PAPELES
DE ECONOMÍA ESPAÑOLA

ANÁLISIS ECONÓMICO DE LA REVOLUCIÓN DIGITAL

funcas

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA es una revista que edita trimestralmente Funcas. La revista pretende ofrecer una información rigurosa y responsable de los problemas económicos españoles. Cinco son los criterios a los que PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA desea ajustar su contenido.

- La plena libertad intelectual de quienes colaboran en sus páginas.

- La responsabilidad de las opiniones emitidas y el respaldo riguroso de las afirmaciones realizadas mediante datos y pruebas que avalen los planteamientos efectuados y las soluciones propuestas.

- El compromiso de las opiniones con los problemas planteados. La economía española se encuentra ante uno de los mayores retos de su historia, y dar opiniones comprometidas en estos momentos es obligación ineludible de los profesionales más cualificados.

- La búsqueda y la defensa de los intereses generales en los problemas planteados.

- La colaboración crítica de los lectores, para que nuestros Papeles se abran al diálogo y la polémica, si fuera preciso, para buscar soluciones a problemas de la economía española.

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA se ofrece como un medio de expresión a cuantos se interesen por nuestros temas económicos, cumpliendo con el único requisito de la previa aceptación de las colaboraciones remitidas por el Consejo de Redacción que, sin embargo, respetuoso con la libertad intelectual no modificará las ideas, opiniones y juicios expresados por los autores ni tampoco se solidarizará con ellas.

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA está abierta a la colaboración de todos los investigadores que deseen aportar sus trabajos sobre temas referentes a la economía española. Los envíos de originales deberán hacerse al Departamento de Edición y Documentación de Funcas, Caballero de Gracia, 28. 28013 Madrid.

PAPELES
DE ECONOMÍA ESPAÑOLA

157

2018

ISSN: 0210-9107

PATRONATO

Isidro Fainé Casas
(Presidente)
José María Méndez Álvarez-Cedrón
(Vicepresidente)
Fernando Conlledo Lantero
(Secretario)

Carlos Egea Kravel
Miguel Ángel Escotet Álvarez
Amado Franco Lahoz
Manuel Menéndez Menéndez
Pedro Antonio Merino García
Antonio Pulido Gutiérrez
Victorio Valle Sánchez
Gregorio Villalabeitia Galarraga

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA

DIRECTORES

Eduardo Bandrés Moliné
José Félix Sanz Sanz

CONSEJO DE REDACCIÓN

Carlos Ocaña Pérez de Tudela
(Director)
Santiago Carbó Valverde

Elisa Chuliá Rodrigo
Juan José Ganuza
Raymond Torres

COORDINADORA DE EDICIÓN Y DOCUMENTACIÓN

Myriam González Martínez

PORTADA

Advantia Comunicación Gráfica

EDITA

Funcas
Caballero de Gracia, 28. 28013 Madrid

IMPRIME

Advantia Comunicación Gráfica, S.A.

Depósito legal: M. 402-1980
ISSN: 0210-9107
Precio del número impreso: 15 €
Versión digital: Gratuita
Periodicidad: Trimestral
Materia: Economía digital
Disponible en formato digital: www.funcas.es

FSC
www.fsc.org
MIXTO
Papel procedente de fuentes responsables
FSC® C103654

© Funcas. Todos los derechos reservados. Queda prohibida la reproducción total o parcial de esta publicación, así como la edición de su contenido por medio de cualquier proceso reprográfico o fónico, electrónico o mecánico, especialmente imprenta, fotocopia, microfilm, *offset* o mimeógrafo, sin la previa autorización escrita del editor.

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA, N.º 157, 2018. ISSN: 0210-9107

«Análisis económico de la revolución digital»

coordinado por Juanjo José Ganuza y Gerard Llobet

SUMARIO

INTRODUCCIÓN EDITORIAL

Análisis económico de la revolución digital V

COLABORACIONES

I. PLATAFORMAS DIGITALES E INFORMACIÓN

Plataformas digitales y compatibilidad: una vieja historia en un mundo nuevo: 2 *Juan Manuel Sánchez-Cartas*

Información asimétrica y sistemas de evaluación: el reto de las plataforma digitales: 24 *Michelangelo Rossi*

La sala de máquinas de las plataformas digitales: opiniones, evaluaciones y recomendaciones: 42 *Paul Belleflamme y Martin Peitz*

II. MECANISMOS DE PRECIOS Y BÚSQUEDA

Precios personalizados en la economía digital: 70 *Juanjo José Ganuza y Gerard Llobet*

Desarrollos recientes en las subastas de publicidad *online*: 85 *Francesco Decarolis Maris Goldmanis y Antonio Penta*

Búsqueda de consumidores en los mercados digitales: 109 *José L. Moraga González*

III. NUEVOS MODELOS DE NEGOCIOS DIGITALES

El *crowdfunding* y la financiación del emprendimiento: 128 *Carlos Bellón y Pablo Ruiz-Verdú*

La digitalización y las industrias de contenido: 151 *Luis Aguiar y Joel Waldfogel*

Análisis económico de la economía *gig* con una: aplicación al sector del taxi en España: 173 *Mateos Silos Ribas*

Un análisis económico de los agregadores de noticias: 199 *Doh-Shin Jeon*

IV. NUEVAS TECNOLOGÍAS

Aplicación del aprendizaje automático al análisis económico y la formulación de políticas:	216	*Stephen Hansen*
Bitcóin: ¿una revolución?:	235	*Guillaume Haeringer y Hanna Halaburda*
Big Data y política de la competencia:	251	*Adina Claici*

ANÁLISIS ECONÓMICO DE LA REVOLUCIÓN DIGITAL

INTRODUCCIÓN EDITORIAL

INTERNET, y las tecnologías que han surgido a su alrededor, han propiciado una revolución digital que está modificando progresivamente la vida cotidiana de las personas, así como la economía en su conjunto. En 2006, de las diez mayores empresas del mundo por capitalización bursátil, ocho pertenecían al sector de energía y financiero. En 2016, es decir, solo diez años después, cinco de las diez mayores empresas (incluyendo las tres primeras, Apple, Alphabet y Microsoft) correspondían al sector de tecnologías de la información, y tan solo quedaba una compañía del sector de energía y financiero en el *ranking* de las diez primeras (1). Este cambio refleja a las claras el impacto de las innovaciones asociadas a las nuevas plataformas, el aprendizaje automático (*machine learning*) o la economía colaborativa en numerosos mercados. El monográfico que aquí presentamos pretende ofrecer una visión de esta revolución digital desde una óptica económica.

El propósito de este número no es describir los fenómenos que han surgido al calor de esta revolución, sino volver la mirada sobre los retos y efectos disruptivos que probablemente ocasionará la economía digital. En este sentido, se identifican tres tipos de retos. Primero, el auge de las nuevas empresas *superstar*, como Amazon, Alphabet (Google), Microsoft o Facebook, ha suscitado recelos entre los reguladores y autoridades de la competencia de todo el mundo. Dado que los mercados en los que operan estas nuevas empresas se caracterizan por ser *winner-take-all* —es decir, donde el ganador se queda con todo el mercado—, la tendencia natural de los agentes, en ausencia de regulación, es a crear nuevos monopolios. Por otro lado, estos semimonopolios (p. ej., Google controla cerca del 90 por 100 del mercado de búsquedas en Europa) son muy distintos de los mastodontes de los siglos XIX y XX, como Standard Oil, IBM, Ford o General Motors: poseen pocos activos físicos en comparación con su nivel de capitalización, no están protegidos por las típicas barreras de entrada, como economías de escala, y algunos de los recién llegados, como Spotify o Uber, cuentan con una amplia base de clientes pero, aun así, incurren en grandes pérdidas. Además, muchos de los servicios digitales son gratuitos para los consumidores o, mejor dicho, aparentan ser gratuitos, puesto que se usan para recopilar datos sobre sus hábitos y preferencias.

INTERNET, Y LAS TECNOLOGÍAS QUE HAN SURGIDO A SU ALREDEDOR, HAN PROPICIADO UNA REVOLUCIÓN DIGITAL QUE ESTÁ MODIFICANDO PROGRESIVAMENTE LA VIDA COTIDIANA DE LAS PERSONAS, ASÍ COMO LA ECONOMÍA EN SU CONJUNTO

Este último aspecto relacionado con los datos es también una de las fuentes del segundo de los retos que la economía digital probable-

mente plantee a la sociedad del futuro. La interacción entre consumidores y empresas está experimentando cambios de gran calado. La información es el nuevo oro de esta era digital. Su explotación mediante técnicas de aprendizaje automático está creando una tensión entre el suministro de unos servicios mejores y más baratos a los consumidores y la protección de una privacidad que, hasta ahora, se daba por sentada. La información generada sobre las preferencias de los consumidores también permite un mejor emparejamiento con los nuevos productos y servicios, posibilitando el florecimiento de mercados nicho. El fenómeno *long-tail* que tradicionalmente ha estado asociado a los bienes culturales está extendiéndose al resto de las áreas de la economía. El desarrollo de sistemas de evaluación y recomendación está reforzando la transparencia y reduciendo los problemas de selección adversa y de riesgo moral que solían aquejar a algunos mercados. Como resultado, la economía colaborativa, circunscrita en un inicio a la venta de productos, ahora está penetrando también en los servicios personales, como el alojamiento temporal o el transporte (en coche compartido).

LA INFORMACIÓN ES EL NUEVO ORO DE ESTA ERA DIGITAL

Las nuevas tecnologías también están alterando la manera en que los agentes económicos interactúan entre sí. La utilización de monedas digitales, como ethereum o bitcóin, y la inversión en plataformas de *crowdfunding* plantean una importante amenaza al papel que hasta ahora desempeñaban las entidades financieras en la economía.

Por último, el modo de lidiar que tiene la ciencia económica con la mayoría de estas cuestiones está sometiéndose a replanteamiento. El paradigma clásico, basado en una situación en la que la interacción entre los agentes venía determinada por las fronteras geográficas, por la escasez de información y por unos costes de transacción elevados, está dejando paso a una nueva realidad de mercados globales, cantidades ingentes y endógenas de información, y costes de transacción en descenso. Esta transición implicará retos metodológicos en la forma de modelizar estos nuevos fenómenos y de procesar la información, así como una reorientación del foco desde los modelos de competencia convencionales.

Este número de PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA, coordinado por **Juan José Ganuza** y **Gerard Llobet** pretende arrojar algo de luz sobre las cuestiones anteriormente citadas. Con este objeto, se ha recabado la colaboración de algunos de los académicos más destacados de los nuevos campos de conocimiento surgidos a la estela de la economía digital. Para dotar de cohesión al número, los artículos se han agrupado por afinidad temática en los siguientes cuatro bloques.

El primer bloque comienza analizando la creciente importancia de las «plataformas» como componente nuclear de los nuevos modelos de negocio en la economía digital. Tradicionalmente, los productos eran puestos a la venta por comerciantes o intermediarios (p. ej. grandes almacenes, Amazon, etc.), quienes, tras adquirirlos a las empresas productoras de los mismos, los ofrecían a los consumidores. La aparición de Internet dio paso a una eclosión de plataformas (p. ej. Amazon Marketplace, Aliexpress, etc.) en las que los vendedores ofrecen sus productos directamente a los consumidores. El artículo de **Juan Manuel Sánchez-Cartas**, constituye una introducción a la economía de plataformas. En él se define y analiza el concepto de «plataforma» como empresa que media en las transacciones concertadas entre los usuarios suscritos a ella. Dichos usuarios están sujetos a efectos de red y al poder de mercado de la empresa. El autor también discute una de las cuestiones básicas, a saber, quién paga, y cómo la elasticidad de la demanda en cada lado del mercado juega un papel en el esquema de determinación de precios óptimos. Finalmente, el artículo ofrece una taxonomía de plataformas a partir de las dos tipologías extremas posibles. En uno de los dos extremos se sitúan las plataformas que operan cerca de los consumidores y se nutren de los datos que éstos les facilitan. En el otro extremo están las plataformas sin ningún tipo de interacción con los usuarios finales que proveen la infraestructura subyacente que otras plataformas necesitan para prosperar. Es decir, sus clientes son otras plataformas.

LA APARICIÓN DE INTERNET DIO PASO A UNA ECLOSIÓN DE PLATAFORMAS EN LAS QUE LOS VENDEDORES OFRECEN SUS PRODUCTOS DIRECTAMENTE A LOS CONSUMIDORES

En el antiguo modelo de tráfico mercantil, el intermediario certificaba la calidad de los productos que mantenía en *stock*. En la moderna economía digital, los consumidores a menudo compran directamente a los vendedores a través de la plataforma. Este nuevo modelo de negocio requiere la creación de nuevas formas de averiguar la calidad de los productos y servicios ofrecidos. Los siguientes dos artículos abordan distintos aspectos de este cambio propiciado por la implementación de sistemas de reputación y evaluación. El artículo de **Michelangelo Rossi** explora la cuestión de cómo la contratación *online* está sujeta a variantes de los clásicos problemas de selección adversa y de riesgo moral. El artículo analiza la economía digital aplicando un enfoque de «economía de la información», y muestra cómo pueden mitigarse dichos problemas en la práctica gracias a los sistemas de evaluación.

En el artículo de **Paul Belleflamme** y **Martin Peitz,** se desarrollan algunos de los temas anteriormente mencionados, como el impacto de los sistemas de evaluación y recomendación. Uno de los aspectos más notables de estos sistemas es que generan efectos de red. Cuanta más gente utilice la plataforma, mayor será el valor que los usuarios obtengan de las evaluaciones, y más usuarios dejarán una

evaluación. Estos efectos de red son con frecuencia específicos a la plataforma. Por tanto, crean un efecto de *winner-takes-most*. Los autores estudian los incentivos de las plataformas para proporcionar sistemas informativos, y discuten si sus intereses están alineados con la maximización del bienestar social. El artículo concluye explicando cómo los sistemas de recomendación benefician a las empresas nicho al generar más visibilidad para las colas largas del gráfico de frecuencias (*long tail*).

LOS SISTEMAS DE RECOMENDACIÓN BENEFICIAN A LAS EMPRESAS NICHO

El segundo bloque se dedica a analizar los mecanismos de determinación de precios y de búsqueda. Las plataformas tienen efectos sobre el establecimiento de los precios que no se limitan a las comisiones que los agentes deben pagar para suscribirse a ellas. Generan información que se emplea para discriminar precios entre los usuarios finales. En el artículo de **Juan José Ganuza** y **Gerard Llobet**, se estudia cómo la información recopilada por estas plataformas afecta a la conducta de las empresas a la hora de establecer los precios, y qué implicaciones tiene para el bienestar (del consumidor). En el lado negativo, disponer de más información permite a las empresas discriminar precios, es decir, ofrecer precios individualizados en función de la disposición a pagar de cada consumidor, extrayendo una mayor parte de su excedente. En el lado positivo, la discriminación de precios hace posible extender la venta del producto a consumidores que de otro modo no habrían sido atendidos, y permite a las empresas diseñar productos mejor adaptados a sus preferencias. Según la teoría clásica, cuando las empresas disfrutan de poder de mercado, el primero de los dos efectos citados supera a los segundos y, por tanto, el balance total de la discriminación de precios en el bienestar es negativo. La competencia limita la extracción de rentas desde los consumidores, y podría dar un vuelco a este resultado. En el artículo se revisan dichos resultados y se muestra que esta intuición general es más sutil y depende del contexto concreto. Asimismo, los autores analizan los incentivos de las empresas para recopilar información y de los consumidores para facilitarla.

DISPONER DE MÁS INFORMACIÓN PERMITE A LAS EMPRESAS DISCRIMINAR PRECIOS, ES DECIR, OFRECER PRECIOS INDIVIDUALIZADOS EN FUNCIÓN DE LA DISPOSICIÓN A PAGAR DE CADA CONSUMIDOR, EXTRAYENDO UNA MAYOR PARTE DE SU EXCEDENTE

Los usuarios de Internet están también expuestos a anuncios publicitarios durante su visita a cualquier sitio web. Dichos anuncios son específicos a cada consumidor mediante la información recopilada por la plataforma (p. ej., Google, Facebook) a través del uso de *cookies*. Este es un lucrativo negocio y el 86 por 100 de los ingresos de Google (111.000 millones de dólares) (2) proviene de la venta de publicidad, que principalmente se asigna entre los anunciantes utilizando mecanismos de subasta. El artículo de **Francesco Decarolis, Maris Goldmanis** y **Antonio Penta**, es una introducción a los aspectos económicos de las subastas digitales. Los anunciantes pujan por la

colocación de sus anuncios bien como resultado de la búsqueda de los consumidores (palabras clave) bien en forma de anuncios gráficos o de *display*. El artículo describe cómo han evolucionado con el tiempo los formatos de subasta utilizados por las plataformas. Los autores se centran en los dos diseños más exitosos de subasta, el de *subasta generalizada al segundo precio* (utilizado por Google) y el de subasta de Vickrey-Clarke-Groves (utilizado por Facebook). Explican el *trade-off* que existe entre los dos. El primero de ellos genera más ingresos y la regla de adjudicación es más sencilla de entender, pero es estratégicamente complejo. El segundo proporciona una adjudicación eficiente y es estratégicamente simple ya que es óptimo pujar de acuerdo con la valoración hecha por el agente. El artículo finaliza con una discusión sobre las cuestiones abiertas en el diseño de subastas digitales.

EL 86 POR 100 DE LOS INGRESOS DE GOOGLE (111.000 MILLONES DE DÓLARES) PROVIENE DE LA VENTA DE PUBLICIDAD, QUE PRINCIPALMENTE SE ASIGNA ENTRE LOS ANUNCIANTES UTILIZANDO MECANISMOS DE SUBASTA

El segundo bloque se cierra con el artículo de **José Luis Moraga**. En él, se analizan los nuevos patrones de búsqueda del consumidor que han aparecido con la economía digital, y se extraen las principales implicaciones para las políticas sobre competencia y el bienestar. La economía digital no solo ha reducido los costes de búsqueda, sino que también ha afectado el modo en que los consumidores realizan búsquedas entre diferentes productos. Este cambio ha tenido un impacto en la competencia entre las empresas que ahora se preocupan por cómo pueden dirigir las búsquedas de los consumidores hacia sus productos, por ejemplo, a través de variaciones en sus precios.

LA ECONOMÍA DIGITAL NO SOLO HA REDUCIDO LOS COSTES DE BÚSQUEDA SINO QUE TAMBIÉN HA AFECTADO EL MODO EN QUE LOS CONSUMIDORES REALIZAN BÚSQUEDAS ENTRE DIFERENTES PRODUCTOS

El tercer bloque del número pasa revista a algunos de los nuevos modelos de negocio digitales. En su artículo, **Carlos Bellón** y **Pablo Ruiz-Verdú** estudian esta novedosa forma de financiación de proyectos de nueva creación. Comparado con la financiación bancaria convencional, el *crowdfunding* ofrece una nueva forma de afrontar las típicas dificultades de la inversión empresarial. Cuando una empresa acomete un proyecto, su éxito está rodeado de una gran incertidumbre, y la información es asimétrica entre los proveedores de la financiación y el emprendedor, dando lugar a problemas de selección adversa y riesgo moral relacionados con el mal uso de los fondos prestados. Las plataformas de *crowdfunding* pueden paliar algunos de estos problemas. Por ejemplo, estas plataformas facilitan la agregación de información dispersa entre pequeños inversores. Lo que es más importante, permite condicionar la decisión de financiación al resultado de este proceso de agregación, reduciendo el riesgo y el coste global para los proveedores de la financiación. El artículo revisa las principales contribuciones a esta nueva y creciente rama de la literatura.

EL *CROWDFUNDING* OFRECE UNA NUEVA FORMA DE AFRONTAR LAS TÍPICAS DIFICULTADES DE LA INVERSIÓN EMPRESARIAL

Las plataformas de contenidos *online* son el objeto de estudio del artículo de **Luis Aguiar** y **Joel Waldfogel**. Internet ha redefinido la naturaleza y las fronteras de muchos mercados. Sin embargo, pocos han sufrido un impacto tan grande como las industrias de música y de contenidos. Estas industrias han evolucionado desde un modelo de negocio basado sobre todo en la venta de contenidos, caminando hacia modelos de suscripción para consumidores y otros tipos de contratos con artistas que abarcan los ingresos por conciertos y la venta de *merchandising*. En el caso de los generadores de contenido, esa transición ha significado una reducción de sus ingresos a corto plazo pero, al mismo tiempo, al facilitar el acceso de los consumidores a nuevos contenidos, ha incrementado la diversidad de la oferta. Este artículo aporta una evaluación del efecto global de esta revolución utilizando estudios empíricos recientes.

INTERNET HA REDEFINIDO LA NATURALEZA Y LAS FRONTERAS DE MUCHOS MERCADOS. SIN EMBARGO, POCOS HAN SUFRIDO UN IMPACTO TAN GRANDE COMO LAS INDUSTRIAS DE MÚSICA Y DE CONTENIDOS

Los modelos tradicionales del mercado de movilidad también se encuentran amenazados por la economía digital. En muchas ciudades, plataformas como Uber o Lyft se han tornado en poderosos competidores de la otrora hegemónica industria del taxi. El artículo de **Mateo Silos**, estudia este cambio, y explica las mejoras tecnológicas que los nuevos entrantes han introducido en el mercado. Detalla cómo las nuevas tecnologías permiten superar las clásicas distorsiones de mercado que sirvieron para justificar la protección de la que disfrutaba el sector del taxi en el pasado. También utiliza el caso de España para ilustrar la magnitud de las consecuencias de mantener la regulación actual del taxi, cuyo coste para el bienestar general estima en torno a 324 millones de euros al año en España.

LOS MODELOS TRADICIONALES DEL MERCADO DE MOVILIDAD TAMBIÉN SE ENCUENTRAN AMENAZADOS POR LA ECONOMÍA DIGITAL

Más allá de su impacto económico, la industria digital también ha tenido un impacto más general en la sociedad. Ha modificado la manera de generar las noticias y de ser consumidas por los lectores. En su artículo, **Doh-Shin Jeon** analiza uno de los aspectos más relevantes: la aparición de los agregadores de noticias como Google News. Dichos agregadores facilitan a los consumidores extractos de noticias procedentes de diversas fuentes y los presenta de forma acorde a sus intereses. La literatura económica ha identificado dos posibles efectos opuestos derivados de estos nuevos intermediarios en el mercado de noticias. Por un lado, un efecto de «robo de mercado», en la medida en que a algunos lectores potenciales les basta con la información extractada que les proporciona el agregador y no visitan el periódico. De otro lado, un efecto de «expansión de mercado», ya que los consumidores están expuestos a periódicos competidores que de otro modo nunca habrían visitado. La literatura empírica indica que suele

dominar el segundo de los dos efectos citados. Este artículo revisa la literatura tanto teórica como empírica y aporta recomendaciones en términos de política.

El aprendizaje automático (o *machine learning*) utiliza algoritmos para descubrir patrones en los datos, permitiendo a los ordenadores llevar a cabo tareas complejas. Esta área ha crecido en los últimos años debido al aumento exponencial de la disponibilidad de datos y al creciente poder de computación de los ordenadores. Esta tecnología está detrás de los coches sin conductor o de los sistemas de reconocimiento de voz. En este sentido, el último bloque del número está dedicado al análisis de las nuevas tecnologías. El primer artículo es de **Stephen Hansen** y en él se ofrece una introducción a este campo, explicando el aprendizaje supervisado y no supervisado, y se analizan algunas aplicaciones al campo de las mediciones y proyecciones económicas.

MÁS ALLÁ DE SU IMPACTO ECONÓMICO, LA INDUSTRIA DIGITAL TAMBIÉN HA TENIDO UN IMPACTO MÁS GENERAL EN LA SOCIEDAD. HA MODIFICADO LA MANERA DE GENERAR LAS NOTICIAS Y DE SER CONSUMIDAS POR LOS LECTORES

Uno de los acontecimientos que más controversia ha generado en la economía digital en los últimos años ha sido la creciente relevancia que han adquirido las criptomonedas y, en particular, el bitcóin**.** Los economistas no se ponen de acuerdo sobre el potencial impacto de estas nuevas monedas virtuales en el sector financiero, ni sobre sus posibles repercusiones para la economía en su conjunto. El bitcóin ha aumentado drásticamente de valor pero, al mismo tiempo, ha sido criticado por su volatilidad, por la opacidad que permite y por el elevado consumo de energía que precisa su *minería*. El debate sobre esta moneda ha eclipsado la principal tecnología que ha contribuido a hacer realidad el bitcóin y otras criptomonedas: el *blockchain* o cadena de bloques. El artículo de **Guillaume Haeringer** y **Hanna Halaburda** explica cómo funcionan las criptomonedas. También aporta una introducción a la tecnología de la cadena de bloques que se encuentra detrás de ellas y analiza su potencial para otras aplicaciones como los *smart contracts* o contratos inteligentes.

EL APRENDIZAJE AUTOMÁTICO (O *MACHINE LEARNING*) UTILIZA ALGORITMOS PARA DESCUBRIR PATRONES EN LOS DATOS, PERMITIENDO A LOS ORDENADORES LLEVAR A CABO TAREAS COMPLEJAS

UNO DE LOS ACONTECIMIENTOS QUE MÁS CONTROVERSIA HA GENERADO EN LA ECONOMÍA DIGITAL EN LOS ÚLTIMOS AÑOS HA SIDO LA CRECIENTE RELEVANCIA QUE HAN ADQUIRIDO LAS CRIPTOMONEDAS Y, EN PARTICULAR, EL BITCÓIN

El volumen se cierra con el artículo de **Adina Claici**. En él se analiza cómo el uso masivo de datos por las empresas probablemente modifique la competencia, y cómo han intervenido hasta el momento las autoridades encargadas de velar por la competencia. Debido a que los mercados utilizan masivamente los datos, también tienden a ser concentrados, la primera cuestión a verificar es si los datos constituyen una barrera de entrada que impide la competencia, o si no es el caso. Esta cuestión tiene implicaciones para las decisiones sobre fusiones, como pone de manifiesto el caso de Whatsapp y Facebook que se aborda en el artículo. El *big data* también tiene implicaciones sobre

EL USO DE DATOS PUEDE FACILITAR LA COLUSIÓN ENTRE EMPRESAS, POR EJEMPLO, MEDIANTE EL USO DE ALGORITMOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO NO SUPERVISADOS

la posibilidad de que las empresas grandes abusen de su posición dominante. El artículo incluye una exhaustiva discusión de este riesgo a partir del caso de Google Shopping. Finalmente, se analiza de qué modo el uso de datos puede facilitar la colusión entre empresas, por ejemplo, mediante el uso de algoritmos de aprendizaje automático no supervisados.

NOTAS

(1) «The Rise of Superstars», *The Economist,* 17 de septiembre de 2016.

(2) *The Economist* «Give me a break» (17 de febrero de 2018).

COLABORACIONES

I.
PLATAFORMAS DIGITALES E INFORMACIÓN

PLATAFORMAS DIGITALES Y COMPATIBILIDAD: UNA VIEJA HISTORIA EN UN MUNDO NUEVO (*)

Juan Manuel SÁNCHEZ-CARTAS

Universidad Politécnica de Madrid

Resumen

Las plataformas digitales se comunican entre sí. Intercambian datos sobre sus usuarios mediante protocolos comunes que crean redes de compatibilidad entre las plataformas. Sin embargo, la utilización que hacen de los datos no es homogénea; algunas plataformas comparten los datos de forma gratuita, mientras que otras los venden. En este artículo se analiza el papel de la compartición de datos entre plataformas, y cómo afecta ese comportamiento a la intuición económica tradicional. Se describe la función que desempeñan los datos en la nueva generación de plataformas digitales; cómo en algunos casos sigue siendo válido el marco económico clásico; y los nuevos comportamientos que son exclusivos de las plataformas digitales. Para terminar, nuestras conclusiones se contextualizan en un análisis del mercado de los dispositivos de actividad física (*fitness trackers*).

Palabras clave: compatibilidad, plataformas digitales, *fitness trackers,* competencia digital.

Abstract

Digital platforms communicate with each other. They exchange data about their customers using common telecommunication protocols that create compatibility networks among platforms. However, the use of data is not homogeneous, some platforms freely share their data, and others sell data. In this work, we study the role of data sharing among platforms, and how this behavior affects traditional economic insights. We describe the role of data in the new generation of digital platforms, how the old economic insights still apply in some cases and the new behaviors that are exclusive of digital platforms. Lastly, we contextualize our findings by analyzing the fitness-tracker market.

Key words: compatibility, digital platforms, fitness-trackers, digital competition.

JEL classification: L10, L15, L86.

I. LAS PLATAFORMAS ESTÁN CAMBIANDO NUESTRA VIDA

NUEVE de la mañana, domingo. Susan realiza sus ejercicios de calentamiento antes de salir a correr. Enciende su iPod, donde tiene más de cien canciones, todas perfectamente organizadas en sus listas de reproducción. Sabe que acaba de publicarse un nuevo *hit* y la noche anterior había sincronizado su iPod con Spotify. Antes de salir a la calle, echa una ojeada a su reloj inteligente. Su Garmin está encendido y dice que el monitor de frecuencia cardíaca está listo. Puede empezar su sesión de *jogging*. También comprueba el móvil: quiere grabar el recorrido, pero además le gustaría recibir actualizaciones en tiempo real de su amiga Eva, que también está entrenándose por allí cerca.

Susan repite este ritual cada domingo. Lo hace automáticamente: para ella es tan natural como el calentamiento previo. Pero Susan no es una *tecnoadicta*. Es una chica como todas las demás. Las plataformas ya forman parte de su vida. Y no es la única. Vivimos rodeados de plataformas: están en todas partes y están modificando el comportamiento de empresas, de personas e incluso de gobiernos. Esta revolución está basada en intercambios, transacciones y conexiones entre las personas. Y gracias a las tecnologías de la información y la comunicación (TIC), las consecuencias de esos intercambios se vuelven globales y transforman nuestro modo de comprar, de comunicarnos y hasta de hacer deporte.

La idea de poner en contacto a dos o más grupos de personas que se necesitan mutuamente no es nueva. La prensa, las revistas académicas e incluso las ferias comerciales hacen algo parecido: «conectan» a lectores con anunciantes, a investigadores con lectores, y a compradores con vendedores. Sin embargo, las TIC han permitido trasladar esa idea al mundo entero. Los periódicos tradicionales o las ferias adolecen de dos inconvenientes que no tienen las plataformas digitales: el papel físico y la presencia física. Para aprovechar lo que pasa en una feria, tienes que estar allí. Para leer un periódico, necesitas un ejemplar. En ambos casos, cuesta dinero imprimir un periódico o poner un *stand* en una feria. Las plataformas digitales esquivan esas trabas: no hay que estar físicamente en ningún sitio y las copias pueden obtenerse de forma gratuita. El mismo «mensaje» puede transmitirse a millones de personas casi sin coste alguno.

Esas dos características han hecho posible que las plataformas digitales adquieran una dimensión global: cuanto mayor

es el número de usuarios, más aumenta su importancia. Todas las plataformas están hechas de sus usuarios. Amazon consiste en vendedores y compradores, Facebook se compone de usuarios y anunciantes, Youtube está formada por público y comunicadores (*youtubers*), etcétera. ¿En qué momento de la historia ha alcanzado un servicio esa relevancia mundial? Nunca hasta ahora. Y es una revolución que está haciendo surgir nuevos comportamientos, trabajos, servicios, normativas, etc., en todo el mundo.

Los *youtubers* y los *influencers* se han vuelto más importantes que las celebridades a la hora de promocionar productos (1). En las ciudades han aparecido nuevos servicios que compiten con los tradicionales, como Uber y Lyft. Esto es un motivo de inquietud para los reguladores, que ven cómo las plataformas están aprovechando los vacíos legales para generar sus nuevos negocios (2).

No obstante, cada una de esas plataformas no constituye un fenómeno aislado. Tienden a relacionarse entre sí mediante redes complejas. Algunas se han construido sobre otras plataformas, que conforman el estándar de referencia, como Android o iOS. Otras están creando nuevos ecosistemas encima de esas plataformas, como Garmin Connect o Facebook. Y otras están creando redes complejas en las que los usuarios de unas redes pueden enviar datos a redes competidoras. La compatibilidad nos permite crear nuevas plataformas sobre las anteriores a través de protocolos comunes de comunicaciones, pero también enviar y recibir datos de otras plataformas, tanto socias como competidoras.

La forma en la que esas plataformas se relacionan entre sí y se intercambian datos es una cuestión de gran trascendencia para los reguladores. Plataformas globales como Facebook o Google han creado ecosistemas dinámicos con millones de usuarios y desarrolladores que generan enormes flujos de datos, los cuales se intercambian entre ellas. Pero ¿en qué medida el uso de los datos por esas redes influye en nuestras intuiciones económicas? ¿Podemos confiar en los conceptos tradicionales? ¿O esta vez es diferente?

Volvamos a Susan para comprobar de qué modo utilizan nuestros datos las plataformas y cómo la compatibilidad está modificando la competencia en esos mercados.

II. PLATAFORMAS ECONÓMICAS: ¿QUÉ SON?

Hemos hablado de plataformas, pero aún no las hemos definido. Dediquemos un momento a repasar las definiciones de «plataforma» propuestas por la literatura académica. ¿Qué es una plataforma? Las definiciones son muy diversas en función de la perspectiva (ingeniería, informática, economía, etc.). Pero lo que aquí nos interesa son las plataformas económicas, también denominadas plataformas bilaterales/multilaterales. De forma resumida, una plataforma multilateral es un servicio que «coordina la demanda de grupos distintos de usuarios que de algún modo se necesitan mutuamente» (Evans, 2003).

Por desgracia, no existe una definición clara y generalmente aceptada de las plataformas multilaterales (3), como han señalado van Damme *et al.* (2010), Evans (2011) o la OCDE (2009). En realidad, *reconoces un mercado [multilateral] cuando lo ves*, dicen Rochet y Tirole (2006).

Identificarlas plantea varios problemas. Por una parte, debemos definir lo que queremos decir cuando hablamos de «plataformas», ya que a efectos estadísticos no existe una categoría oficial de «sector de las plataformas». De hecho, las plataformas son tecnologías susceptibles de utilizarse en un gran número de sectores (véase Evans, Hagiu y Schmalensee, 2008). En este caso, podemos considerar una plataforma como una tecnología (o un procedimiento) que minimiza los costes de transacción o como una tecnología que crea valor al posibilitar transacciones que no podrían producirse de otro modo (véase Evans y Schmalensee, 2005). No obstante, esa definición es muy amplia y, en la práctica, casi todos los mercados podrían considerarse un caso particular de mercados multilaterales.

El término «mercados (plataformas) bilaterales» lo acuñaron Rochet y Tirole (2003). Sin embargo, los modelos ya los habían estudiado Parker y Van Alstyne (2000), Caillaud y Jullien (2001) y Caillaud y Jullien (2003). En los dos últimos casos, se refieren a las plataformas como a meros intermediarios (o «cibermediarios», como ellos los denominan) (4). Al principio, Rochet y Tirole propusieron una definición que consideraba a los mercados y las plataformas una misma cosa. Según esa definición, una plataforma era un mercado bilateral si el número de transacciones de la

plataforma podía verse influido modificando quién pagaba más y quién pagaba menos. Si era así, estábamos ante una plataforma (5).

Por ejemplo, en el mercado de tarjetas de crédito, los compradores no suelen pagar por la transacción, pero los vendedores sí. Si dividimos a partes iguales el precio pagado por los vendedores entre vendedores y compradores, el número de transacciones cambiará: habrá menos compradores que estén dispuestos a pagar con tarjeta de crédito, y también habrá menos vendedores que aceptarán tarjetas de crédito. El principal defecto de esta definición es que solo se basa en la estructura de precios y solo tiene en cuenta aquellos mercados en los que las plataformas pueden controlar las transacciones, como los de tarjetas de crédito. No se toman en consideración mercados como la prensa, donde la plataforma (periódico) no puede controlar el interés de los lectores por la publicidad.

Evans (2003) fue uno de los primeros en proponer una definición más amplia: «Las plataformas multilaterales coordinan la demanda de grupos distintos de usuarios que de algún modo se necesitan mutuamente». A diferencia de la definición de Rochet y Tirole, la de Evans tiene en cuenta la posibilidad de plataformas que no controlen las transacciones. La principal carencia de esta definición es su excesiva generalidad. Prácticamente todas las relaciones pueden cumplir la condición de Evans de que «de algún modo se necesitan mutuamente».

Por otro lado, la gran contribución de Rochet y Tirole es poner de manifiesto la diferencia entre mercados unilaterales y multilaterales. En otras palabras, lo que importa en realidad es quién paga por el servicio. Esta definición hace hincapié en el papel esencial de los efectos indirectos de red. Por ejemplo, pensemos en una discoteca en la que el precio de la entrada sea de diez euros para los hombres y de cinco euros para las mujeres. El precio total pagado por ambos lados es de 15 euros, pero si distribuimos el precio a partes iguales (7,5 euros cada uno), ¿permanecerá igual el número de personas que acuden al local? Si la respuesta es no, posiblemente estemos ante una plataforma bilateral.

Rochet y Tirole reconocen que, según su definición, casi todas las empresas serían una plataforma bilateral. Sin embargo, afirman que, al menos en entornos competitivos, las empresas suelen ser plataformas unilaterales *de facto*, ya que si el número de empresas tiende a infinito, los efectos de red tienden a cero. Es decir: sin efectos de red no hay plataforma multilateral. Cuanto mayor sea el número de plataformas, menos probable será que estemos ante una plataforma bilateral (6). Aun así, la inmensa mayoría de la literatura ha optado por manejar una definición más clara y sencilla (también señalada por Rochet y Tirole), a saber, la presencia de efectos de red indirectos: *la utilidad en el lado «i» se incrementa con el número de miembros del lado «j»*. En general, muchas definiciones se basan en la existencia de esas externalidades, como las de Evans (2003), Schiff (2003), Wright (2004), Ambrus y Argenziano (2004), Hagiu (2004), Jullien (2005), Anderson y Coate (2005), Parker y Van Alstyne (2005), Armstrong y Wright (2007), Parker y Van Alstyne (2005), Evans, Hagiu and Schmalensee (2008), Weyl (2010), Weisman y Kulick (2010), Ivaldi, Sokullu y Toru (2011), pero no todos los autores comparten esa idea.

Hagiu y Wright (2015) critican el enfoque de Rochet y Tirole y proponen una definición de negocios multilaterales basada en dos características:

- existencia de interacciones directas entre dos o más lados;
- que cada uno de los lados esté afiliado a la plataforma.

Cuando hablan de «interacción directa» se refieren a que dos o más lados conservan el control de las condiciones esenciales de la interacción. Por ejemplo, en la plataforma Uber hay dos lados: el de los usuarios y el de los conductores. Los conductores conservan los derechos de control del vehículo (es su coche), a diferencia de los intermediarios unilaterales (empresas de taxis), que tienen el control total de su flota. Esa es la principal diferencia entre los universos unilaterales y los multilaterales. Por «afiliados» quieren decir que los usuarios de cada uno de los lados realizan conscientemente inversiones específicas en la plataforma que son necesarias para que puedan interactuar directamente con el otro lado; por ejemplo, pagando cuotas de afiliación o gastos de registro. En el ejemplo de Uber, tanto los usuarios como los conductores tienen que dedicar algún tiempo a registrarse en la app. La afiliación ayuda a distinguir plataformas multilaterales de proveedores.

La aportación más notable de Hagiu y Wright es que su definición no requiere la referencia a efectos indirectos o efectos cruzados de red. No los consideran necesarios ni suficientes para definir una plataforma multilateral. Sin embargo, como consecuencia de la «afiliación» o de la «interacción directa», podrían producirse efectos de red indirectos. Estos autores consideran que la hipótesis de Rochet y Tirole según la cual todos los mercados con efectos de red indirectos son mercados bilaterales no es correcta, y lo explican de este modo: «Nótese que los efectos de red indirectos no se limitan a las plataformas multilaterales [...]. [En] las firmas de consultoría tradicionales, los clientes se dirigirán preferentemente a una firma que ya cuente con un gran número de clientes, ya que esa condición les garantizará el acceso a un mayor número de consultores cualificados».

Dado que resulta tan complejo definir un mercado bilateral, es frecuente que distintos estudios manejen distintas definiciones. Algunos autores, como Filistrucchi y Klein (2013) o Evans, Hagiu y Schmalensee (2008), han mostrado lo ambigua que es la realidad. De hecho, Filistrucchi y Klein (2013) y Rysman (2009) afirman que, en teoría, la definición de Rochet y Tirole puede incluir casos unilaterales. Otra crítica a las definiciones de Rochet y Tirole y de Evans es que todas ellas se refieren a «mercados», no a negocios o plataformas como en el caso de Hagiu y Wright. Rysman y Evans esgrimen la misma crítica. Señalan que la definición de mercados multilaterales no es totalmente correcta, pues es difícil encontrar «mercados multilaterales puros». En cambio, es frecuente encontrar «negocios/plataformas multilaterales». En algunos mercados hay empresas que utilizan estrategias multilaterales y empresas que emplean estrategias unilaterales.

Rysman (2009) pone como ejemplo a Amazon, que era una plataforma unilateral en el mercado de libros y una plataforma multilateral en otros mercados. Por ese motivo, para Rysman es importante centrarse en las estrategias adoptadas por las compañías, ya que la *multilateralidad* es una decisión endógena de las empresas. La principal cuestión no reside en saber si un mercado es multilateral, ya que prácticamente todos los mercados podrían ser multilaterales en alguna medida; lo relevante es conocer la importancia de los aspectos multilaterales.

Dato 1. *Existen numerosas definiciones de plataformas bilaterales/multilaterales. Muchas de ellas utilizan los términos «plataforma» y «mercado» de forma intercambiable. No obstante, casi todas hacen hincapié en el papel de un habilitador tecnológico (la plataforma) que intermedia entre las transacciones de dos o más lados.*

En general, la gran mayoría de autores y organismos internacionales reconocen que aún no existe una definición universalmente aceptada de mercados o plataformas multilaterales. Hay consenso sobre la noción de dos o más grupos de agentes que se necesitan de algún modo y que utilizan plataformas para intermediar en sus transacciones. También hay acuerdo en que es más importante determinar los vínculos que existen entre los dos lados del mercado que el propio mercado (OCDE, 2009; Filistrucchi, Geradin y Van Damme, 2012; o Weyl, 2010). Weyl señala que, si bien las definiciones tienen sus carencias, pueden identificarse tres características generales de los mercados multilaterales:

- *Hay una empresa multiproducto:* una plataforma ofrece servicios diferenciados a dos (o más) lados del mercado.
- *Existen efectos cruzados de red:* las ventajas que obtienen los usuarios de un lado por participar dependen de la participación de los usuarios en el otro lado del mercado.
- *Poder de mercado bilateral:* las plataformas son fijadores de precios en ambos lados del mercado.

El autor argumenta que cuando falte cualquiera de estas condiciones otros modelos más simples y fáciles de entender serán una mejor opción. Si una plataforma no cobra explícitamente distintos precios a distintos grupos de usuarios, lo más correcto es considerarla una empresa unilateral. Obviamente, el papel de una plataforma dependerá del mercado en el que opere. Las definiciones de multilateralidad, por tanto, son polémicas: no existe consenso. Sin embargo, como señalan Filistrucchi, Gerardin, Van Damme (2012): «Aunque a primera vista sigue existiendo cierto debate sobre la definición exacta de mercado bilateral, las distintas definiciones propuestas parecen ser lo bastante coherentes como para permitir la identificación práctica de mercados bilaterales» (7).

Dato 2. *No hay consenso sobre la definición de mercados bilaterales/multilaterales. No obstante, su identificación práctica está asociada a la presencia*

de dos o más grupos de agentes que se necesitan mutuamente de algún modo y que utilizan plataformas para intermediar sus transacciones.

1. Fijación de precios en las plataformas. ¿Quién paga?

Lo que hace interesantes y diferentes a las plataformas multilaterales es el modo en que fijan los precios. Hemos citado antes el ejemplo de la discoteca que cobra un precio diferente a hombres y a mujeres. Ese esquema de precios asimétrico es la principal característica de las plataformas multilaterales.

Las plataformas saben que algunos grupos de consumidores valoran más la presencia de otros grupos de consumidores (efectos de red indirectos). Por ejemplo, lectores y anunciantes, hombres y mujeres, compradores y vendedores, etc. Sin embargo, algunos consumidores valoran más que otros la presencia de consumidores del otro tipo (por término medio, los hombres valoran más la presencia de las mujeres). En esas circunstancias, a las plataformas les resulta rentable reducir el precio en uno de los lados (mujeres) para aumentar el número de consumidores de ese tipo y así atraer a más consumidores del otro lado (hombres). En resumen, las plataformas multilaterales tienden a establecer una estructura de precios asimétrica en la que uno de los lados es rentable y el otro es deficitario (8). Este esquema de precios asimétrico es habitual en mercados, como el de las tarjetas de crédito. Los vendedores tienen que pagar una comisión por transacción, mientras que los usuarios no la pagan. Otro ejemplo sería el de las plataformas de medios. Los periódicos o los programas de televisión gratuitos lo son porque de esa forma pueden cobrar tasas más altas a los anunciantes (9).

Dato 3. *Las plataformas multilaterales tienden a establecer una estructura de precios asimétrica en la que uno de los lados es rentable y el otro lado es deficitario.*

Esa asimetría de precios se debe a los efectos indirectos de red y genera un reto importante porque rompe algunas de las reglas de fijación de precios tradicionales. Por ejemplo, Evans (2003) señala que existe una desconexión entre los precios y los costes marginales. Esta característica contrasta con los mercados unilaterales, en los que hay una clara relación entre precios y costes. Evans (2011) aduce que es posible que una plataforma responda a un incremento del coste de un lado con un aumento de los precios del otro lado. Sobre esta relación entre precios y costes, Jullien (2005) argumenta que en las plataformas multilaterales es habitual observar precios que no están relacionados con los costes marginales. Desde el punto de vista social, Rysman (2009) señala: «Teóricamente, suele ser difícil determinar si un precio dado de un mercado bilateral es más alto o más bajo de lo que sería socialmente óptimo, o incluso si un aumento de la competencia haría subir o bajar el precio existente». En los mercados tradicionales, en cambio, se considera que un aumento del número de empresas implica un aumento de la competencia y del bienestar.

Dato 4. *Los precios de las plataformas multilaterales tienden a estar desconectados de los costes. Incluso los precios socialmente óptimos pueden no estar relacionados con los costes. Esa situación se debe a los efectos de red indirectos. La optimalidad exige que algunos lados sean subvencionados por otros. Ni los precios superiores a los costes siempre indican poder de mercado ni unos precios inferiores a los costes marginales siempre indican depredación.*

En los mercados multilaterales encontramos dos tipos de precios: tarifas de afiliación y comisiones por transacción. Los primeros se refieren al precio que paga un usuario por acceder al mercado; por ejemplo, el precio que pagan los lectores para leer un periódico digital. Los segundos aluden al precio pagado cada vez que se produce una transacción, como la comisión abonada por un vendedor cada vez que un comprador paga con tarjeta de crédito. En algunos mercados conviven los dos tipos: una plataforma digital puede exigir una suscripción mensual, pero además es posible que haya que abonar una comisión adicional por cada minuto de uso para acceder a contenidos específicos. La elección de tarifas no es fácil y depende del control que tenga la plataforma sobre las transacciones, la información sobre los usuarios, el mercado, los participantes, las percepciones de los consumidores, etcétera (10).

Una de las características interesantes es el carácter estático de los precios de las plataformas multilaterales. Los precios no varían, al menos en cuanto a su estructura. Una vez que la plataforma es estable, los precios tienden a ser estables, señalan Evans, Hagiu y Schmalense (2008). Sin embargo, la naturaleza y la estructura de esos precios pueden tener distintos orígenes en función del modo en que se crea el valor en la plataforma.

Por último, si bien los precios de las plataformas multilaterales

parecen muy distintos de los tradicionales, lo cierto es que comparten algunas características. Por ejemplo, cuanto mayor sea la diferenciación entre plataformas, más altos serán los precios, al menos para uno de los lados. Hagiu (2004) y Evans (2002) afirman que la diferenciación garantiza la existencia de varias plataformas en un mismo mercado. Rysman (2009) lo resume de este modo: «Si [las plataformas] logran diferenciarse de las demás, pueden ser capaces de coexistir simultáneamente con éxito».

Dato 5. *Aunque las plataformas multilaterales fijan precios que difieren bastante en su estructura de los de un mercado unilateral, algunas ideas siguen siendo válidas. Por ejemplo, cuanto mayor sea la diferenciación, más altos serán los precios en al menos uno de los lados.*

Ahora que ya sabemos qué es una plataforma multilateral y cómo difieren sus precios, volvamos a Susan y sus actividades diarias.

III. LA REVOLUCIÓN DE LAS PLATAFORMAS; UNA CLASIFICACIÓN BASADA EN SUS RELACIONES

Nada más terminar de correr, Spotify sabe qué canciones ha escuchado Susan, y también sabe que ha estado practicando *jogging* porque su cuenta de Facebook está vinculada con Spotify y Susan ya ha colgado allí su ruta. Por su parte, Garmin acaba de confirmar su geolocalización durante el recorrido, su frecuencia cardíaca y su velocidad, además de la comparación con su amiga Eva. Y Garmin no es el único. Google Maps también sabe que Susan ha estado corriendo en el parque de su vecindario, y MyFitnessPal conoce su frecuencia cardíaca, su peso y su velocidad porque a ella le gusta controlar las calorías que consume y ha vinculado Garmin con MyFitnessPal. En no más de treinta minutos de carrera, han intervenido hasta cinco plataformas digitales, todas relacionadas con la misma actividad: correr. Y todas ellas relacionadas de modos diferentes. Spotify y Facebook comparten un protocolo de comunicaciones compatible. Garmin y MyFitnessPal comparten otro. Y todas ellas se ejecutan en Android o iOS. Dicho de otro modo: existe una red compleja de compatibilidades entre las plataformas.

Hoy en día, la compatibilidad tiene distintos nombres y consecuencias. Por un lado, puede referirse a los protocolos de comunicaciones entre plataformas. Esta es la definición clásica de compatibilidad, por la que varios dispositivos, productos o elementos pueden utilizarse como un solo dispositivo, producto o elemento. Sin embargo, en las plataformas digitales existe un nuevo modo de compatibilidad que se refiere al uso de los datos. De modo amplio, alude al acceso a la red de un competidor o al uso de los datos de un competidor. Esta situación recibe otros nombres: redes compartidas, bases de datos compartidas, acuerdos de sincronización, acuerdos de compartición de datos, etc. Si bien cada uno de esos nombres puede implicar distintas cosas (distintos niveles de acceso a las bases de datos, protocolos, etc.), es evidente que todos ellos se refieren a la posibilidad de acceder a datos de la competencia. En este sentido, es importante abordar las relaciones entre las plataformas del modo adecuado. Para ello, ha de existir un modo de clasificar y diferenciar las plataformas y sus relaciones.

Algunas plataformas son más sutiles que otras y no es fácil detectarlas. Pero están en todas partes y no pueden eludirse. En cualquier actividad cotidiana intervienen al menos tres. Las primeras son las plataformas estructurales. Son básicas en cualquier dispositivo moderno, como los smartphones. Se trata de sistemas operativos (Android, iOS, etc.) que aportan las funcionalidades básicas por las que un teléfono móvil se convierte en «smart», pero registran información sobre la actividad telefónica del usuario, su uso de Internet, etc., que puede ser utilizada por terceras empresas para desarrollar nuevos servicios. Las segundas son las plataformas intermedias (11), que están construidas sobre las anteriores, pero incorporan otros servicios o plataformas. Por ejemplo, Facebook o Google Maps son plataformas intermedias porque están construidas sobre un sistema operativo y ambas se utilizan como referencia por otros servicios o plataformas, como los juegos de Facebook o servicios de mapas. Las plataformas intermedias ofrecen un servicio a los usuarios, pero también la posibilidad de construir nuevas plataformas sobre ellas. Por último, las «plataformas finales» son aplicaciones («apps») superpuestas a todas las demás capas. También pueden ser plataformas, pero cabe que se conviertan en simples aplicaciones en el sentido de que solo ofrecen un servicio a los usuarios y no pretenden crear un ecosistema de otras aplicaciones en torno a ellas. Ejemplos de este tipo de plataforma serían WhatsApp, Imgur o Shazam (12).

Estas tres capas están relacionadas, y cada una está

construida sobre las otras. Claramente, hay una cadena vertical que vincula a esas plataformas. Solo podemos utilizar un juego de Facebook en nuestro smartphone si ejecutamos Facebook en Android, iOS u otros sistemas operativos, que son los que proporcionan el entorno básico a otras plataformas. En el gráfico 1 se ilustran esas relaciones mediante un esquema. Tomando como referencia el entrenamiento de Susan, podemos asociar cada plataforma a una categoría de nuestra taxonomía anterior.

Spotify es una plataforma final. Los usuarios la utilizan para escuchar música, que es el principal servicio que presta la plataforma. Garmin o Facebook, en cambio, son plataformas intermedias. Ambas están rodeadas de un ecosistema y otras apps o plataformas están construidas sobre ellas. Sin embargo, esa clasificación depende de la utilización específica de cada persona. Alguien que solo utilice Garmin o Facebook, pero no sus apps de terceros, solo estará utilizándolas como plataformas finales. Además, Susan estaba usando su smartphone y su iPod, que se ejecutan en Android e iOS respectivamente (plataformas infraestructurales).

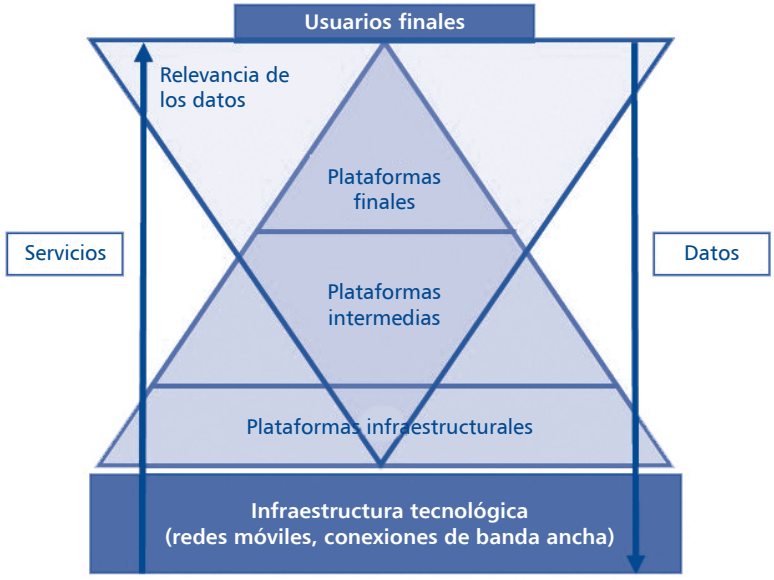
Dato 6. *Todos los servicios digitales que utilizamos a diario están conectados por un conjunto complejo de relaciones. Muchos de esos servicios son plataformas, las cuales pueden desempeñar distintas funciones: infraestructural (funcionalidades básicas), intermedia (habilitadoras) o final, que solo presta un servicio a usuarios finales. Cada una de ellas está construida sobre la anterior.*

1. Relaciones y compartición de datos entre plataformas: ¿una cadena de plataformas o plataformas anidadas?

Como se observa en el gráfico 1, los servicios se construyen sobre plataformas y la importancia de los datos de usuarios se reduce a medida que nos acercamos a la base. Esta representación no solo nos permite caracterizar las relaciones que existen entre las plataformas, sino también la relación con los datos de los usuarios. Pero no es la única representación posible. En el gráfico 2 observamos otra representación plausible de las relaciones existentes entre las plataformas. La representación de las plataformas y su relación tiene importancia, ya que cada representación enfatiza distintas características de esas relaciones.

El gráfico 1, por ejemplo, crea la idea de relaciones verticales, una cadena de valor. En cambio, el gráfico 2 sugiere una visión anidada en la que todos los elementos pertenecen a un entorno tecnológico en el que plataformas y clientes están vinculados por relaciones bilaterales (servicios-datos/precios). Estas distintas visiones del mismo problema hablan de diversas interpretaciones de la relevancia de la compatibilidad entre plataformas (y el uso de datos) (13). Por ejemplo, el gráfico 1 puede sugerir que existe una cadena de valor, y es posible que los usuarios estén pagando servicios caros porque cada interviniente en esa cadena está tratando de conseguir beneficios (en economía, a esto se lo conoce como el problema de la «doble marginalización»). Por otra parte, el gráfico 2 no sugiere esa situación, pero sí que algunas plataformas son más importantes que otras por sus relaciones con otras plataformas en su mercado o en otros mercados. Además, el gráfico 1 indica una transferencia de datos lineal, de arriba abajo. En cambio, el gráfico 2 sugiere que se trata de relaciones descentralizadas.

GRÁFICO 1
RELACIONES VERTICALES



Pero la relación entre las plataformas no es el único tema relevante; también importa la relación entre las plataformas y sus clientes. Debemos recordar que las plataformas digitales prestan servicios a varios lados, por lo que todos los lados han de tenerse en cuenta. Si solo atendemos a uno de ellos, las conclusiones obtenidas pueden ser incorrectas. Por ejemplo, a Susan le preocupa el uso que MyFitnessPal hace de sus datos. Si queremos estudiar el uso de sus datos, no podemos centrarnos únicamente en la relación que existe entre Susan y MyFitnessPal; también debemos tener en cuenta la relación establecida entre MyFitnessPal y los desarrolladores u otras empresas que utilizan sus datos.

Por último, hay que saber que, cuando nos referimos a compatibilidad como redes compartidas o datos compartidos, hay distintos usuarios de esos datos que llevan a distintas conclusiones. En el gráfico 1 observamos la primera relación: la vertical, en la que las plataformas proporcionan datos a otras plataformas. En este caso, los datos de entrada solo son *input* en el proceso de producción de un bien. Este es el caso más intuitivo. Las plataformas generan un gran volumen de datos que venden a terceras empresas a las que esos datos les resultan útiles. Es el equivalente digital de comprar un martillo en una ferretería y utilizarlo para construir un armario o una estantería: se utiliza como instrumento o *input* para generar el producto final (el armario o la estantería). En el gráfico 2 se muestra la segunda relación: la horizontal. Sugiere otro tipo de uso de datos en el que las plataformas comparten datos no solo con terceros, sino también con competidores. En nuestro ejemplo anterior, esta relación supone pedir a tu competidor que comparta contigo el martillo de modo que ambos podáis construir armarios o estanterías utilizando la misma herramienta. Esta situación nos resulta extraña a la mayoría, pero es habitual en las plataformas digitales. En las siguientes secciones analizamos esos distintos usos de los datos y las diversas relaciones establecidas entre las plataformas.

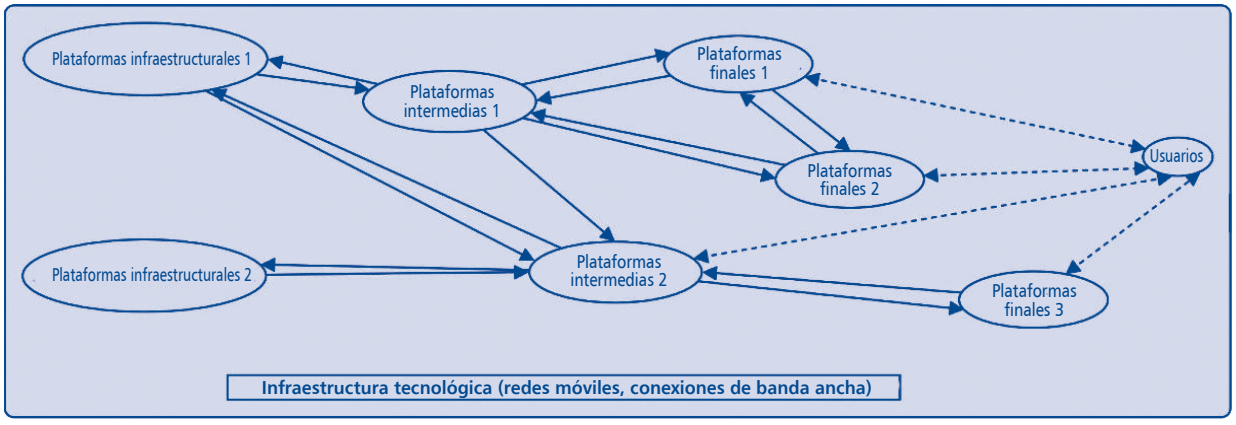
Dato 7. *Existen distintos modos de representar las relaciones entre las plataformas. En función del tema que queramos abordar, unas serán más útiles que otras. En el caso de los datos, cada representación apunta a distintas funciones de los datos: la relación vertical señala la función de los datos como* input *en la cadena de valor, y la horizontal resalta su función como vínculo con los competidores y otros grupos de interés.*

2. Otras clasificaciones

Las categorías anteriores no son las únicas que encontramos en la literatura; existen muchas otras. Sin embargo, las anteriores nos permiten centrarnos en las relaciones que tienen unas plataformas con otras, algo que no es posible con otros tipos de clasificaciones. Por ejemplo, una de las más interesantes es la propuesta por Filistrucchi (2008), que divide los mercados bilaterales en dos categorías.

a) *Mercados del tipo «medios de comunicación»*: se ca-

GRÁFICO 2
RELACIONES DE RED E INTERCAMBIO DE DATOS



racterizan por la ausencia de transacciones observables. Por ejemplo, los canales de televisión o los periódicos. En estos casos, los anunciantes muestran anuncios, pero no saben si influyen en alguien. Esos mercados se caracterizan, además, por establecer únicamente «tarifas de afiliación».

b) *Mercados del tipo «pagos con tarjeta»*: se caracterizan por la observabilidad de una transacción entre los lados, como un pago con tarjeta de crédito o débito. La plataforma puede hacer un seguimiento de la transacción y puede aplicar comisiones de transacción.

Esta clasificación resulta bastante útil; solo requiere conocer las políticas de precios. Sin embargo, no nos permite clasificar las plataformas en cuanto a sus relaciones (14).

Además, existen otras clasificaciones que pueden ser interesantes, como las propuestas por Evans (2003) o Tiwana (2013). Sin embargo, no son útiles para ilustrar la influencia de los datos en el comportamiento de las plataformas, por lo que no las analizamos exhaustivamente. Sí existen otras clasificaciones interesantes que vinculan las plataformas con sus estrategias de fijación de precios. Por ejemplo, Rysman (2009) señala que es normal encontrar plataformas multilaterales junto con revendedores tradicionales. En los mercados digitales también observamos cómo las plataformas compiten con modelos de negocio tradicionales; por ejemplo, Uber y las empresas de taxis, o los comestibles de Amazon y los supermercados (15).

IV. LA COMPATIBILIDAD Y EL USO DE LOS DATOS EN DISTINTOS MERCADOS

Susan tiene un smartphone con el que tiene su vida totalmente organizada (o eso piensa ella). Prácticamente todas las tareas incómodas que hacía hace diez años resultan más fáciles gracias al móvil. Esta mañana, Susan iba con prisa. Mientras caminaba hacia la parada del autobús, miraba en el móvil la previsión meteorológica. Iba a ser un día soleado, pero ¿cuándo llegaría el próximo autobús? Su app le confirmó que en cinco minutos, justo a tiempo para cogerlo. Pero, cuando ya está en el autobús ojeando Facebook, se dio cuenta de que se había dejado la comida en casa. Abrió un anuncio que aparecía en Facebook de HealthyOut y encargó comida china para que se la llevasen al trabajo a las 12:00 h. Como le preocupa su alimentación, comparte la información sobre calorías con su cuenta de MyFitnessPal. Esa cuenta está vinculada con Garmin Connect, que enseguida actualiza la información de calorías quemadas en su cuenta de MyFitnessPal. Por último, como ha encargado la comida desde Facebook, tanto esa plataforma como Google (que controla la cuenta de Gmail relacionada con el teléfono) saben que Susan ha hecho ese pedido.

Detrás de ese conjunto caótico de relaciones entre plataformas, hay tres comportamientos en los que entran en juego los datos del usuario: no compartir datos; los datos se extraen y las plataformas los emplean como *input;* y las plataformas comparten los datos con competidores. Por ejemplo, la app meteorológica o la app de autobuses solo muestran anuncios y la información que el usuario está buscando; no hay otras interacciones entre el usuario y la app. Este sería el caso más sencillo. Además, la mayoría de personas lo considera el patrón más común. Sin embargo, no lo es.

El más habitual es el segundo tipo de comportamiento: el de las grandes compañías del sector, como Google, Apple o Facebook. Todas ellas tienen plataformas capaces de extraer constantemente una gran cantidad de información sobre el usuario. Puede que no lo sepamos, pero si alguien tiene Facebook en su smartphone Android (iOS), tanto Facebook como Google (Apple) saben dónde está y, seguramente, qué está haciendo. Esta situación resulta inquietante para muchos y suscita el debate sobre la privacidad y los servicios personalizados, pero esa cuestión no es el objeto de este artículo. También caen dentro de esta casuística situaciones en las que distintas plataformas de distintos segmentos de mercado colaboran y hacen compatibles sus servicios. Por ejemplo, la integración de Youtube en Facebook o la posibilidad de compartir las canciones de Shazam en Twitter.

El tercer tipo de comportamiento es el de la compartición de datos entre plataformas que compiten entre sí. Este es el caso más intrigante, ya que se refiere a plataformas que compiten por los mismos usuarios y desarrolladores y que, sin embargo, «comparten sus datos». Ofrecen sus bases de datos a la competencia. Así sucede con Garmin y MyFitnessPal.

Los datos son el bien u objeto esencial en esas relaciones. Y no está claro si las intuiciones económicas tradicionales siguen

siendo válidas cuando pensamos en las plataformas digitales. Wright (2004) señala que el conocimiento convencional de la literatura económica clásica puede inducir a error cuando se trata de plataformas digitales (multilaterales). En este sentido, algunas conclusiones pueden no ser robustas en esos mercados y ello hace necesario que las autoridades eviten basarse en generalizaciones inadecuadas sobre los mercados, especialmente en los mercados de las TIC.

La principal diferencia entre la economía tradicional y las plataformas es sutil, pero es la base de toda una línea de investigación. En la economía tradicional, los consumidores valoran la presencia de otros consumidores en los servicios. Un ejemplo de esto serían las redes sociales: los usuarios valoran que sus amigos estén en ellas. En las plataformas digitales, los consumidores pueden valorar la presencia de otros consumidores, pero la diferencia esencial es que valoran también la presencia de consumidores de otros tipos. Las redes sociales son un caso ilustrativo: las empresas valoran la presencia de usuarios, pero las empresas también son consumidores de la red social, aunque su propósito sea distinto al de las personas que se conectan con sus amigos. En qué medida esa sutil diferencia está afectando al comportamiento de consumidores y plataformas es un tema recurrente en la investigación. No obstante, se han logrado ciertos avances, y podemos exponer algunas consecuencias que resultan del hecho de comprender que distintos tipos de consumidores interactúan entre sí en las plataformas digitales. En la sección siguiente nos centramos en la compatibilidad, y en el uso que se hace de los datos a raíz de esa compatibilidad.

Dato 8. *Los datos pueden desempeñar tres funciones: el no uso porque los datos no se «explotan»; como* input *en la cadena de valor para incrementar el valor de los productos o servicios de las empresas; o como materia prima que puede venderse o compartirse con terceros.*

1. Compatibilidad: viejas normas para nuevos comportamientos

La idea de la compatibilidad que hoy utilizamos al hablar de plataformas digitales es similar a la que proponen Katz y Shapiro (1985), que definen compatibilidad en estos términos: «Si los sistemas de dos empresas están enlazados o son compatibles entre sí, el número total de suscriptores a los dos sistemas constituye la red. Si los sistemas son incompatibles, como el télex y el cable, el tamaño de un sistema individual son los usuarios de ese sistema» (16).

Esta definición no pone el énfasis en la función de los datos, sino en la de los usuarios que utilizan el mismo servicio. Hay dos situaciones en las que esa idea de compatibilidad puede tenerse en cuenta al referirnos a las plataformas digitales. Primero, en la fase de lanzamiento, muchas plataformas actúan como empresas tradicionales que sirven a un solo tipo de cliente (véase Rysman, 2009). El motivo es que esas plataformas no tienen un número de usuarios suficiente para atraer a otros tipos de clientes, como los anunciantes. En ese sentido, algunas plataformas nacen como empresas tradicionales que solo se dirigen a un tipo de cliente. Ese fue el caso de las redes sociales, cuyo propósito inicial era poner en contacto a amigos, familia, compañeros de trabajo, etc. Se centraban en atraer a usuarios para que interactuasen entre ellos. Más tarde, las plataformas comprendieron que los anunciantes valoran la información de las relaciones interpersonales, pero también, e incluso más, la información relativa a los gustos de la gente. Así empezó el negocio de las plataformas digitales multilaterales. En esas fases iniciales, por tanto, esa definición de compatibilidad es válida.

El segundo caso ocurre cuando las plataformas permiten al usuario utilizar los servicios de una tercera empresa para comunicar con agentes externos. Por ejemplo, Susan comparte con su amiga Eva todas sus rutas de *jogging*, el tiempo empleado, su frecuencia cardíaca, su velocidad, etc. Las plataformas hacen posible que Susan envíe esa información a Eva. Esta opción puede considerarse complementaria a los servicios de la plataforma. En este sentido, ese caso puede analizarse como un bien complementario y, por tanto, las intuiciones tradicionales son válidas, ya que el énfasis se pone en la conexión de las personas, no en los datos (17). Ahora bien, si las plataformas utilizan los datos con fines comerciales, esas intuiciones pueden no ser aplicables y necesitamos enfoques nuevos.

Si tenemos en cuenta la descripción inicial de compatibilidad, y omitimos por un momento los datos, observamos cómo las plataformas utilizan la compatibilidad para crear valor para los usuarios. Volviendo al gráfico 1, es crucial que las plataformas de todos los niveles se complementen entre sí para poder crear valor para los usuarios. Facebook no tendrá valor alguno en un smartphone si se «cae» cada cinco minutos. En cambio, si funciona bien y es una app

fiable porque está construida sobre un sistema compatible, el paquete (smartphone más aplicaciones) se vuelve valioso. La complementariedad entre servicios permite a las plataformas impulsar la adopción, y esta lógica es válida tanto para plataformas digitales como para negocios tradicionales.

Cuando las plataformas te permiten conectar con otros usuarios en distintas plataformas, la complementariedad y la compatibilidad contribuyen a fomentar la adopción de todas las plataformas. Todas ellas adquieren más atractivo porque sus bases de usuarios aumentan. Observamos ese comportamiento en mercados de plataformas digitales del tipo «medidores de actividad física» o *fitness trackers*. En este caso, podemos considerar que las empresas han posibilitado la compatibilidad de sus dispositivos con las plataformas digitales de otras empresas en un intento de promover la adopción de sus productos. Por ejemplo, Eva y Susan utilizan dispositivos diferentes. Si las compañías fueran incompatibles, ellas no podrían comparar tiempos y mejorar su rendimiento. En este sentido, muchas empresas permiten la sincronización cruzada de sus dispositivos con otras plataformas para poder llegar fácilmente a una masa crítica de usuarios.

En el caso de las plataformas finales, muchas de ellas son compatibles por defecto con las capas de plataformas intermedias e infraestructurales, como ocurre con Shazam y Whatsapp, Twitter y Youtube, o con la integración de diversas apps en distintos dispositivos, como los smartphones o los dispositivos *wearables* («ponibles»). De hecho, ese tipo de compatibilidad es normal porque, si la compatibilidad solo requiere de un lado que la genere, dicho lado la creará (véase Matutes y Regibeau, 1988). Esa compatibilidad entre productos independientes puede impulsar la demanda o la adopción de esos productos, pero además hace aumentar el valor del producto para algunos usuarios (18) y lo vuelve más rentable para las compañías (véase Matutes y Regibeau, 1988). Sin embargo, la compatibilidad entre plataformas genera incentivos a subir los precios porque:

1. La compatibilidad hace aumentar el valor de los productos (véase Farrell y Saloner, 1985; Economides y Salop, 1992).

2. La compatibilidad reduce los incentivos a competir en precios, ya que el efecto de reducir los precios afecta a todos los productos complementarios (véase Matutes y Regibeau, 1988).

Un ejemplo de toda esa lógica es el iPod. Cuando Apple hizo que su iPod fuera compatible con los PC, las ventas aumentaron drásticamente (19). Una vez lograda esa compatibilidad, los precios de los iPod permanecieron casi invariables (20). Teniendo en cuenta la carrera tecnológica de esos dispositivos y la aparición de otros competidores, parece que las intuiciones tradicionales nos proporcionan una respuesta interesante a la pregunta de por qué los precios fueron altos durante tanto tiempo. Sin embargo, no debemos olvidar que simultáneamente están sucediendo otras cosas que impulsan el aumento o el descenso de los precios, como la evolución de las tecnologías (precios más altos para nuevas generaciones de productos) o los cambios de gustos de los usuarios (precios más bajos para usuarios que valoran más las generaciones nuevas que las antiguas).

Y esa no es la única intuición que sigue siendo válida en los mercados de plataformas digitales. Si atendemos al desarrollo de los sistemas operativos del tipo de Android Things, Android Wear o iOS, vemos que están formados por distintas capas que utilizan diferentes estándares y protocolos que van especialmente dirigidos a los desarrolladores. En esos casos, la intuición tradicional continúa rigiendo y son muchos los ejemplos de comportamientos que pueden explicarse por la literatura económica tradicional. Así, es bastante frecuente la celebración de conferencias técnicas para desarrolladores. Esa literatura señala que, de ese modo, los contactos entre desarrolladores permiten establecer normas que contribuyen a fomentar la compatibilidad de distintos servicios (21). La literatura también subraya que es normal desarrollar sistemas que sean incompatibles por definición, como iOS y Android, que representan dos enfoques diferentes sobre un mismo tema: un sistema operativo para dispositivos móviles. En esos casos, nacen como servicios incompatibles, pero adoptan una estandarización parcial en el proceso de evolución de los sistemas porque les resulta rentable (véase Katz y Shapiro [1986] para un análisis sobre estándares).

Pero hay otras situaciones en las que esa intuición no es aplicable. Por ejemplo, cuando hablamos de datos. Al compartir sus entrenamientos, Eva y Susan también están compartiendo datos personales. Esos datos pueden venderse o cederse gratuitamente, una situación que es consecuencia de la compatibilidad, y concretamente una consecuencia que no abordaba la literatura

económica tradicional y hemos empezado a prestarle atención recientemente. La definición de compatibilidad es la misma que la propuesta por Katz y Shapiro, pero esta vez la diferencia reside en que el énfasis se sitúa en los datos, no en las personas.

Aun así, el impacto del uso comercial de los datos no es homogéneo porque depende de la legislación aplicable a las plataformas digitales. Dicha legislación difiere según el país, y las plataformas tienen que adaptarse a ella. En ese sentido, la legislación del país es esencial para establecer el modelo de negocio de cada plataforma digital. Por ejemplo, Uber opera como negocio multilateral en California y como servicio tradicional de taxis en Madrid, y es ilegal en Londres (22). En la Unión Europea, el uso comercial de los datos personales está bastante restringido en comparación con otros países. Las plataformas que operan con datos pueden evitar su uso con fines comerciales y centrarse en ofrecer un servicio que permita a las personas compartir datos con terceros o con plataformas de terceros. Incluso en esos entornos restringidos, se plantean algunas preguntas: ¿Están cambiando las plataformas su comportamiento debido a los datos? ¿Están afectando los datos a las políticas de precios de las plataformas? ¿Hasta qué punto están influyendo los datos en las plataformas y los clientes?

Dato 9. *Las plataformas digitales son productos nuevos e innovadores. No obstante, muchas de las nociones sobre compatibilidad entre dispositivos siguen siendo aplicables a las plataformas digitales. Cuando el «quid» de la compatibilidad no radica el uso comercial de los datos, sino en el número de usuarios que utilizan la plataforma, las intuiciones tradicionales sobre compatibilidad siguen siendo válidas. Con independencia del enfoque que utilicemos, la compatibilidad tiende a ser más frecuente entre plataformas finales y tiende a crear incentivos a subir los precios.*

2. Datos: la nueva compatibilidad

2.1. Las relaciones verticales

En el punto 1 de la sección tercera de este articulo señalamos que existen dos tipos de relaciones de datos entre las plataformas digitales. La primera era la «vertical». Las plataformas que proporcionan datos a otras plataformas para producir algo. Este es un comportamiento habitual entre plataformas que no compiten directamente por un mismo grupo de clientes. Podría parecer que este caso no está relacionado con la compatibilidad; sin embargo, las plataformas se construyen sobre otras plataformas, y algunas de ellas se comunican con otras mediante protocolos de comunicaciones compatibles. Los ingenieros conocen bien ese tipo de compatibilidad. Para los economistas, en cambio, es menos notable porque los estándares, los adaptadores y los productos o dispositivos similares no son tan visibles como lo fueron en las décadas de 1980 o 1990. Aun así, su función es relevante hoy en día, pues son esos estándares y protocolos compatibles los que hacen que los datos generados por unas plataformas puedan ser utilizados por otras. El problema reside en el modo en que se utilizan esos datos y en si esos datos pueden crear ineficiencias (como la doble marginalización).

Veámoslo con un ejemplo: a Susan le gusta llevar una dieta saludable. Normalmente encarga comida en distintas apps cuando encuentra ofertas interesantes. Sin embargo, la compañía propietaria de la app ha pagado cantidades importantes a Facebook y Google para conocer los gustos de personas como Susan. Evidentemente, esos pagos son costes para la compañía de la app, que tiene que aplicar un margen mayor en cada pedido para cubrirlos. Las ineficiencias se producen cuando la compañía de la app no tiene en cuenta que las plataformas ya incluyen un margen en el precio de venta de los datos (23).

En cambio, las ineficiencias no se producirán cuando las empresas puedan integrar la extracción de los datos en la plataforma. Por ejemplo, si Susan utiliza Amazon o UberEats. Las grandes plataformas que cuentan con un gran número de usuarios pueden no necesitar comprar datos a otras empresas. En ese sentido, no tendrán que incrementar los precios, e incluso puede que establezcan precios más bajos. Sin embargo, las ineficiencias no están relacionadas solo con los datos. Pueden aparecer en otros mercados digitales, como las videoconsolas. A Susan, por ejemplo, le encanta jugar a videojuegos en su consola (24). En el mercado de las videoconsolas existen plataformas (las videoconsolas) que se utilizan para utilizar videojuegos (los usuarios, primer lado) creados por desarrolladores (segundo lado). Es obvio que tanto la plataforma como los desarrolladores tienen ánimo de lucro. En el mercado de las videoconsolas, las plataformas venden el *hardware* por debajo del coste, y obtienen beneficios con la venta de los juegos. Los desarrolladores pagan

una tarifa por desarrollar títulos y los usuarios pagan por jugar. En este esquema, claramente existe la posibilidad de que se plantee un problema de doble marginalización si los desarrolladores obtienen un *input* (el kit de herramientas de desarrollo) y crean un juego a partir de él (25).

Hemos comentado que las empresas que son capaces de obtener datos por sí mismas pueden ofrecer servicios a precios más bajos. Sin embargo, esto solo es cierto en el caso de las plataformas que venden productos en los que los datos son relevantes. Si volvemos al gráfico 1, nos referimos principalmente a las plataformas intermedias y finales. Ese es el motivo que subyace a la integración de aplicaciones de gran éxito *(killer apps)* o a la adquisición de aplicaciones de gran éxito por grandes compañías que operan plataformas intermedias o infraestructurales. Las aplicaciones de gran éxito tienden a ser integradas por las plataformas «sobre las que se soportan». Eso sucede, por ejemplo, con WhatsApp (integrada con Facebook) o con Paypal (integrada con eBay). Son varias las razones por las que las empresas integran esas *killer apps*: porque pueden perjudicar a otros productos de la plataforma, ya que esas aplicaciones no tienen en cuenta sus efectos en otras plataformas (véase Viecens, 2009), o porque resulta más rentable para la plataforma (véase Economides y Katsamakas, 2006). Por ejemplo, WhatsApp solía cobrar una tarifa anual. En 2016, después de comprarla Facebook en 2014, se volvió gratuita. Mientras WhatsApp no estuvo integrada, sus precios eran ineficientemente altos. Una vez adquirida, la integración eliminó el precio y se resolvió el problema de la doble marginalización (26).

No obstante, las ineficiencias que promueven la integración se reducen y tienden a desaparecer cuando la sustituibilidad entre las aplicaciones es muy alta (27). Este caso se asemeja claramente al de los servicios de mensajería instantánea. Actualmente, muchos servicios coexisten con un alto grado de sustituibilidad (Telegram, Line, WhatsApp, etc.). Todos ellos son gratuitos, pero ninguno es compatible. Este es un ejemplo de cómo la sustituibilidad ha hecho descender los precios ineficientemente altos provocados por el problema de la doble marginalización (28).

En el ecosistema del smartphone, aparentemente, no hay problemas de doble marginalización, lo que se explica principalmente porque las plataformas infraestructurales son de código abierto, como Android, o porque están integradas verticalmente, como iOS. Aun así, en el gráfico 1 observamos que los datos se generan por los usuarios finales y pierden relevancia a medida que nos acercamos a las plataformas infraestructurales. Normalmente, ese problema puede aparecer entre las plataformas final e intermedia, pero no está claro en qué medida es un fenómeno generalizado. Algunas plataformas intermedias tienen interfaces de programación de aplicaciones (*Application Programming Interface* o *API*) que los desarrolladores pueden utilizar para crear nuevos servicios. Algunas empresas (como Garmin) prefieren vender el acceso a los desarrolladores, mientras que otras (como Runtastic) optan por proporcionarlo gratuitamente. Depende del modelo de negocio de la empresa y de su estrategia. Hay compañías que eligen la opción gratuita para impulsar la creación de un ecosistema; otras prefieren vender la API para monetizar los datos. Estas decisiones de precios pueden cambiar con el tiempo. Por ejemplo, hace unos años, las API de Garmin o Under Armour eran gratuitas, pero ahora hay que pagar para acceder a ellas. No se sabe en qué medida existe doble marginalización en esos casos.

En otros casos, los datos se utilizan en la plataforma para ayudar a los desarrolladores a impulsar la adopción de sus apps con vistas a aumentar la relevancia del ecosistema. La plataforma Steam, desarrollada por Valve (29), permite a los usuarios mantener una biblioteca digital con todos sus juegos disponibles. Es gratuita para los usuarios, y los desarrolladores solo pagan por desarrollar los juegos. En cualquier caso, tanto los usuarios como los desarrolladores generan una enorme cantidad de datos que Steam utiliza no solo para saber qué juegos son los más demandados, sino también para recoger información sobre el *hardware* de los usuarios, su disposición a pagar por los juegos, qué géneros interesan más, etcétera. Y toda esa información se utiliza para ayudar a los desarrolladores a encontrar su lugar en el mercado (30).

Todos los casos anteriores sirven para ilustrar el modo en que se comportan las plataformas respecto a los datos en un sentido vertical. Resumiendo, en este caso, los datos no están produciendo nuevos problemas; son solo un nuevo *input* (muy valioso), pero la intuición no cambia radicalmente. Aunque las intuiciones tradicionales siguen siendo válidas (véase Weyl, 2008 o Viecens, 2009), esa afirmación no implica que el análisis tenga

que ser el mismo que en los mercados tradicionales (31).

Para terminar, volvamos de nuevo al caso de Susan. Mientras Susan hacía *jogging*, diversas plataformas digitales estaban recogiendo distintos tipos de información (Spotify y Facebook, respectivamente, las canciones que iba escuchando y los amigos que se encontraban cerca), otras estaban recopilando el mismo tipo de información (Garmin y Google Maps seguían su geolocalización, aunque probablemente con distintos fines) y otras estaban compartiendo sus datos con plataformas competidoras. Por ejemplo, Garmin extraía esos datos del dispositivo Garmin y MyFitnessPal sincronizaba la información del dispositivo con su plataforma *online*.

Este caso es el más interesante. Susan está usando un dispositivo Garmin que se sincroniza automáticamente con Garmin Connect (la plataforma digital de Garmin). Sin embargo, mediante MyFitnessPal puede sincronizar los datos de Garmin con MyFitnessPal. Este comportamiento es totalmente nuevo. ¿Por qué permite una empresa a sus competidoras acceder a su información?

Dato 10. *La compatibilidad entre empresas verticales (proveedor-cliente o plataformas intermedias y finales) subraya el papel de los datos como mero* input *creado por algunas empresas y explotado por otras en un mercado diferente. En este caso, la integración vertical entre las dos empresas puede dar lugar a unos precios más bajos, pero eso dependerá de la importancia que tenga la doble marginalización. Aun así, el incentivo a integrar tiende a desaparecer cuando la sustituibilidad entre los productos de las compañías es alta.*

2.2. Las relaciones horizontales

En la tercera sección (punto 1) vimos que algunas plataformas pueden compartir sus datos con sus competidoras. Ese caso ha sido presentado en páginas anteriores, pero no completamente, solo señalamos algunos ejemplos, como el del mercado de *fitness trackers*, en el que varias plataformas permiten a la competencia acceder a sus datos. Para centrarnos en ese caso, volvamos a Susan. Ella estaba usando un dispositivo Garmin y la aplicación MyFitnessPal, dos empresas competidoras. Garmin posee su propia plataforma digital (Garmin Connect), en la que todos los datos de sus *wearables* se sincronizan. Por otra parte, MyFitnessPal es una plataforma digital, pero pertenece a Under Armour, que también tiene sus propios dispositivos. En este caso, los anunciantes o los desarrolladores que quieran acceder a datos de MyFitnessPal (para promocionar un producto o para desarrollar una nueva aplicación) comprobarán que todos los usuarios no son iguales. Algunos de ellos son usuarios de Under Armour, mientras que otros son usuarios de Garmin, Fitbit, etc. (32). Si lo comparamos con las secciones anteriores, en este caso los usuarios no están accediendo a un *pool* más amplio de usuarios (como en la definición de Katz y Shapiro). En su lugar, son los anunciantes, desarrolladores, vendedores y otros grupos de interés podemos observar que los que acceden al *pool* más amplio de usuarios.

Tradicionalmente se asumía que la compatibilidad podía aumentar (véase Farrell y Saloner, 1985 y Katz y Shapiro, 1985) o disminuir (véase Matutes y Regibeau, 1988). la competencia en precios. Según algunos autores, el efecto neto de la compatibilidad sobre los precios se veía influido por la diversidad de productos, la producción total, la valoración por los usuarios de todo el sistema, etc. La evidencia actual, sin embargo, apunta a que, en las plataformas digitales, compartir redes o bases de datos reduce la competencia en precios entre plataformas (véase Doganoglu y Wright, 2006 y Salim, 2009. Véase Sánchez-Cartas y León [2017] para un modelo generalizado).

No obstante, esos cambios de precios no se detectan fácilmente. Es difícil evaluar los precios de dispositivos digitales como los *wearables* (ponibles). Las plataformas digitales se ven influidas por la competencia con otros fabricantes, el cambio tecnológico, la compatibilidad de las redes, la segmentación del mercado, etcétera. Así, en el mercado de *wearables*, las plataformas invierten grandes cantidades en I+D para adelantar a sus competidoras. Este comportamiento desencadena una «carrera de calidad» (33). El cambio tecnológico plantea un reto a quienes se interesan por el estudio de los precios, ya que casi cada año se lanza una nueva versión, y durante un mismo año aparecen nuevos productos que entran en competencia con los existentes. Todos esos cambios dificultan bastante la tarea de demostrar si la compatibilidad está haciendo aumentar o disminuir los precios de un mercado determinado.

Pero, si atendemos solo a la compatibilidad podemos observar que en las plataformas existe un incentivo, que es exclusivo de ellas, a subir los precios como consecuencia de la compatibilidad. La compatibilidad reduce los incentivos a bajar los precios

para atraer a algunos clientes. De hecho, ese es el patrón que se observa en el mercado de los *fitness trackers*. Aunque trataremos este tema en la sección siguiente, aquí vamos a centrarnos en el motivo por el que unas empresas permiten a otras plataformas competidoras acceder a sus bases de datos.

Veamos el caso de una compañía de medidores de actividad física, como Fitbit o Garmin. En la actualidad, esas empresas venden un dispositivo con una plataforma digital integrada. La plataforma digital atrae a un buen número de usuarios; sin embargo, para atraer a un número aún mayor, las compañías necesitan añadir funcionalidades, aplicaciones y mejores interfaces. Para ello, tienen que atraer también a desarrolladores. Por eso bajan los precios de los usuarios. Esa política permite a las plataformas atraer a un gran número de usuarios interesados en el dispositivo y en la plataforma. La reducción de los precios hace aumentar la base de usuarios y, al mismo tiempo, muchos desarrolladores empiezan a interesarse por desarrollar aplicaciones para esas plataformas. Las empresas han renunciado a poder de mercado y beneficios del lado de los usuarios a cambio de impulsar la adopción de sus productos y los beneficios globales (34). Esta es la explicación de un modelo de negocio bilateral.

Sin embargo, algunas compañías se han dado cuenta de que las redes de algunos competidores tienen las API abiertas para atraer a desarrolladores. Esas API permiten el acceso de terceros y la exportación de datos relativos a los usuarios. En ese contexto, muchas empresas han creado una funcionalidad extra que posibilita la «migración» automática de los usuarios de esas plataformas a otras plataformas. En algunos casos, toda la información de los usuarios puede sincronizarse en varias plataformas, y a muchos usuarios les interesa que eso ocurra porque hay plataformas que ofrecen información adicional sobre calorías quemadas, rendimiento, etc. De ese modo, algunos usuarios sincronizan sus datos con las plataformas de otras compañías aunque no hayan adquirido el dispositivo de esas compañías. Esa práctica permite a las empresas relajar sus políticas de precios bajos de sus dispositivos: los usuarios están accediendo a sus plataformas desde la competencia. A los desarrolladores les satisface esa situación porque la base de usuarios aumenta y no hay motivo para mantener los precios de los dispositivos bajos (35). Este ejemplo ilustra un caso parecido al que está produciéndose en el mercado de los medidores de actividad física. La posibilidad de acceder a los datos de usuarios en otras plataformas reduce el interés de las plataformas por subvencionar sus dispositivos para atraer consumidores (36). En comparación con las plataformas digitales no compatibles, la compatibilidad hace aumentar el poder de mercado de las plataformas, pues estas relajan su competencia: los efectos de red entre los lados pierden relevancia. Aun así, es posible que algunos usuarios utilicen distintas plataformas al mismo tiempo (*multihoming*). Si resulta fácil utilizar dos plataformas simultáneamente, los incentivos para buscar la compatibilidad desaparecen. Pero el *multihoming* no es siempre un buen sustituto de la compatibilidad (véase Doganoglu y Wright, 2006), especialmente para los usuarios, que tienen que pagar por usar dos plataformas que no les permiten exportar sus datos. Ambas plataformas ven como disminuye la competencia y aumentan sus beneficios, pero no está claro cuál de las dos es la preferida, si la compatibilidad o el *multihoming* (especialmente en términos de bienestar).

Dato 11. *La compatibilidad entre competidores produce precios más altos en al menos uno de los lados del mercado. Reduce el incentivo a bajar los precios para atraer más consumidores pues la red se comparte con la competencia. Sin embargo, no debemos confundir compatibilidad con* multihoming*. La compatibilidad implica estar en una plataforma y poder acceder a otras desde ella, mientras que el* multihoming *consiste en estar en varias plataformas al mismo tiempo.*

2.3. ¿Debe preocupar la compatibilidad a las autoridades?

Los ejemplos anteriores suscitan un claro motivo de inquietud sobre el uso de los datos por las plataformas. Aparte de las cuestiones ya conocidas de privacidad en los servicios digitales, se abre un nuevo frente. En las secciones previas hemos argumentado que las empresas podrían tener un incentivo a compartir datos que puede hacer subir los precios para los consumidores. En este sentido, parece que el bienestar del consumidor se resentirá como consecuencia de esa práctica. Pero el problema no es tan simple. Vamos a fijarnos solo en los usuarios. La compatibilidad entre plataformas puede generar una clara ventaja para los usuarios, que pueden exportar sus datos a su plataforma favorita sin que el número de plataformas del mercado disminuya. Habrá otros usuarios a los que beneficie la posibilidad de utilizar combinaciones de dispositi-

vos o *wearables*, como una báscula inteligente de Withings y el *tracker* de Fitbit. La compatibilidad también puede hacer que aumenten los incentivos a competir. Una mayor compatibilidad facilita la comparación entre plataformas, por lo que estas se verán obligadas a aumentar la calidad o las funcionalidades. Es evidente que, si omitimos esas ventajas derivadas de la conexión entre plataformas, la compatibilidad podría perjudicar a los usuarios. A quienes compren el dispositivo y les sea indiferente usar una plataforma u otra, esa política les perjudicará: pagarán un precio más alto debido a la compatibilidad. Sin embargo, en términos de bienestar, no está claro qué grupo es más numeroso ni cuál es la variación neta en bienestar.

Por otra parte, los usuarios de las plataformas digitales no son los únicos clientes: los desarrolladores también son clientes, por lo que debemos tenerlos en cuenta al medir el efecto de la compatibilidad. En este sentido, es obvio que la compatibilidad beneficia a los desarrolladores en varios aspectos. El más claro es la posibilidad de acceder a un gran *pool* de usuarios, pero no es el único. La compatibilidad entre plataformas también reduce el número de protocolos y la complejidad de las bases de datos. Contar con un modo común de comunicación entre servicios permite a los desarrolladores trabajar más eficientemente en distintos marcos. Sin embargo, también es cierto que pueden tener que pagar un precio más alto.

A modo de resumen, en términos estrictos, no está claro si la compatibilidad aumenta o disminuye el bienestar (37): existen argumentos a favor y en contra. Por otra parte, el aumento de poder de mercado de las plataformas como consecuencia de la compatibilidad puede no ser superior al poder de mercado de una empresa que vende un dispositivo en el que no influyen los efectos de red, como relojes o ropa. La intervención de las autoridades públicas podría no estar justificada en este caso.

No obstante, es evidente que algunas plataformas digitales tienen una posición dominante en el mercado (Google, Amazon o Facebook). Sin embargo, la compatibilidad puede descartarse como el factor motivador de esos monopolios. En la mayoría de los casos, es la propia naturaleza de las plataformas digitales y sus efectos de red lo que motiva la situación de dominio. La compatibilidad puede contribuir a aumentar ese dominio, pero no es su desencadenante principal (véase Sánchez-Cartas y León, próximamente). Uno de los ejemplos que lo ilustran es el mercado de medidores de actividad física o *trackers*, donde compiten varias compañías y ninguna de ellas disfruta de situación dominante.

Aun así, es cierto que la compatibilidad puede dar lugar a incentivos perversos en mercados en los que uno de los resultados posibles es que «el ganador se queda con todo». En esos mercados, a los jugadores pequeños puede interesarles compartir sus bases de datos con un líder como medio de aumentar la diferenciación entre ellos y esa empresa líder. En ese caso, pueden crear dos mercados diferentes, uno de datos y otro de dispositivos. Imaginemos, por ejemplo, un mercado de *wearables* en el que existan dos compañías, la líder y la secundaria. La compañía líder cuenta con una red más grande por ser una empresa consolidada en los mercados digitales, y vende dispositivos de calidad media. La empresa secundaria tiene una red muy pequeña, pero vende dispositivos de alta calidad. Ambas comercializan un dispositivo para usuarios y una plataforma para desarrolladores. Pero, debido a los efectos de red, la empresa líder cuenta con una clara ventaja y prácticamente podría expulsar del mercado a la empresa secundaria. La empresa secundaria tiene un dispositivo excelente; sin embargo, sin una plataforma potente, su capacidad de crecimiento será limitada. Si consiente en compartir sus datos con la empresa líder, aumentará el tamaño de la red de la líder, que a su vez podrá concentrarse en la plataforma. Por otra parte, gracias a la compatibilidad, la empresa secundaria podrá centrarse en el dispositivo y monopolizar el mercado de dispositivos. Ambas saldrán beneficiadas siempre que los beneficios de monopolio en los dos mercados sean más altos que los beneficios de la situación inicial de duopolio.

Este es un escenario de ficción y no está clara la probabilidad de que ocurra. Sin embargo, las autoridades de la competencia pueden plantearse la posibilidad de que aparezca en nuevos mercados como el de «Internet de las Cosas». En esos mercados, algunas empresas pueden centrarse en vender dispositivos solo si existe un gran grupo de usuarios a los que solo interese el dispositivo (y no las comunidades o los servicios asociados). Este fenómeno ya es habitual en el mercado de los *fitness trackers*, en el que hay usuarios que solo valoran el dispositivo y no están interesados en entrenar con otras personas ni en compartir con otros sus estadísticas de rendimiento.

Por último, conviene aclarar algo: la compatibilidad no es un tipo de fusión ni un caso de colusión tácita. En la compatibilidad no existe coordinación en el proceso de toma de decisiones entre las empresas. A diferencia de lo que ocurre con las fusiones, no hay acuerdos de por medio. Tampoco es necesario que se comporten del mismo modo, como esperaríamos si existiera colusión tácita. La compatibilidad puede ser asimétrica y lo es en muchos casos, y puede surgir del deseo de una sola compañía (no habiendo impedimentos legales para ello). Aun así, algunas plataformas pueden cooperar cuando se vuelven compatibles; por ejemplo, para desarrollar nuevas tecnologías. Esa cooperación puede dar lugar a mercados en los que exista colusión tácita (una plataforma se convierte en vendedor de alta calidad y la otra en vendedor de bajo coste). Aunque ese fuera el caso, no está claro si el bienestar aumentará o disminuirá (38).

Dato 12. A priori, *no está claro cuál será el efecto en el bienestar de la compatibilidad. Incluso sin considerar los beneficios que se deriven para la plataforma, no es seguro que todos los lados vayan a salir beneficiados. Dependerá de cada mercado. Pero no hay motivo para asumir que la compatibilidad llevará a un monopolio. No obstante, es cierto que las empresas que participan en esos acuerdos de compatibilidad aumentan su poder de mercado.*

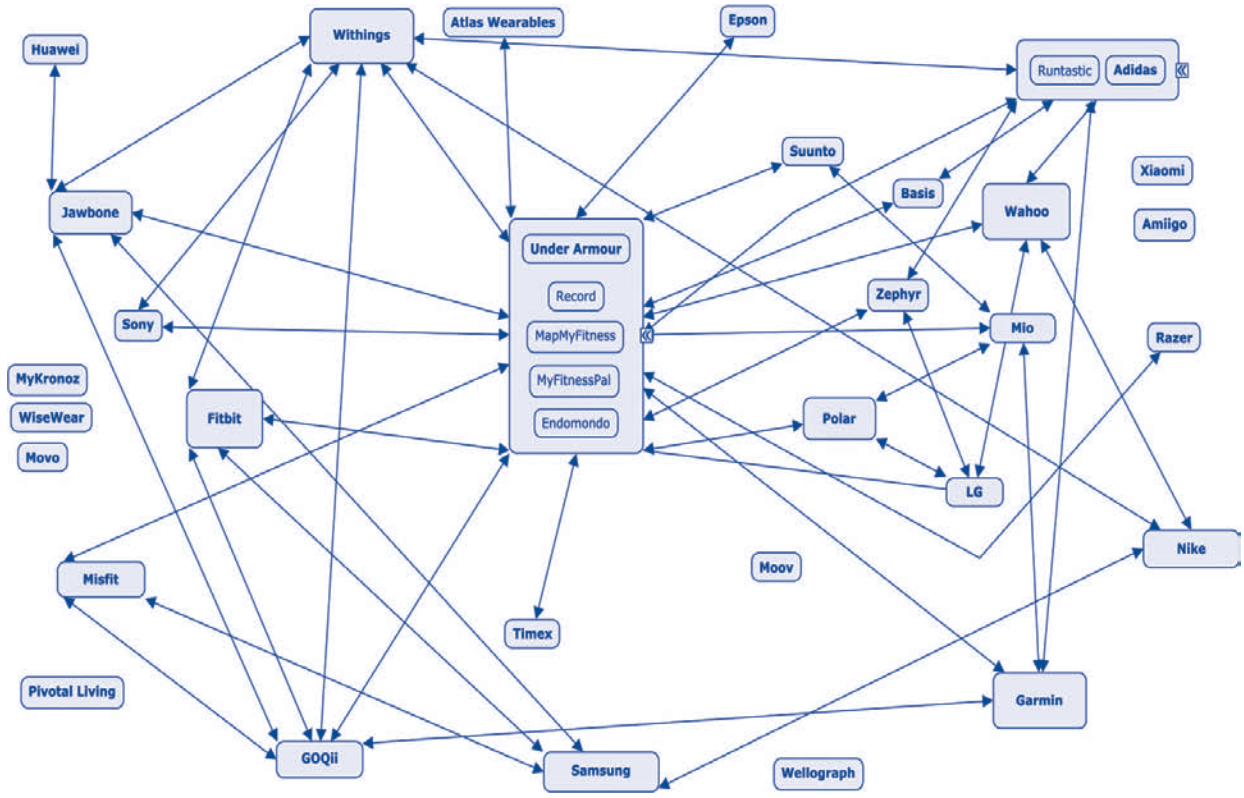
3. Un ejemplo de mercado de plataformas digitales: el mercado de los *fitness trackers*

En las secciones anteriores hemos utilizado como ejemplo los medidores de actividad física (*fitness trackers*). En esta sección vamos a centrarnos en ese mismo mercado para mostrar la relevancia de la compatibilidad. No obstante, un análisis extensivo del mercado excede el alcance de este artículo. En este mercado intervienen un dispositivo inteligente (*wearable*) y una plataforma que lo vincula con otros dispositivos «smart», como las tablets o los smartphones. Las dos primeras empresas que adquirieron fama en este mercado fueron Fitbit y Jawbone en 2011 (39). Empezaron vendiendo un dispositivo. La idea de la plataforma vino más tarde, cuando tanto esas dos empresas como otras competidoras comprendieron que había llegado el momento de atraer más usuarios creando comunidades (40), y a desarrolladores creando plataformas y ecosistemas más grandes (41).

Cuando las plataformas se establecieron, el mercado empezó a crecer. Llegaron otras plataformas y los usuarios empezaron a pedir más funcionalidades. Posteriormente, la red se fue abriendo lentamente a las competidoras como modo de conservar a los usuarios que deseaban tener funcionalidades de distintas plataformas. En el gráfico 3 se muestra una red que representa las relaciones de compatibilidad entre las bases de datos de los principales participantes en el ecosistema de *fitness trackers* en julio de 2016 (42). El operador más conectado es Under Armour. El acceso profesional a su API no es gratuito, pero sí lo era hace unos años. Garmin es otro ejemplo del mismo comportamiento: su tarifa de licencia es una cantidad única de 5.000 dólares, aunque hasta 2014 la plataforma era gratuita. En cambio, otras empresas tienen API abiertas porque: (i) este mercado no es su principal línea de negocio (como Nokia-Withings), o (ii) sus ecosistemas son menos dinámicos que los de Garmin o Under Armour (43). Sin embargo, lo que resulta aún más interesante en el gráfico 3 es la compleja red de relaciones que se establecen entre las plataformas. Obviamente, son muchos los usuarios que se aprovechan de esa compatibilidad, pero hay probablemente otros que usan de forma paralela varias plataformas (hacen *multihoming*). No obstante, la compatibilidad es mucho más fácil de apreciar que el *multihoming*. En el gráfico 4 podemos observar la situación del ecosistema de *fitness trackers* en junio de 2017. Las líneas más gruesas representan las conexiones que han aparecido entre julio de 2016 y julio de 2017. Vemos que han surgido nueve nuevas conexiones entre compañías. Un cambio así en solo un año indica la importancia de la cuestión de la compatibilidad para las empresas de este mercado.

Por otra parte, hemos comentado que algunas empresas pueden comportarse como plataformas multilaterales o como vendedores de dispositivos o de plataformas. En este sentido, interesa examinar los «términos y condiciones del servicio» prestado por las plataformas de *fitness trackers*. En el cuadro n.º 1 se muestra una lista de todos los participantes relevantes del mercado de *fitness trackers*, el enlace a sus «términos y condiciones», cuándo se actualizaron por última vez, e información sobre su comportamiento respecto a los datos de usuarios (44). Es evidente que el grado de compartición difiere de una empresa a otra. Solo señalamos aquéllas que están dispuestas a compartir datos no personales

GRÁFICO 3
RELACIONES ENTRE BASES DE DATOS DE EMPRESAS DE *FITNESS TRACKERS,* VERANO DE 2016

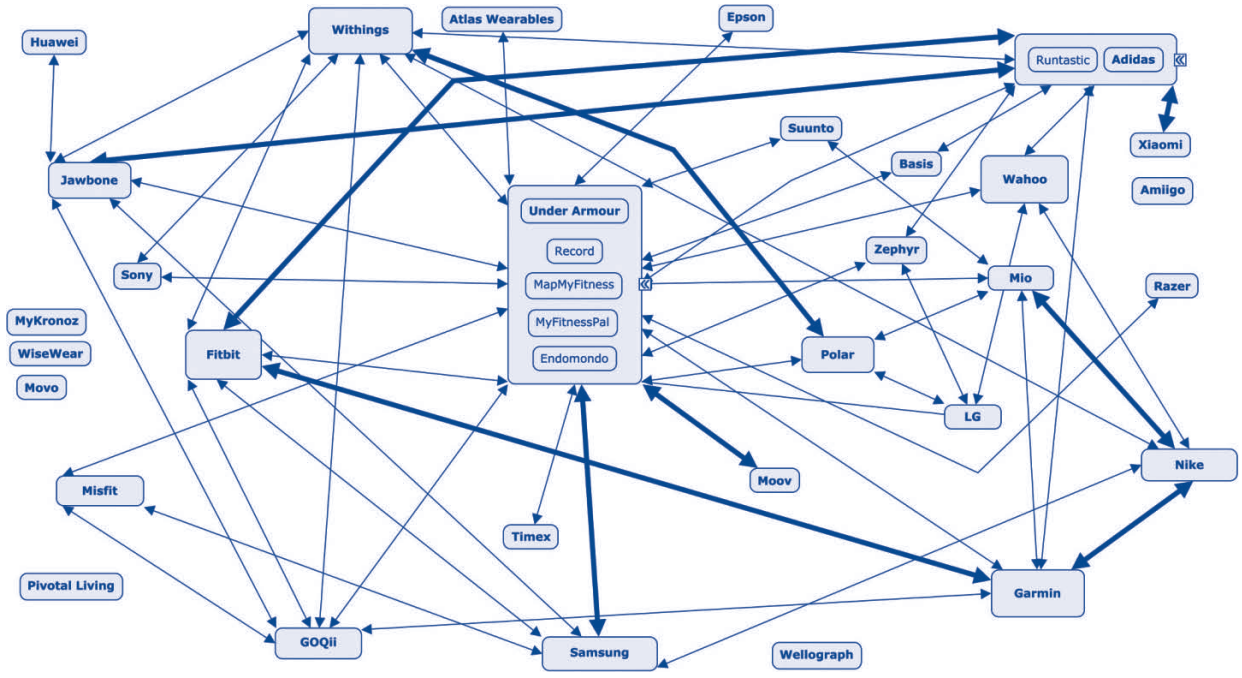


con terceras empresas. En algunos casos, las compañías afirman que ofrecen la posibilidad de conectar con redes de terceros, pero que la transferencia de los datos es decisión del usuario. Desde el punto de vista de la privacidad de los datos, se trata de un claro descargo de responsabilidad. Pero lo interesante a nuestros efectos es que, en este momento, el patrón habitual en el sector es permitir la compartición de datos no personales.

V. CONCLUSIONES. LOS CAMBIOS GENERADOS POR LAS PLATAFORMAS DIGITALES

Las plataformas digitales están en todas partes. En nuestro día a día puede que utilicemos docenas de ellas sin darnos cuenta, pero están afectando nuestras vidas y van adquiriendo cada vez más relevancia. Las plataformas digitales también están introduciendo nuevos comportamientos y desafiando nuestro conocimiento sobre la forma de competir de las empresas. En este capítulo analizamos las relaciones que establecen entre sí las plataformas, atendiendo especialmente a aquéllas en las que existe intercambio de datos. Esas relaciones son las más interesantes porque la transferencia de datos exige que las plataformas sean compatibles, bien en cuanto a los protocolos de comunicaciones, bien en cuanto a los formatos de los datos. Después analizamos las distintas categorías de plataformas en función de sus relaciones, diferenciando entre relaciones verticales y horizontales. Las relaciones verticales representan la idea de que algunas plataformas dependen de otras para funcionar, pero también engloban las relaciones de las plataformas que venden datos a otras plataformas en distintos mercados. Por otra parte, las relaciones horizontales representan una característica exclusiva de los mercados de plataformas digitales: el intercambio de datos entre competidoras. Esas dos clasificaciones se analizan mediante distintos ejemplos de mercados digitales reales, y se muestra cómo varias intuiciones económicas siguen siendo válidas en los mercados de plataformas digitales. No obstante,

GRÁFICO 4
RELACIONES ENTRE BASES DE DATOS DE EMPRESAS DE *FITNESS TRACKERS,* VERANO DE 2017



prestamos especial atención a los casos en los que emergen intuiciones económicas nuevas. En este trabajo también se muestra el modo en que los datos pueden desempeñar distintos papeles en función de quién use los datos y quién los esté proporcionando. Desde el punto de vista de un regulador, señalamos que no está claro si esos intercambios están haciendo que el bienestar aumente o que disminuya.

Por último, se analiza un caso real: el del mercado de *fitness trackers*. Este mercado se caracteriza por una gran cantidad de intercambios de datos entre competidores. Se describe la red actual de relaciones creadas entre los operadores más destacados del mercado y el modo en que ha evolucionado esa red. También se analizan los términos y condiciones de uso de esas compañías y se muestra que la inmensa mayoría de ellas están abiertas a compartir datos con terceras empresas.

NOTAS

(*) Artículo traducido por Jon García.

(1) https://www.thinkwithgoogle.com/consumer-insights/youtube-stars-influence/

(2) https://www.mwe.com/en/thought-leadership/publications/2016/03/according-to-paris-court-of-appeal-jurisdiction

(3) Para algunos autores, «mercados multilaterales» y «plataformas multilaterales» no significan lo mismo, ya que existen consecuencias normativas importantes. Por ejemplo, Evans y Schmalensee (2013) son contrarios al uso de «mercados bilaterales» o «mercados multilaterales» porque consideran que la *multilateralidad* es un atributo de empresas individuales, no necesariamente de todas las empresas del mercado. Así, en el sector del alquiler de automóviles participan intermediarios que ponen en contacto a arrendadores y conductores: actúan como plataformas bilaterales, pero en el mismo mercado existen arrendadores que contactan directamente con los conductores. Estrictamente, no son, pues, plataformas bilaterales.

(4) La fecha de nacimiento de esta literatura es una cuestión sujeta a debate, ya que para unos autores nace al acuñarse el término «mercado bilateral». Para otros, en cambio, lo hace cuando se publica el primer documento con demandas interdependientes entre dos partes. En este sentido, su nacimiento se atribuye a Parker y Van Alstyne.

(5) «Un mercado con externalidades de red es un mercado bilateral si las plataformas pueden generar subvenciones cruzadas de un modo efectivo entre distintas categorías de usuarios finales que intervienen como partes en una transacción. Es decir: el volumen de transacciones y el beneficio de una plataforma no solo dependen del precio total cobrado a las partes de la transacción, sino también de su desglose» (Rochet y Tirole, 2003).

(6) Desde un punto de vista económico, lo que resulta aún más interesante es el vínculo entre su definición y el teorema de Coase. Según dicho teorema, si los derechos de propiedad están claramente establecidos y son comercializables, y si no hay gastos de transacción ni información asimétrica, el resultado de la negociación entre dos o más partes será eficiente en términos de Pareto incluso si in-

CUADRO N.º 1

TÉRMINOS Y CONDICIONES. POLÍTICAS DE PRIVACIDAD

EMPRESA	*FECHA*	*¿ESTÁ PERMITIDA LA COMPARTICIÓN DE DATOS?*	*VÍNCULO*
Under Armour	22/01/2016	Sí	https://goo.gl/eDwUig
Jawbone	16/12/2014	No	https://goo.gl/aYZ6qv
Mio	Sin fecha	Sí	https://goo.gl/KES6b1
Suunto	Sin fecha	Sí	https://goo.gl/4ENzLh
Garmin	14/02/2017	Sí	https://goo.gl/ttnsBG
Fitbit	28/07/2016	Sí	https://goo.gl/JGGdt4
Mi (Xiaomi)	06/05/2016	Sí	https://goo.gl/1mtKZd
Apple	19/07/2017	Sí	https://goo.gl/x2joJg
Withings	20/07/2017	Sí	https://goo.gl/S14zoq
Mykronoz	20/10/2015	Sí	https://goo.gl/a397KA
Huawei	01/07/2016	Sí	https://goo.gl/iPbo8r
Epson	01/02/2012	No	https://goo.gl/gkFXms
Wisewear	01/01/2015	No	https://goo.gl/BuRbXB
Atlas	Sin fecha	Sí	https://goo.gl/9PqTiD
Amiigo	Sin actividad		
Razer	01/04/2016	Sí	https://goo.gl/uefz14
Wellograph	04/04/2014	No	https://goo.gl/Q71Thg
Runstastic (Adidas)	13/04/2017	Sí	https://goo.gl/cXTr8P
Misfit	Sin fecha	Sí	https://goo.gl/XqGKi9
Wahoo	Sin fecha	Sí	https://goo.gl/bxsRFy
GOQii	07/04/2017	Sí	https://goo.gl/aUNgzf
Samsung	22/03/2016	Sí	https://goo.gl/HjLSUa
Basis (Intel)	Sin fecha	Sí	https://goo.gl/VeP9B6
Polar	Sin fecha	Sí	https://goo.gl/nKJUri
Sony	01/04/2015	Sí	https://goo.gl/ny5tu1
Zephyr	01/06/2016	Sí	https://goo.gl/SqHcTv
Timex	27/04/2015	No	https://goo.gl/T6DrMD
Moov	01/08/2016	Sí	https://goo.gl/ZvaQWm
Adidas	Sin fecha	No	https://goo.gl/zUNnXS
Pivotal Living	Sin actividad		
LG	Sin fecha	Sí	https://goo.gl/eCgD1v

tervienen externalidades. La idea de Coase es que, si los resultados son ineficientes y nada impide la negociación, la gente negociará para tender a la eficiencia. En el ejemplo anterior, las parejas pueden reasignar sus precios de entrada. Una discoteca a la que solo acudieran parejas sería una plataforma unilateral. En el ejemplo de la tarjetas de crédito, vendedores y compradores no pueden coordinarse para reasignar los precios, por lo que el teorema de Coase falla. Por tanto, este mercado es más suceptible de ser bilateral.

(7) Para una revisión extensa de la literatura sobre mercados multilaterales véase Sánchez-Cartas y León (2018).

(8) Soy consciente de que la fijación de precios en plataformas multilaterales es bastante más compleja que la aquí descrita. No obstante, explicar las distintas políticas de precios que pueden existir en esos mercados excede con mucho el alcance de este estudio. Véanse Rochet y Tirole (2004), Rochet y Tirole (2006), Weyl (2010) y Cabral (2011).

(9) Rochet y Tirole dieron a ese comportamiento el nombre de «principio del columpio» y lo definieron del modo siguiente: «Un factor favorecedor de un precio alto en uno de los lados, en la medida en que eleva el margen de la plataforma en ese lado, también tiende a requerir un precio bajo en el otro lado, ya que atraer miembros de ese otro lado se vuelve más rentable». Más tarde, Weyl (2010) señaló que el principio del columpio era el resultado más robusto en términos de estática comparativa de los mercados bilaterales.

(10) La elección acertada de tarifas excede el alcance de este documento. Más información al respecto en Filistrucchi (2008), Rochet y Tirole (2006) o Weyl (2010).

(11) No deben confundirse con el *software* intermedio *(middleware)* o las plataformas *middleware.*

(12) Es cierto que algunas de esas plataformas pueden convertirse en plataformas intermedias. La diferencia entre unas y otras es sutil y depende básicamente del uso que haga cada usuario.

(13) Belleflamme y Toulemonde (2004) describen una taxonomía similar, con relaciones horizontales y verticales entre plataformas.

(14) Los lectores expertos, en cualquier caso, notarán que la literatura se ha centrado mucho más en los mercados del tipo «medios de comunicación» que en los del tipo «pagos con tarjeta». Ese es el motivo de que las secciones siguientes estén muy influidas por los mercados del tipo «medios de comunicación».

(15) La cuestión de cuál de los modelos de negocio es mejor excede el alcance de este trabajo. No obstante, la idea actual de la literatura es que no existe un modelo de negocio mejor: depende del mercado. Hagiu y Halaburda (2014) o Rysman (2009), Sánchez-Cartas y León (2018) para una revisión extensiva sobre este tema.

(16) También definen la compatibilidad de *hardware-software:* «Si dos marcas de *hardware* pueden utilizar el mismo *software,* esas dos marcas de *hardware* se consideran compatibles».

(17) Por referencias conceptuales tradicionales nos referimos a las nociones derivadas de la literatura de economía de redes, un tema que ha sido tratado en numerosos estudios imposibles de revisar aquí en su totalidad. Véase Economides (1996) para una revisión exhaustiva de la literatura de economía de redes, y Belleflamme y Peitz (2015) para una introducción al tema.

(18) Estas características fueron señaladas muy pronto por la literatura. Véase Katz y Shapiro (1985) o Farrell y Saloner (1985).

(19) http://www.ilounge.com/index.php/articles/comments/instant-expert-a-brief-history-of-ipod/

(20) https://www.macworld.com/article/1053499/home-tech/ipodtimeline.html

(21) Véase un análisis del problema de la adopción de estándares y el papel de las comunicaciones en Farrell y Saloner (1985).

(22) https://www.thesun.co.uk/news/2067929/uber-london-banned-tfl-petition-ceo-sadiq-khan/

(23) Explicación más formal: si el mercado «superior» opera como un oligopolio,

los precios de equilibrio incluyen un margen que las empresas del mercado inferior en la cadena de valor tratan como parte de sus costes marginales. Esta situación produce la ineficiencia.

(24) Un excelente estudio de Lee (2013) trata el tema del mercado de videoconsolas desde el punto de vista empírico. Hagiu (2004) lo aborda desde una perspectiva teórica. Para una introducción al tema, véase Evans, Hagiu y Schmalensee (2008).

(25) Otros servicios susceptibles de incurrir en esas deficiencias son los de reproducción de vídeo (HBO, Netflix, Hulu, etc.), que funcionan de un modo similar a la TV por cable, un mercado cuya doble marginalización ya se ha señalado (véase Waterman y Weiss,1996).

(26) Hacer WhatsApp gratuita fue la estrategia de Facebook para que sus clientes pagaran por otros servicios. https://techcrunch.com/2014/02/24/whatsapp-is-actually-worth-more-than-19b-says-facebooks-zuckerberg/

(27) Integrar no siempre es la mejor opción. Hagiu y Wright (2015) demuestran que una integración óptima depende de la infraestructura de mercado. Siempre existe un término medio posible entre integración y desintegración.

(28) Esta reducción del precio como consecuencia de la integración no es exclusiva de las plataformas digitales. Economides y Salop (1992) también señalan que la integración de las compañías complementarias reduce el precio total de los productos complementarios. Sin embargo, Viecens (2009) mostró cómo la integración y la sustituibilidad mitigan el problema de la doble marginalización en las plataformas digitales.

(29) http://store.steampowered.com/

(30) https://partner.steamgames.com/doc/marketing

(31) En términos empíricos, esto crea un problema nuevo: la identificación del mercado, o dicho de otro modo: cómo saber dónde se encuentran los límites del mercado. La identificación del mercado excede el alcance de este capítulo (véase Filistrucchi *et al.,* 2012).

(32) Hay quien utiliza su smartphone para hacer ejercicio, y muchos de ellos tienen GPS, acelerómetro, etc., que pueden cumplir las funciones de un dispositivo de entrenamiento físico. Sin embargo, para simplificar, y sin pérdida de generalidad, omitimos ese caso porque el propósito principal de un smartphone no es medir la actividad física.

(33) Salim (2009) desarrolla un modelo en el que las carreras de calidad se generan de forma endógena.

(34) Los desarrolladores estarán dispuestos a pagar más por acceder a una base de datos enorme, por lo que la plataforma prevé aumentar sus beneficios.

(35) Una explicación técnica en Doganoglu y Wright (2006), Salim (2009) y Sánchez-Cartas y León (2017).

(36) Este razonamiento puede esgrimirse al revés. La compatibilidad puede hacer disminuir el incentivo a subvencionar a los desarrolladores para atraer usuarios, ya que los usuarios pueden conectarse con cualquier otro usuario de otra plataforma.

(37) Existen evidencias teóricas en este sentido; Salim (2009) demuestra que la compatibilidad mejora el bienestar, pero su modelo no cubre todos los escenarios posibles.

(38) De hecho, Salim (2009) señala que «la inversión cooperativa entre plataformas estandarizadas podría generar un excedente total mayor que [las plataformas no compatibles]».

(39) http://www.businessinsider.com/the-smartwatch-and-fitness-band-market-2015-1

(40) El enlace con las redes sociales se produjo en 2012. http://mashable.com/2012/01/27/ facebook-privacy-open-graph/#uv_7foC0jsqY

(41) Es más fácil convencer a la gente de que compre un producto de alta calidad que persuadirles de que adquieran un producto que será de alta calidad solo cuando lo tengan otros consumidores. Y es más fácil convencer a personas similares que convencer a personas heterogéneas para que adopten el producto.

(42) Solo tenemos en cuenta aquellas empresas que venden un *fitness tracker*. Otras compañías que influyen en el mercado, como Google Fit, Apple Health o Runkeeper, no venden un *fitness tracker* con una plataforma complementaria.

(43) Under Armour: https://developer.underarmour.com/, Garmin: https://goo.gl/nLUw35 y https://goo.gl/QkHfHu

(44) Estos datos se cruzaron en noviembre de 2017.

BIBLIOGRAFÍA

Affeldt, P.; Filistrucchi, L., y T. J Klein (2013), «Upward pricing pressure in two-sided markets», *The Economic Journal*, 123: 505-523.

Affeldt, P. L. (2011), «Tying and bundling in two-sided markets», *Tilburg University Master Thesis.*

Ambrus, A., y R. Argenziano (2004), «Network markets and consumer coordination», *CESifo Working Paper,* n.º 1317.

Anderson, S. P., y S. Coate (2005), «Market provision of broadcasting: A welfare analysis», *The review of Economic studies*, 72: 947-972.

Armstrong, M., y J. Wright (2007), «Two-sided markets, competitive bottlenecks and exclusive contracts», *Economic Theory*, 32: 353-380.

Belleflamme, P., y M. Peitz (2015), *Industrial organization: markets and strategies,* Cambridge University Press.

Belleflamme, P., y E. Toulemonde (2004), «Emergence and entry of b2b marketplaces», *CORE Discussion*.

Bolt, W., y A. F. Tieman (2005), «Skewed pricing in two-sided markets: An io approach», *Technical report, DNB Working Paper,* n.º 13.

Caillaud, B., y B. Jullien (2001), «Competing cybermediaries», *European Economic Review*, 45: 797-808.

— (2003), «Chicken & egg: Competition among intermediation service providers», *RAND Journal of Economics,* 34: 309-328.

Doganoglu, T., y J. Wright (2006), «Multihoming and compatibility», *International Journal of Industrial Organization*, 24: 45-67.

Economides, N. (1996), «The economics of networks», *International Journal of Industrial Organization*, 14: 673-699.

Economides, N., y E. Katsamakas (2006), «Two-sided competition of proprietary vs. open source technology platforms and the implications for the software industry», *Management Science*, 52: 1057-1071.

Economides, N., y S. C. Salop (1992), «Competition and integration among complements, and network market structure», *The Journal of Industrial Economics,* 40: 105-123.

Evans, D. S. (2003), «Some empirical aspects of multi-sided platform industries», *Review of Network Economics*, 2: 191-209.

— (2011), *Platform economics: Essays on multi-sided businesses*, Competition Policy International.

Evans, D. S.; Hagiu, A., y R. Schmalensee (2008), *Invisible engines: how software platforms drive innovation and transform industries,* MIT Press.

Evans, D. S., y R. Schmalensee (2005), «The industrial organization of markets with two-sided platforms», *Technical report,* National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.

— (2013), «The antitrust analysis of multi-sided platform businesses», *Technical report*, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.

Farrell, J., y G. Saloner (1985), «Standardization, compatibility, and innovation», *The RAND Journal of Economics*, 16: 70-83.

Filistrucchi, L. (2008), «A ssnip test for two-sided markets: the case of media», *NET Institute Working Paper,* disponible en SSRN 1287442.

Filistrucchi, L.; Geradin, D., y E. Van Damme (2012), «Identifying two-sided markets», *Dipartimento di Scienze Economiche, Universit'a degli Studi di Firenze, Working Paper, n.º 1*.

Filistrucchi, L., y T. J. Klein (2013), «Price competition in two-sided markets with heterogeneous consumers and network effects», *NET Institute Working Paper,* disponible en 2336411.

Hagiu, A. (2004), «Two-sided platforms: Pricing and social efficiency», *Technical report*, Research Institute of Economy, Trade and Industry (RIETI), Japón.

Hagiu, A., y H. Halaburda (2014), «Information and two-sided platform profits», *International Journal of Industrial Organization*, 34: 25-35.

Hagiu, A., y J. Wright (2015), «Multi-sided platforms», *International Journal of Industrial Organization*, 43: 162-174.

Ivaldi, M.; Sokullu, S., y T. Toru (2011), «Airport prices in a two sided framework: an empirical analysis», en *CSIO/IDEI 10th Joint Workshop on Industrial Organization, Toulouse*.

Jullien, B. (2005), «Two-sided markets and electronic intermediaries», *CESifo Economic Studies*, 51: 233-260.

Kaiser, U., y J. Wright (2006), «Price structure in two-sided markets: Evidence from the magazine industry», *International Journal of Industrial Organization*, 24: 1-28.

Katz, M. L., y C. Shapiro (1985), «Network externalities, competition, and compatibility», *The American economic review*, 75: 424-440.

— (1986), «Technology adoption in the presence of network externalities», *Journal of Political Economy*, 94: 822-841.

Lee, R. S. (2013), «Vertical integration and exclusivity in platform and two-sided markets», *The American Economic Review*, 103: 2960-3000.

Matutes, C., y P. Regibeau (1988), «mix and match: product compatibility without network externalities», *The RAND Journal of Economics:* 19: 221-234.

Nocke, V.; Peitz, M., y K. Stahl (2007), «Platform ownership», *Journal of the European Economic Association*, 5: 1130-1160.

OCDE (2009), «Two-sided markets», *Technical report*, OECD. Policy Roundtables. Competition Law and Policy, París.

Parker, G. G., y M. W. Van Alstyne (2000), «Internetwork externalities and free information goods», en *Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce*, 107-116, ACM.

Parker, G. G., y M. W. Van Alstyne (2005), «Two-sided network effects: A theory of information product design», *Management Science*, 51: 1494-1504.

Rochet, J-Ch., y J. Tirole (2003), «Platform competition in two-sided markets», *Journal of the European Economic Association*, 1: 990-1029.

— (2006), «Two-sided markets: a progress report», *The RAND Journal of Economics*, 37: 645-667.

Rysman, M. (2009), «The economics of two-sided markets», *The Journal of Economic Perspectives*, 23: 125-143.

Salim, C. (2009), «Platform standards, collusion and quality incentives», *Discussion Paper, n.º 257, Governance and the Efficiency of Economics Systems, Free University of Berlin*.

Sánchez-Cartas, J. M., y G. Leon (próximamente), «Assessing compatibility and competition issues in wearable markets», *International Journal of Economic Theory.*

— (2017), «Shared networks and market power in two-sided markets», *Economics Bulletin*, 37: 2173-2180.

— (2018), Multi-sided markets: A literature review, *CAIT Working Papers.*

Schiff, A. (2003), «Open and closed systems of two-sided networks», *Information Economics and Policy*, 15: 425-442.

Song, M. (2013), «Estimating platform market power in two-sided markets with an application to magazine advertising», *Simon School Working Paper, n.º FR 11-22*.

Tiwana, A. (2013), *Platform ecosystems: aligning architecture, governance, and strategy*, Elsevier.

Van Damme, E.; Filistrucchi, L.; Gerardin, D.; Keunen, S.; Klein, T. J. ; Michielsen, T., y J. Wileur (2010), *Mergers in two-sided markets: a Report to the NMa,* Nederlandse Mededingingsautoriteit, La Haya.

Viecens, M. F. (2009), «Pricing strategies in two-sided platforms: the role of sellers' competition», *Documento de Trabajo*, 11.

Waterman, D., y A. A. Weiss (1996), «The effects of vertical integration between cable television systems and pay cable networks», *Journal of Econometrics*, 72: 357-395.

Weisman, D. L., y R. B. Kulick (2010), «Price discrimination, two-sided markets, and net neutrality regulation», *Tul. J. Tech. & Intell. Prop.*, 13: 81.

Weyl, E. G. (2008), «Double marginalization in two-sided markets», *Working Paper*.

— (2010), «A price theory of multi-sided platforms», *The American Economic Review*, 100: 1642-1672.

Wright, J. (2004), «One-sided logic in two-sided markets», *Review of Network Economics*, 3.

INFORMACIÓN ASIMÉTRICA Y SISTEMAS DE EVALUACIÓN: EL RETO DE LAS PLATAFORMAS DIGITALES

Michelangelo ROSSI (*)

Universidad Carlos III

Resumen (**)

El objetivo de este artículo es revisar los trabajos teóricos y empíricos sobre los problemas que plantea la información asimétrica y el papel que desempeñan los sistemas de evaluación en contextos digitales. En primer lugar, presentamos los conceptos de «selección adversa» y de «riesgo moral», que constituyen las dos principales clases de problemas relacionados con la asimetría de la información entre las partes de una transacción. Después, describimos el diseño habitual de los sistemas de evaluación y discutimos la evidencia empírica del impacto de las evaluaciones en el comportamiento de los usuarios *online*. Para terminar, como los sistemas de *feedback* pueden servir simultáneamente para reducir la selección adversa y mitigar el riesgo moral, clarificamos las funciones señalizadora y sancionadora de las evaluaciones describiendo los mecanismos teóricos detrás de dichas funciones; finalmente, presentamos las conclusiones empíricas procedentes de varios mercados digitales.

Palabras clave: plataformas digitales, información asimétrica.

Abstract

In this article we review theoretical and empirical works related to the issues of asymmetric information and the role of review systems in digital contexts. First, the concepts of Adverse Selection and Moral Hazard are introduced as they form the two main classes of issues related to the asymmetries of information between parties. Later, we describe the common design of review systems and discuss the empirical evidence of the impact of reviews on the performance of online users. Finally, since feedback systems can simultaneously reduce Adverse Selection and discipline Moral Hazard, we clarify the signaling and the sanctioning roles of reviews describing the theoretical mechanisms behind these functions; and the empirical findings from several digital marketplaces.

Key words: digital plataforms, asymmetric information, moral hazard.

JEL classification: .

I. INTRODUCCIÓN

LAS plataformas digitales del tipo eBay, Amazon o Airbnb han experimentado un enorme éxito y popularidad durante los últimos veinte años, y no han dejado de atraer nuevos clientes. A día de hoy, los mercados *online* conectan a millones de personas en todo el mundo y el comercio digital tiene un impacto significativo en el crecimiento del producto interior bruto de muchos países (1).

Cuesta imaginar que hace muy pocos años muchos economistas infraestimaran el potencial de penetración y expansión del comercio digital: lo que hoy es un hábito generalizado para millones de usuarios, inicialmente se topó con la sorpresa y el escepticismo. En concreto, algunas características del comercio *online*, como el anonimato, se consideraban una limitación insuperable que impediría el establecimiento de confianza entre las partes, elemento esencial para las transacciones. Para entender la actitud escéptica hacia las transacciones *online*, es significativa la historia de uno de los primeros artículos vendidos en eBay (en su denominación, por entonces, de AuctionWeb): un puntero láser estropeado. En 1995, a los pocos meses de crearse el portal de subastas, el fundador de eBay Pierre Omidyar decidió poner en venta en la web un puntero láser que ya no funcionaba; en la descripción del objeto escribió que el artículo estaba, efectivamente, dañado. Pese a ello, pocas semanas después, el puntero se vendió por 14,83 dólares. Sorprendido por el precio final, Omidyar contactó con el comprador para asegurarse de que este había comprendido que se trataba de un puntero láser inoperativo. El comprador respondió que era un «coleccionista de punteros láser inoperativos» (2).

Se suele recurrir a esta anécdota para ilustrar la diversidad ilimitada de compradores y vendedores que pueden llegar a encontrarse a través de las plataformas *online*. No obstante, es importante señalar que, por entonces, incluso el propio fundador de eBay albergaba dudas sobre el éxito de las transacciones anónimas *online*. Con su pregunta al postor ganador de la subasta, implícitamente estaba poniendo de relieve uno de los problemas que tenían el potencial de entorpecer los intercambios en las plataformas digitales.

Primero, en las transacciones *online*, los dos lados no tienen acceso a la misma información sobre el bien objeto de la transacción: por ejemplo, los vendedores de eBay son normalmente mucho más conscientes de la calidad de los objetos ofrecidos en venta que los compradores potenciales; del mismo modo, los anfitriones en Airbnb tienen un mejor conocimiento de la ubicación de los alojamientos

que los huéspedes que están interesados en alquilarlos.

Además, los dos lados pueden determinar parcialmente la calidad de las transacciones a través de sus acciones: en eBay, los vendedores eligen cómo organizan el proceso de entrega de los objetos subastados; de modo similar, en Airbnb, los anfitriones pueden decidir cuánto esfuerzo dedican a limpiar sus apartamentos; y los huéspedes puede respetar o no las reglas del anfitrión.

En este sentido, podemos definir dos posibles problemas de las transacciones *online* en relación con el anonimato y la distancia entre los usuarios:

1. Los dos lados intervinientes en las transacciones *online* tienen diferentes niveles de información sobre la calidad intrínseca del servicio, la cual no es susceptible de ser modificada por la acción de los usuarios. En el caso más extremo, uno de los dos lados (por lo general, el del comprador) solo es consciente de la calidad del servicio después de que la transacción ha tenido lugar. Por ese motivo, el precio que el lado menos informado está dispuesto a pagar por la transacción tendrá en cuenta la incertidumbre sobre la calidad y reflejará un nivel «promedio» de calidad esperada. En consecuencia, los vendedores de alta calidad serán expulsados del mercado por los precios bajos y, en la jerga económica, los vendedores resultarán seleccionados adversamente (pues solo los de calidad baja estarán dispuestos a competir en el mercado). A este problema potencial nos referiremos con la expresión de *selección adversa* a lo largo de este capítulo.

2. La calidad de las transacciones depende del nivel de atención, esfuerzo y cuidado que las dos partes ponen en el proceso. Aun así, el precio de la transacción es a menudo decidido antes de la elección sobre el esfuerzo aplicado, y las dos partes pueden estar tentadas a no llevar a cabo sus deberes una vez que la transferencia del dinero se ha hecho efectiva. Tal comportamiento podría ser de hecho muy probable en los mercados *online*, ya que los usuarios raramente interactúan con los demás más de una vez, y su mala conducta no puede ser castigada en períodos futuros. Todo esto conduce a otro tipo de incertidumbre acerca de la calidad de los servicios que denotamos con el calificativo de *riesgo moral*.

Estos dos problemas se encuentran potencialmente presentes de forma simultánea en todas las plataformas digitales; no obstante, la dominancia de uno sobre el otro depende de la capacidad de uno de los extremos de la transacción para variar la calidad del servicio con sus acciones. Por ejemplo, sería lógico esperar que los problemas de la selección adversa sean los que prevalezcan en plataformas en las que la calidad depende menos de la decisión de aplicar esfuerzo, como Booking o Expedia. En cambio, el riesgo moral podría ser la problemática dominante en plataformas como Uber o BlaBlaCar, ya que el comportamiento de los conductores define directamente la calidad del servicio prestado.

A pesar de estas debilidades, varias plataformas digitales encontraron la senda hacia el éxito, y el comercio *online* registra un enorme crecimiento. Parte de este éxito podría estar ligado al modo en que las plataformas digitales intentaron paliar estos problemas con una solución innovadora: los sistemas de evaluación. Introducido en su día por eBay, casi la totalidad de plataformas digitales han implementado sistemas de *feedback* gracias a los cuales los usuarios pueden evaluar sus experiencias en las transacciones concluidas, Las evaluaciones reducen los problemas de selección adversa, puesto que la nueva información mejora la precisión con la que los compradores estiman la calidad del vendedor; además, también mitigan los problemas de riesgo moral, y el historial de evaluaciones configura una reputación en función del comportamiento continuado de los usuarios, permitiendo castigar potencialmente los malos comportamientos. En este sentido, los sistemas de evaluación desempeñan al mismo tiempo un rol de señalización y otro sancionador, dos nociones introducidas por Dellarocas (2006).

En este artículo se propone una descripción del funcionamiento de los sistemas de evaluación; y, en particular, del modo en que generan disciplina frente a los problemas de selección adversa y riesgo moral en las plataformas digitales.

El artículo se divide en cinco secciones: en la siguiente sección analizamos el impacto que las evaluaciones tienen en el comportamiento de los usuarios en distintas plataformas, con especial atención a las principales desventajas de los sistemas de evaluación. En las secciones tercera y cuarta se abordan por separado los conceptos de «selección adversa» y «riesgo moral». La sección quinta trata trabajos recientes que estudian el impacto conjunto de los sistemas de evaluación en la selección adversa y el riesgo moral, y de qué forma están conectados estos

dos problemas. En la sección sexta se presentan las conclusiones.

II. SISTEMAS DE EVALUACIÓN: DESCRIPCIÓN E IMPACTO

En la introducción, hemos identificado los posibles problemas que podrían entorpecer el éxito del comercio *online* debido a la información asimétrica manejada por las diferentes partes involucradas en las transacciones digitales. Clasificamos dichos problemas en dos clases: selección adversa y riesgo moral, y destacamos el papel del *feedback* de usuarios anteriores para reducir estas asimetrías informativas. En esta sección, describimos los tipos de *feedback* que suelen pedir a los usuarios y mostrar en sus páginas web las plataformas digitales. En concreto, nos focalizamos en la naturaleza de la información que suele presentarse y en la identidad de los autores de las evaluaciones. Al mismo tiempo, esbozamos algunos de los principales inconvenientes vinculados al proceso de evaluación *online*, tales como la manipulación de las evaluaciones y la selección de los evaluadores. Finalmente, ilustramos brevemente el impacto de las evaluaciones en el comportamiento *online* de los usuarios en términos de volumen de operaciones y precios.

eBay introdujo su innovador sistema de evaluación en 1995, el año de su creación, y, salvo ligeras modificaciones, el mecanismo se ha mantenido inalterado hasta nuestro días. A partir de entonces, casi todos los mercados digitales se han inspirado en el sistema de *feedback* de eBay y han implementado mecanismos similares con algunos ajustes en función de los distintos contextos donde se ha aplicado.

En términos generales, los sistemas de evaluación permiten a los usuarios valorar las transacciones previas celebradas con otras partes mediante, al menos, una puntuación numérica y un comentario textual. La puntuación numérica puede variar: en eBay, los usuarios pueden otorgar una nota de +1, 0 o −1, mientras que en muchas otras plataformas la amplitud de esa horquilla es mayor (un rango entre cero y cinco estrellas parece ser la opción que se impone entre las plataformas digitales). El texto para comentarios suele reducirse a unas pocas líneas. Aparte de la puntuación global, se suele pedir a los usuarios que evalúen características concretas de las transacciones con puntuaciones separadas: por ejemplo, los huéspedes de Airbnb tienen la posibilidad de evaluar por separado la localización y limpieza del alojamiento; el mobiliario; la precisión de la descripción incluida en el anuncio; la facilidad en las comunicaciones con el anfitrión y la comodidad en el momento de la llegada. Todas estas puntuaciones son luego agregadas en las páginas de los usuarios para generar un valor total y medias móviles a fin de facilitar la comprensión de tal ingente cantidad de información.

En casi todas las plataformas digitales, solo los usuarios suscritos a ellas y que han concluido una transacción notificada pueden evaluar a la otra parte. Muchas plataformas utilizan un proceso de evaluación bilateral (eBay, Airbnb, BlaBlaCar) según el cual cada parte evalúa a la otra; en cambio, son pocos los mercados que permiten solo a una de las partes evaluar a la otra: este es el caso de Amazon, donde los compradores pueden calificar a los vendedores, pero no a la inversa.

TripAdvisor, Yelp y otros foros de viajes interactivos son ejemplos destacados de plataformas que permiten a todos los visitantes a su web escribir evaluaciones. Still, Mayzlin, Dover y Chevalier (2014) muestran que la estructura abierta de tales plataformas de evaluación facilita la manipulación de las evaluaciones por parte de terceros (por ejemplo, competidores) y puede dar lugar a representaciones sesgadas e incorrectas de la calidad de los servicios prestados por los usuarios reseñados en el portal.

Una fuente adicional de sesgo evaluativo está asociado al temor de los usuarios a represalias en ciertos sistemas de evaluación bilaterales: Klein, Lambertz y Stahl (2016) y Fradkin, Grewal y Holtz (2016) estudian estos tipos de problemas en eBay y Airbnb, respectivamente. En ambos casos, los autores argumentan que una parte se ve incentivada a no dejar evaluaciones negativas por el riesgo a recibir comentarios negativos de la otra parte a modo de represalia. Estos dos estudios demuestran que, en ausencia de este riesgo, los evaluadores serían menos sesgados y reportarían con mayor frecuencia experiencias negativas.

Estas últimas observaciones sobre la precisión de las evaluaciones nos sirven para traer a colación otras tres debilidades clave de los sistemas de evaluación:

1. Primero, la evaluación casi nunca es obligatoria, y depende en gran medida de la disposición a aportar información que pueda ser útil para otros usuarios pertenecientes a la misma comunidad. Por tanto, solo una parte

del total que celebran transacciones *online* deja evaluaciones, y estos usuarios podrían no ser representativos de los gustos medios del conjunto de usuarios.

2. Segundo, la experiencia del cliente podría variar en el tiempo debido a las acciones del vendedor; y las evaluaciones pasadas podrían no ser informativas del nivel de calidad del servicio en la actualidad.

3. Por último, dados los costes relativamente bajos de abrir cuentas en las plataformas digitales, los usuarios pueden borrar sus historiales de evaluación tras recibir malos comentarios y volver a empezar de cero con su reputación intacta.

El caso de las evaluaciones de restaurantes sirve para ilustrar todos estos puntos. De hecho, los lectores escépticos de los comentarios *online* en TripAdvisor suelen argumentar que quienes dejan evaluaciones tienen gustos muy diferentes a sus mucho más sofisticados paladares; además, el humor del personal de los restaurantes cambia de un día a otro, y las evaluaciones antiguas no capturan esto; finalmente, una reputación perfecta, pero de corta duración, es sospechosa e indicativa de una reciente operación de limpieza del perfil *online* (3).

El problema de la autoselección de los evaluadores es difícil de eliminar o reducir con una modificación del proceso de evaluación, puesto que tiene que ver con el elemento interno de los mecanismos de *feedback* voluntario. Además, el sesgo potencial relativo a la autoselección de usuarios que deciden evaluar podría explicar el gran predominio de evaluaciones positivas en todas las plataformas digitales. Dado que evaluar es laborioso, solo los usuarios que viven experiencias extremadamente positivas o negativas podrían decidir dejar su evaluación. Alternativamente, los evaluadores son autoseleccionados entre aquéllos que encontraron una discrepancia entre lo que leyeron en *feedbacks* pasados y los resultados de sus propias transacciones: Dellarocas y Wood (2008) estudian éstas y otras explicaciones de un potencial sesgo en las evaluaciones de eBay. Concluyen que los compradores de eBay que deciden no evaluar vivieron peores experiencias que los que sí evalúan. En línea con este resultado, Nosko y Tadelis (2015) muestran que la ratio entre evaluaciones positivas y el número total de transacciones es una medida más informativa del comportamiento real de los vendedores de eBay. Además de esto, la reciprocidad social podría ser una fuente adicional de sesgo positivo de las evaluaciones en las plataformas que implican encuentro físico entre las partes y donde el valor en juego en los servicios es más alto, como sostienen Zervas, Proserpio y Byers (2015) y Fradkin, Grewal y Holtz (2016) en el caso de Airbnb.

Pese a sus inconvenientes, las evaluaciones tienen un impacto en el comportamiento de los usuarios. En efecto, en las dos últimas décadas varios autores han investigado si la reputación creada por los sistemas de *feedback* importa, y si las evaluaciones tienen un peso significativo a la hora de determinar las acciones de los usuarios. Sus conclusiones difieren según la plataforma y el tipo de análisis empírico desarrollado. No obstante, los estudios más importantes coinciden en reconocer el siguiente resultado.

Observación 1. *En varias plataformas* online, *la mejora de la reputación de los usuarios tiene un efecto positivo significativo en el número de transacciones concluidas por los usuarios.*

A continuación enumeramos contribuciones relevantes en este campo centradas en resultados robustos observados entre distintas plataformas que aplican metodologías diferentes. En Cabral (2012) y Tadelis (2016) se encuentra un excelente y exhaustivo repaso de la literatura empírica más reciente sobre este tema.

El impacto que ejerce el *feedback online* en el comportamiento de los usuarios se ha documentado fundamentalmente en plataformas «de consumidor a consumidor» (C2C) de distribución y *e-commerce,* como eBay, Taobao y Amazon. Dichos estudios son unánimes en referir un resultado robusto en todos estos mercados de un efecto, positivo y significativo, en términos de volumen de las ventas para los vendedores; en cambio, el consenso no es total en cuanto al efecto sobre los precios.

La amplia mayoría de los estudios se centra en plataformas de distribución C2C en las que vendedores y compradores, mayoritariamente no profesionales, intercambian bienes: de ellas, eBay es el caso más estudiado. Muchos estudios académicos analizan el modo en que las evaluaciones de los compradores afectan al resultado de las futuras subastas de objetos de los vendedores. Dellarocas (2003) ofrece un resumen completo de los primeros intentos de medir el efecto de las evaluaciones en los precios y en las probabilidades de venta, llevando a cabo regresiones transversales de los precios de venta en función del *feedback* aportado por los usua-

rios. Este enfoque se ha descartado en trabajos más recientes, empezando por el artículo de Resnick *et al.* (2006): los autores utilizan un experimento con datos reales y demuestran que los resultados de los análisis de corte transversal anteriores (a saber, un efecto significativo de la reputación en el comportamiento de los vendedores) podrían estar afectados por la presencia de variables omitidas, como la destreza de los vendedores a la hora de redactar los anuncios. Los autores asignan aleatoriamente lotes de objetos idénticos (postales de coleccionista) a vendedores con diferente reputación, y observan que las pujas ganadoras son significativamente más altas en el caso de los vendedores con mejor reputación. No obstante, unas pujas significativamente más altas también se asocian a aquellos vendedores que no cometen faltas ortográficas en la descripción de los objetos.

Para corregir este sesgo, las regresiones de corte transversal se han sustituido por el análisis de datos de panel: el artículo de Cabral y Hortacsu (2010) es el más citado de todos los que aplican la técnica de datos de panel. Los autores construyen un panel a partir de los historiales de *feedback* de varios vendedores de eBay, y se fijan en el impacto de las evaluaciones negativas en la tasa de crecimiento semanal de las ventas. Observan un impacto significativo en la tasa de ventas a raíz de la primera evaluación negativa. Siguiendo la oscilación de la tasa de ventas y la cantidad de evaluaciones negativas, estiman cómo evoluciona el comportamiento de los vendedores en el tiempo. Muchos otros artículos utilizan técnicas de datos de panel para eliminar los factores distorsionadores, tales como la destreza en la escritura, evidenciada por Resnick *et al*. (2006). Fan, Ju y Xiao (2016) identifican un efecto positivo asociado a la buena reputación en la plataforma china Taobao. Mientras que los vendedores bien establecidos tienen una prima reputacional en términos de precios y de volúmenes, los vendedores nuevos con una reputación más alta tienden a reducir sus precios para impulsar la tasa de ventas.

Anderson y Magruder (2012) y Luca (2011) utilizan un enfoque diferente para analizar el impacto de las evaluaciones de restaurantes en la plataforma Yelp. El análisis del impacto del *feedback* en los ingresos plantea otro problema adicional en este contexto: los restaurantes con buenas evaluaciones registran mejores resultados que otros porque, de hecho, son mejores. En este sentido, el hecho de observar una relación positiva entre *feedback* y resultados no permite concluir la existencia de efecto del primero sobre el segundo. Estos tipos de problemas suelen englobarse bajo el término de problemas de causalidad inversa (4). En ambos artículos, los autores resuelven este problema implementando un diseño de discontinuidad para la regresión: en la plataforma objeto de estudio, una vez agregadas las puntuaciones de los usuarios, se calcula la media y su valor se muestra en la parte superior de las páginas web de los restaurantes. Estos promedios son redondeados hasta la media estrella más cercana (en una escala de una a cinco estrellas). En este sentido, restaurantes con puntuaciones medias muy similares pueden haber sido asignados con un número de estrellas sensiblemente diferente en sus páginas web. Por ejemplo, a un restaurante con una puntuación media de 4,2 se le asigna cuatro estrellas en su página web, mientras que a un restaurante puntuado con 4,3 se le presenta como 4,5 estrellas. Aprovechando este hecho, Anderson y Magruder (2012) y Luca (2011) comparan restaurantes con puntuaciones medias subyacentes muy similares pero con diferente número de estrellas asignado en su web y estiman el efecto de una diferencia de media estrella en la disponibilidad para realizar una reserva (Anderson y Magruder, 2012) y en los ingresos (Luca, 2011). En ambos casos, se observa que las evaluaciones tienen un impacto significativo y positivo.

La literatura económica se centra principalmente en las puntuaciones numéricas, aunque los comentarios textuales constituyen una parte importante de los sistemas de evaluación, ya que los usuarios podrían revelar datos esenciales en los textos que escriben. Las puntuaciones numéricas están acotadas por un rango de valores limitado. Además, dada la tendencia de los usuarios a reportar evaluaciones positivas, la varianza de las puntuaciones suele ser muy reducida. Por contraposición, los comentarios textuales incluyen un abanico más diverso de información y, si se analiza como es debido, expresan un espectro más amplio de experiencias de usuario. Asimismo, Filippas *et al*. (2017) demuestran que los comentarios textuales en un mercado de trabajo *online* se ven menos afectados por la inflación de las evaluaciones, esto es, por la tendencia de los usuarios a rebajar su nivel de exigencia y otorgar mejor *feedback* con el paso del tiempo.

Observación 2. El impacto significativo de la reputación online *en el comportamiento de los*

usuarios no está limitado a las puntuaciones numéricas, sino que también abarca a los comentarios textuales.

Este hallazgo queda avalado por trabajos recientes que exploran los comentarios textuales con análisis de contenido o de sentimiento: Ghose, Ipeirotis y Sundararajan (2007) miden la intensidad y la polaridad de los comentarios en el sistema de evaluación de Amazon, y estudian el impacto económico del *feedback* textual en el comportamiento de los usuarios. Observan que las evaluaciones realizadas por escrito afectan a las ventas del producto, y miden de qué forma el impacto en el comportamiento de los usuarios en términos de ventas se ve influido por el contenido de los comentarios. Descubren que ciertas características de las evaluaciones, tales como la subjetividad, la legibilidad y la corrección lingüística, influyen en las ventas y la utilidad percibida de los comentarios.

Archak, Ghose e Ipeirotis (2011) identifican distintos rasgos de los artículos vendidos en Amazon utilizando un análisis de sentimiento de los comentarios textuales. Gracias a ello, consiguen seleccionar los rasgos del producto más valorados por los consumidores y analizar el impacto que las evaluaciones tienen en los distintos rasgos del producto. Sus resultados demuestran que las evaluaciones textuales tienen un impacto en los precios y los volúmenes negociados.

Los datos empíricos propuestos por estos trabajos demuestran que las evaluaciones son importantes y que a compradores y vendedores les importa cuidar su reputación *online*. En la siguiente sección vamos un paso más allá del impacto de las evaluaciones; en particular, investigamos cómo los sistemas de evaluación son capaces de generar disciplina en los principales problemas relacionados con la selección adversa y el riesgo moral.

III. SELECCIÓN ADVERSA: LAS EVALUACIONES COMO SEÑAL DE CALIDAD

La existencia de información asimétrica entre compradores y vendedores es una característica que los intercambios *online* comparten con muchos mercados tradicionales. Por consiguiente, los problemas relacionados con la incertidumbre sobre la calidad no son nuevos, y muchos economistas los estudiaron años antes del advenimiento del comercio digital. Akerlof (1970) introduce el concepto de la «selección adversa», y demuestra cómo la incertidumbre de los compradores en torno a la calidad de los objetos vendidos en un mercado podría conducir a una selección (adversa) de los vendedores dispuestos a continuar en ese mercado y realizar transacciones. Estudia casos en los que los compradores no tienen ningún medio de evaluar objetivamente la calidad de los bienes en venta y como ejemplo cita el mercado de coches de segunda mano. En su trabajo, para inferir la calidad de los vehículos los compradores solo pueden basarse en los precios, y no hay disponibles test mecánicos. Esta ausencia total de métodos para reducir la incertidumbre por el lado de los compradores puede ser demasiado restrictiva, puesto que, en la realidad, suelen estar presentes certificaciones y garantías para evaluar la calidad de los productos. De hecho, muchos trabajos demuestran que estas herramientas pueden ayudar a reducir la asimetría de la información (5). En los mercados *online*, las evaluaciones juegan un papel similar al de las certificaciones, en el sentido de que aportan información adicional sobre la calidad de los objetos que se anuncian en las plataformas (6); y las evaluaciones pueden considerarse un «mecanismo señalizador» para descubrir la calidad del objeto, como apunta Dellarocas (2006).

Algunos trabajos teóricos postulan que la observación de los resultados de transacciones pasadas puede promover la comprensión por los compradores de la calidad de los vendedores (7). Dado que los resultados de las transacciones pueden ser una medida ruidosa de la calidad real del vendedor, los compradores potenciales necesitan muchas observaciones para inferir correctamente la calidad: con un número infinito de observaciones, existe conocimiento perfecto. Pero el flujo de observaciones puede quedar interrumpido antes de llegarse a un conocimiento suficiente de la verdadera calidad de los vendedores, quienes pueden salir del mercado con independencia de su calidad. Esto les puede ocurrir a vendedores *online* de alta calidad que tuvieron mala suerte en las primeras transacciones y recibieron evaluaciones negativas. Debido a este efecto, ningún comprador está dispuesto a adquirir sus objetos, perpetuándose de ese modo su (mala) reputación.

Bar-Isaac (2003) muestra el importante papel que desempeña la convicción propia del vendedor en su calidad. Si un vendedor está seguro de su calidad, los fallos de conocimiento son menos comunes, en la medida que los vendedores de

buena calidad, en lugar de arrojar la toalla, podrían disminuir el precio que cobran para recuperarse de una mala reputación temporal. Los beneficios futuros obtenidos una vez restaurada la auténtica (buena) reputación pueden compensar las pérdidas sufridas en los primeros períodos con mala reputación. En cambio, si un vendedor no está seguro de su calidad, las evaluaciones de los compradores conforman las creencias del vendedor acer-ca de su propia calidad: un puñado de malas evaluaciones podrían convencer al vendedor de ser de baja calidad e inducirle a salir del mercado, ya que no espera mejorar sus evaluaciones en el futuro.

Observación 3. Las evaluaciones online *promueven el conocimiento por los compradores de la calidad de los vendedores, reduciendo de este modo la selección adversa. No obstante, el conocimiento podría interrumpirse con independencia de la verdadera calidad de los vendedores si las evaluaciones de los usuarios son una medida ruidosa de la auténtica calidad.*

Desde un punto de vista empírico, podría resultar difícil observar los casos de fallos de conocimiento, pues la calidad constituye información privada de los vendedores. Aun así, los patrones de conocimiento evidenciados anteriormente pueden observarse en varios estudios académicos que investigaron el efecto de las evaluaciones en las ventas de entradas en la industria cinematográfica: en ese contexto, la calidad es fija a lo largo del tiempo, y las evaluaciones *online* son una medida ruidosa de la calidad, puesto que están afectadas por los gustos de los usuarios. Enumeramos aquí algunos trabajos que estudian el modo en que el «boca a boca», aquí representado por el *feedback online*, influye en la taquilla que hace una película. Dellarocas, Zhang y Awad (2007) construyen un modelo econométrico para prever la dinámica de la recaudación por taquilla de las películas a lo largo del tiempo. Su modelo incluye, como variables independientes, la promoción previa al lanzamiento, las reseñas de los críticos profesionales y el número de salas donde se proyecta la película. Observan que las evaluaciones de los usuarios publicadas en varias webs agregadoras (Yahoo!Movies, BoxOfficeMojo y Hollywood Reporter) mejoran la capacidad predictiva del modelo y demuestran que el «boca a boca» *online* tiene una influencia significativa en las ventas de entradas de las películas. Duan, Gu y Whinston (2008) estudian la relación dinámica entre los volúmenes de ventas y las evaluaciones abordando el problema de la causalidad inversa introducido en la sección anterior: con un sistema dinámico de ecuaciones simultáneas demuestran que el volumen de las evaluaciones *online* mejora la taquilla de las películas. Es más, los ingresos por taquilla de las películas también aumentan el volumen del «boca a boca», creando una dinámica de refuerzo mutuo entre las ventas y las evaluaciones acorde con el proceso de conocimiento reflejado en los trabajos teóricos descritos arriba.

Puesto que los problemas sobre el conocimiento de la calidad de los vendedores es de gran importancia para el comercio *online*, algunos mercados digitales implementaron mecanismos particulares para inducir un conocimiento correcto de la calidad de los vendedores, y reducir de ese modo las ineficiencias del mercado debidas a la selección adversa. Uno de los instrumentos más estudiados para señalizar la calidad en los sistemas de evaluación consiste en la posibilidad de que los vendedores ofrezcan incentivos para que los compradores dejen *feedback*. Alibaba y Taobao, dos plataformas chinas de C2C, lanzaron en años recientes un mecanismo para premiar el *feedback*, denominado «Rebate-for-Feedback» (*RFF*), dirigido a los vendedores *online*. Cuando los vendedores eligen esta opción, especifican un descuento aplicable a cualquier artículo suyo adquirido por los compradores a condición de que los compradores dejen un *feedback* altamente informativo. La informatividad del *feedback* se calcula con una técnica de aprendizaje automático programada por las plataformas. Los vendedores de alta calidad que están seguros de su calidad y han entrado hace poco tiempo en las plataformas tienen incentivos a usar el *RFF* por dos razones principalmente: en primer lugar, los compradores se ven incentivados a dejar un *feedback* descriptivo de su (alta) calidad y el proceso de conocimiento se acelera. En segundo lugar, los compradores saben si los vendedores se han acogido a la posibilidad del *RFF*, y pueden interpretar esto como un indicio de calidad, puesto que los vendedores desean ser evaluados. Li (2010) demuestra con un modelo teórico que este tipo de mecanismo puede reducir la selección adversa, al igual que el sesgo de las evaluaciones, dado que un abanico más amplio de usuarios emitirá evaluaciones. Aun cuando tanto los vendedores de alta calidad como los de baja calidad elijan esta opción en el equilibrio, los compradores prefieren los vendedores que la eligen y ven su tipología verda-

dera revelada a través del *feedback*. Li y Xiao (2014) testan las predicciones de este modelo mediante un experimento controlado, y obtienen evidencias consistentes; Cabral y Li (2015) estudian un mecanismo similar con recompensa monetaria al *feedback* utilizando una serie de experimentos con datos reales de eBay. Observan cómo los compradores dejan más y mejor *feedback* respecto de aquellos vendedores que lo recompensan con incentivos monetarios. Por último, Li, Tadelis y Zhou (2016) estudian el mecanismo del *RFF* utilizando datos de Taobao y demuestran que los vendedores que eligen esta opción obtienen mayores ventas y mejor *feedback* que aquéllos que no la eligen. Esto sugiere que el *RFF* puede verse un señalizador de la calidad que los compradores son capaces de entender; y una herramienta útil para combatir la selección adversa.

Observación 4. La capacidad señalizadora de la calidad de los vendedores de los sistemas de evaluación puede mejorarse con incentivos al feedback *por los compradores, con lo que se consigue reducir los fallos de conocimiento y mejorar la informatividad de las evaluaciones.*

Volviendo a los casos en los que no existen dispositivos de señalización aparte de las evaluaciones, algunos trabajos recientes estudian la dinámica de entrada y salida del mercado de los vendedores cuando la reputación determina las creencias sobre su calidad y los precios que pueden cobrar. Atkeson, Hellwig y Ordoñez (2014) se centran en analizar el papel que los impuestos a la entrada juegan en esta dinámica. Los autores asumen que, antes de entrar en el mercado, los vendedores pueden invertir en su propia calidad, la cual permanece fija tras la entrada. Los impuestos a la entrada crean incentivos a invertir por parte de los vendedores: en consecuencia, la reputación de los vendedores en la entrada aumenta, y la informatividad de la reputación se verá reforzada. Vial y Zurita (2017) incorporan a este marco la posibilidad de que los vendedores cambien de nombre y regresen al mercado con una nueva reputación (limpia). El estudio de las estrategias de cambio de nombre es extremadamente importante, ya que este comportamiento puede amenazar todo el funcionamiento del mecanismo de *feedback*. En el modelo de Vial y Zurita (2017), la reputación inicial de los nuevos entrantes (aquéllos sin ninguna evaluación todavía) juega un papel clave, pues los vendedores con peor reputación que los entrantes deciden cambiar de nombre. Su modelo predice correctamente las principales conclusiones empíricas de la literatura, a saber, que los vendedores «más jóvenes» tienen más probabilidades de salir (es decir, reiniciar con una historia limpia) y la probabilidad de salida aumenta a medida que la reputación empeora.

La literatura empírica sobre el impacto de las evaluaciones en los resultados de los vendedores es consistente con la idea de que los usuarios conocen la calidad a través del *feedback* de otros usuarios. En este sentido, el impacto positivo de las puntuaciones en los volúmenes de ventas se debe al cambio de las creencias de los compradores respecto a la calidad de los vendedores; los precios reaccionan a cambios en la reputación, pues los compradores esperan calidades diferentes de niveles de reputación diferentes. Los estudios sobre la relación entre las puntuaciones y los precios han de tener en cuenta los múltiples canales a través de los que estas dos variables están conectadas; y cómo los vendedores pueden utilizar los movimientos de los precios para promover un mayor conocimiento sobre su calidad.

Jolivet, Jullien y Postel-Vinay (2016) constatan un efecto significativo de la reputación sobre los precios en la plataforma de *e-commerce* PrimeMinister, y consideran explícitamente la relación dinámica entre precios y puntuaciones: una mejor reputación conduce a precios más altos; ahora bien, unos precios más altos pueden elevar las expectativas de los compradores y con ello la insatisfacción potencial.

Fan, Ju y Xiao (2016) analizan de qué modo los vendedores gestionan su reputación a lo largo del ciclo de vida en la plataforma china Taobao. Distinguen entre vendedores nuevos y experimentados, y muestran que los efectos de la reputación para estas dos clases de usuarios son diferentes: los vendedores nuevos no incrementan sus precios tras recibir las primeras evaluaciones positivas. Al contrario, los mantienen bajos para seguir impulsando sus volúmenes de ventas. Tras recibir evaluaciones en muchas transacciones, los vendedores nuevos pasan a la categoría de experimentados, con una reputación más cimentada y, por tanto, con la posibilidad de explotar su reputación para incrementar los precios.

Ahora bien, los precios no son la única variable que determina el valor de una transacción para el comprador. En casi todas las plataformas digitales, los vendedores pueden afectar la calidad de los servicios prestados a lo

largo del tiempo mediante su esfuerzo. En la siguiente sección, nos ocupamos de los problemas asociados al riesgo moral: en primer lugar, ilustramos de qué modo las evaluaciones pueden ser usadas como dispositivo de monitorización continua del comportamiento de los usuarios en los mercados digitales; asimismo, analizamos los trabajos teóricos y empíricos relacionados con estos contextos.

IV. RIESGO MORAL: CÓMO EVITAR LOS MALOS COMPORTAMIENTOS MEDIANTE LAS EVALUACIONES

Junto con la selección adversa, los problemas del riesgo moral son una característica común de los mercados tradicionales y digitales. En varios casos, los agentes no están incentivados para cumplir sus deberes cuando entablan interacciones esporádicas; en cambio, si la interacción entre los agentes se produce en varios períodos, pueden surgir incentivos contra los malos comportamientos. Cuando hay interacciones repetidas, la mala conducta de los agentes hoy puede dar lugar a un castigo mañana; y a la inversa, la cooperación hoy puede fructificar en recompensas futuras. La teoría de juegos estudia estos casos. En particular, uno de los resultados más remarcables en este campo (el denominado teorema de Folk) demuestra que, con un factor de descuento suficientemente alto, cualquier resultado, incluso uno muy beneficioso para todas las partes, puede sostenerse en el equilibrio (8).

Esta conclusión puede aplicarse a un juego básico en el que un vendedor y un comprador negocian repetidas veces con el siguiente esquema temporal: primero, el comprador puede enviar o no enviar dinero al vendedor a cambio del bien; después, cuando el vendedor recibe la transferencia monetaria, decide si enviar el bien al comprador o no. Cuando este intercambio ocurre solo una vez, el vendedor nunca envía el bien tras haber recibido el dinero y se lo queda para su propio uso. En consecuencia, el comprador nunca envía el dinero, ya que no puede confiar en el vendedor: los agentes no hacen negocio.

Pero si este juego se repite infinidad de veces en el tiempo, el comprador puede aplicar una estrategia «gatillo»: envía el dinero cada período hasta que el vendedor deja de enviar el objeto. Cuando eso ocurre, deja de enviar el dinero. Con esta estrategia, el vendedor decide enviar el objeto si los beneficios futuros de los intercambios superan el valor de mantener los objetos para su propio uso hoy y en el futuro. En este caso, el comprador y el vendedor confían en el otro y negociarán en cada período. Ahora bien, si la transacción solo puede tener lugar durante un número finito de período s y los agentes saben cuándo finalizarán los intercambios, la confianza entre comprador y vendedor no puede establecerse: en el último período, los agentes vuelven a colocarse en la misma situación que en el juego estático y no hacen negocio. Aplicando el mismo argumento, no puede sostenerse la confianza en ningún período antes del último.

Pero los usuarios en los mercados digitales rara vez interactúan en múltiples ocasiones, y es razonable suponer que no se conocen entre sí antes de hacer negocio. Ahora bien, gracias al sistema de evaluaciones, los compradores *online* pueden observar los resultados de transacciones previas de un vendedor y tomar nota de si es digno de confianza o no: en el ejemplo anterior, si un vendedor siempre entregó el objeto al comprador o no. Por tanto, la presencia de un historial de evaluaciones hace posible construir confianza con estrategias «gatillo» aplicadas por toda la secuencia de compradores intervinientes en transacciones con el vendedor a lo largo del tiempo: los compradores comienzan enviando dinero y escribiendo evaluaciones positivas tras recibir el bien comprado; entonces, si en una ocasión el vendedor no envía el objeto, el comprador escribirá una evaluación negativa y todos los compradores siguientes sabrán que el vendedor ha incumplido; en consecuencia, dejarán de enviar dinero.

No obstante, como hemos señalado, si el vendedor sabe que va a salir del mercado con certeza en una fecha determinada, sus incentivos a comportarse correctamente en la última transacción decaen y pueden aparecer incumplimientos.

Observación 5. Mediante un historial de evaluaciones, los compradores pueden monitorizar cuál fue el comportamiento del vendedor en el pasado. Los vendedores se ven incentivados a comportarse correctamente ya que, en caso de no hacerlo así, los compradores les castigarán con evaluaciones negativas.

Los estudios empíricos señalan la presencia de estrategias de castigo y recompensa en el lado de los compradores en varias plataformas *online*. Pero, en la realidad, los compradores *online* no implementan estrategias «ga-

tillo» puras que activarían el cese completo de las actividades del vendedor tras recibir una evaluación negativa. Además, las evaluaciones no son perfectamente informativas sobre la calidad de las transacciones debido a las múltiples fuentes de sesgo que se han descrito en la sección anterior.

En eBay, Cabral y Hortacsu (2010) constatan que las ventas de los vendedores experimentan un descenso significativo (del 5 por 100 al −8 por 100) tras la primera evaluación negativa recibida.

Además, el comportamiento de los vendedores cambia dependiendo de su reputación: en el mismo artículo, Cabral y Hortacsu (2010) señalan que tras la primera puntuación negativa, se producen nuevos *feedbacks* negativos con una frecuencia un 25 por 100 más alta, aunque estos nuevos episodios tienen un menor impacto en las ventas. Con una reputación sólida, los incentivos a comportarse bien son también elevados; a la inversa, si el nivel de reputación desciende por causa de una evaluación negativa, los vendedores están menos motivados a comportarse bien. Cabral (2015) propone un modelo teórico para este tipo de comportamiento que puede explicar la persistencia de un alto estándar de comportamiento de los agentes *online*.

Observación 6. Cuando los vendedores planean salir de la plataforma, los incentivos para comportarse correctamente que generan los sistemas de evaluación son débiles: la mayoría de evaluaciones negativas tienen lugar en fechas cercanas al final del ciclo de vida de los vendedores.

Si un vendedor sabe que va a salir pronto, los beneficios futuros derivados de un buen comportamiento se reducen y los casos de incumplimiento son más probables. Ese hallazgo teórico es acorde con la evidencia empírica. Cabral y Hortacsu (2010) demuestran que cuanto más baja es la reputación del vendedor, mayor es su probabilidad de salida; y los vendedores reciben más evaluaciones negativas antes de salir que durante el promedio de su vida. Pero la relación entre salida del mercado y evaluaciones negativas es también coherente con otra cuestión: el comportamiento de un vendedor podría recibir una evaluación negativa por motivos externos al esfuerzo desplegado por él (en el ejemplo anterior, un vendedor que ha enviado los objetos, pero estos no llegan a su destino por culpa de un fallo del servicio postal). Debido a esto, la reputación del vendedor cae y éste prefiere salir del mercado antes que hacer el esfuerzo para recuperar una buena reputación.

De acuerdo con las predicciones teóricas y los hallazgos empíricos, podemos concluir que las estrategias de los vendedores y compradores evolucionan en el tiempo a medida que la información sobre las transacciones se acumula poco a poco en sus páginas web. Los recién llegados a las plataformas tendrán más incentivos para comportarse bien y labrarse una reputación positiva. Más adelante, disfrutan de una alta reputación y de transacciones rentables. Finalmente, cuando están próximos a salir del mercado, los incentivos de los vendedores a incumplir sus compromisos aumentan y en la recta final de su vida en la plataforma recibirán un porcentaje más alto de evaluaciones negativas.

V. SELECCIÓN ADVERSA, RIESGO MORAL Y SISTEMAS DE EVALUACIÓN: UNA PRESENTACIÓN GENERAL

En secciones anteriores de este capítulo hemos descrito los sistemas de evaluación y mostrado evidencias de su impacto en los compradores y vendedores *online*. Posteriormente, se han analizado por separado los conceptos de «selección adversa» y de «riesgo moral», introduciendo un marco teórico y los hallazgos empíricos que avalan las teorías. De este modo, se han ilustrado las funciones señalizadora y sancionadora del *feedback online* a través de varios ejemplos. Al mismo tiempo, estos dos problemas están estrechamente relacionados, y teorías diferentes podrían explicar los mismos datos empíricos. Un ejemplo de estas similitudes viene dado por las dos teorías que explican la relación entre la decisión de los vendedores de salir del mercado y la merma de su reputación en los tramos finales de su permanencia en la plataforma. La mala reputación de los vendedores puede estar relacionada con la calidad intrínseca de los servicios de los vendedores. Esta explicación es más congruente con la selección adversa y con el proceso de conocimiento descrito en la tercera parte de este artículo. Simultáneamente, la decisión de los vendedores de abandonar la plataforma podría estar correlacionada con su peor reputación debido a una relajación del esfuerzo por su parte; y ahí entrarían en juego consideraciones de riesgo moral.

En lo que resta de este artículo, analizamos de forma conjunta la selección adversa y el riesgo moral; primero, presentamos dos contribuciones teóricas al-

ternativas que abordan la selección adversa y el riesgo moral cuando los usuarios interactúan en el tiempo y pueden construir una reputación a partir de las evaluaciones de transacciones anteriores. Posteriormente, analizamos la presencia de estos dos asuntos en varias plataformas, señalando cómo la interpretación de la selección adversa y del riesgo moral puede variar de unos contextos digitales a otros. Finalmente, ponemos el foco sobre algunos trabajos empíricos recientes, coherentes con los modelos presentados, que estudian cómo cambios en el diseño de los sistemas de evaluación pueden reducir la selección adversa y mitigar el riesgo moral.

La discusión de los modelos teóricos sigue la excelente revisión contenida en Bar-Isaac *et al*. (2008) donde los autores analizan éstos y otros tipos de modelos referidos a la reputación del vendedor.

En los modelos anteriores sobre acumulación de conocimiento e interacciones repetidas, la incertidumbre del comprador se refería o bien a la calidad fija del vendedor o bien a las decisiones del vendedor cada vez que se producía un intercambio. Otros modelos amplían ese marco y analizan casos en los que la calidad y las decisiones de los vendedores son desconocidas para los compradores al mismo tiempo. Empezamos analizando el modelo *signal jamming* presentado por Holmström (1999). En su modelo, un directivo trabaja en cada período para una empresa diferente, y su desempeño en cada empresa puede ser terminar en éxito o en fracaso. La probabilidad de tener éxito en cada período depende de la suma de dos elementos: la capacidad innata del directivo y el esfuerzo que despliegue en su cargo. La capacidad innata es desconocida para las empresas y para el directivo. No obstante, el directivo puede decidir qué cantidad de esfuerzo despliega en cada período, y todos los participantes pueden observar el historial de éxitos o fracasos del directivo en sus puestos anteriores. Además, las empresas pagan un salario al directivo en función de la probabilidad de éxito esperada resultante de la inferencia de los resultados pasados. El objetivo del directivo es conseguir la mayor cantidad de remuneración salarial a lo largo de su vida minimizando el esfuerzo desplegado.

Holmström (1999) demuestra que, en equilibrio, el directivo elige aplicar el máximo esfuerzo en las primeras transacciones para influir en el proceso de conocimiento de las empresas, y en el proceso de remuneración asociado a ello. Su esfuerzo va disminuyendo con el tiempo ya que, a largo plazo, las empresas pueden inferir perfectamente la capacidad del directivo y le pagan un salario basado en dicha capacidad. En consecuencia, el modelo explica la motivación de los agentes, que se preocupan de desplegar un esfuerzo elevado al comienzo de su vida laboral, y, una vez labrada su reputación, relajan el esfuerzo aplicado.

Este marco encaja perfectamente con el caso de un mercado *online* formado por un vendedor activo en cada período y por distintos compradores que observan los resultados de transacciones anteriores gracias a las evaluaciones. Además, los hallazgos teóricos de un esfuerzo decreciente a lo largo del tiempo son consistentes con los datos empíricos relativos al ciclo de vida de los vendedores en eBay expuestos por Cabral y Hortacsu (2010).

En el modelo anterior, la calidad y el esfuerzo se suman para dar la productividad esperada del directivo. No obstante, cabe interpretar el factor calidad como la capacidad de los vendedores de aplicar el esfuerzo necesario para el buen fin de las transacciones. En este sentido, los vendedores de alta calidad son aquéllos que no actúan estratégicamente, sino que siempre envían los objetos a los compradores. En cambio, los vendedores de baja calidad pueden variar su decisión con el tiempo, e incurrir en posibles incumplimientos. Kreps *et al.* (1982), Kreps y Wilson (1982) y Milgrom y Roberts (1982) introducen diferentes tipos de vendedores en un marco de juegos repetidos. En su análisis, se plantean dos tipos de vendedores: un tipo al que denominan *comprometido* y otro al que califican de *estratégico*. Los tipos comprometidos siempre realizan la acción con la que se comprometería un jugador a largo plazo: es decir, aplican un alto esfuerzo en todas sus transacciones. En cambio, los tipos estratégicos no están limitados en sus decisiones y pueden decidir en cada período si aplicar esfuerzo o no hacerlo. Para explicar la lógica económica subyacente a estos modelos, volvamos al juego básico entre un vendedor y múltiples compradores ilustrado en la parte anterior. Ahora el vendedor puede ser o bien del tipo comprometido y enviar siempre el objeto al comprador, o bien del tipo estratégico y elegir entre enviar o no el objeto en cada período. Los compradores desconocen a cuál de los dos tipos pertenece el vendedor, pero son conscientes de que en la plataforma hay vendedores tanto comprometidos como estratégicos. En este sentido, el historial de transaccio-

nes anteriores cumple una doble función para los compradores: las evaluaciones pasadas ayudan a controlar el comportamiento continuado del vendedor como en el caso anterior sin múltiples tipos de vendedores; además, pueden señalizar el tipo de vendedor al que pertenece cada uno. Si las evaluaciones son perfectamente representativas de la calidad de las transacciones, los vendedores del tipo comprometido siempre recibirán evaluaciones positivas y los compradores pueden inferir el carácter estratégico de los vendedores con solo una evaluación negativa que reciban. Debido a esto, los jugadores estratégicos tienen incentivos para enviar siempre el objeto a los compradores y labrarse de ese modo la reputación como comprometidos.

Si se asume que el *feedback* puede ser una medida ruidosa de la honestidad de los vendedores, entonces esa inferencia directa deja de tener validez, ya que también los vendedores del tipo comprometido tendrán el «infortunio» de recibir evaluaciones negativas. Cripps, Mailath y Samuelson (2004) demuestran que en este caso, los vendedores estratégicos no siempre imitan a los comprometidos: una vez consolidada una buena reputación con muchas evaluaciones positivas, los estratégicos podrían no enviar el objeto en algunas transacciones, culpando a factores externos ligados al transporte. A largo plazo, la pertenencia a uno u otro tipo se conocerá y las preocupaciones sobre la reputación desaparecerán (9).

Estas dos clases de modelos estudian el modo en que la reputación afecta al comportamiento de los vendedores cuando la incertidumbre de los compradores se refiere a la calidad fija y a las decisiones del vendedor a lo largo del tiempo. Algunas predicciones respecto a la evolución de las acciones de los vendedores son comunes: los efectos de la reputación son fuertes en la fase inicial del ciclo de vida de los vendedores; y van decreciendo al aumentar el número de transacciones concluidas. Pero existen algunas diferencias relevantes en cuanto a la relación entre los dos tipos de incertidumbres. En Holmström (1999), la capacidad innata y el esfuerzo desplegado por el directivo juegan el mismo papel en determinar la probabilidad de éxito y la calidad del directivo no afecta directamente las decisiones sobre esfuerzo; debemos recordar que el directivo no es consciente de su capacidad innata y que la conoce a la vez que las empresas a partir del historial de desempeño. En cambio, la literatura sobre los tipos de vendedores en juegos repetidos define la calidad de un vendedor como su capacidad para actuar de manera no estratégica. Esta distinción no es solo importante desde una perspectiva teórica, sino que también lo es para la naturaleza de los servicios que pueden intermediarse por las diferentes plataformas digitales.

En las plataformas de economía colaborativa como Airbnb, BlaBlaCar o TaskRabbit, la calidad de los servicios prestados se compone de una parte que permanece fija y de otra que varía en el tiempo, a saber, la atención y el esmero de los usuarios. Por ejemplo, la calidad de la estancia en un alojamiento clasificado en Airbnb depende a la vez de la calidad del inmueble (que puede ser un factor fijo, por ejemplo, la ubicación) y de la atención del anfitrión con la limpieza, las comunicaciones y la bienvenida a los huéspedes. En consecuencia, el modelo descrito por Holmström (1999) encaja mejor en este tipo de plataformas tal y como sugieren las conclusiones empíricas referidas a Airbnb descritas por Rossi (2018). En su trabajo, utiliza un análisis de sentimiento de los comentarios de los huéspedes para individualizar dos dimensiones de la calidad de servicio de los anfitriones: una se refiere a cómo evalúan el componente fijo del servicio asociado a la calidad del inmueble. La otra dimensión tiene que ver con la percepción de los huéspedes sobre los esfuerzos del anfitrión. Ambas variables incluyen una cantidad de «ruido» debido a los gustos y percepciones personales de los huéspedes. Para eliminar el componente idiosincrático, Rossi (2018) usa un enfoque con una función de control que establece una relación entre los gustos de los huéspedes sobre la calidad del inmueble y los esfuerzos del anfitrión. Una vez eliminadas las percepciones idiosincráticas, se obtiene una estimación de la dinámica de esfuerzo aplicada por los anfitriones de Airbnb a lo largo del tiempo. En línea con el modelo de Holmström (1999), los anfitriones de Airbnb aplican un mayor esfuerzo en las primeras transacciones para atraer huéspedes, mientras que escatiman el esfuerzo en las transacciones antes de salir de la plataforma, cuando los incentivos reputacionales son bajos.

El caso de los mercados C2C y de *e-commerce* es diferente: aquí es difícil distinguir entre aspectos fijos y variables de calidad. Un vendedor de alta calidad es aquél que describe el estado de los objetos adecuadamente, y cumple con los términos de la entrega. Aunque los vendedores podrían cambiar sus políticas con el tiempo, podemos considerar estas características comportamentales como fijas en el tiempo para algunos ven-

dedores. Así pues, los modelos con distintos tipos de vendedores que negocian repetidamente con compradores suelen usarse con mayor frecuencia para explicar los hallazgos empíricos sobre el comportamiento de los vendedores en estas plataformas.

Observación 7. *Con independencia del tipo de modelo, cuando las evaluaciones permiten señalizar la calidad y sancionar el mal comportamiento, aparecen dos resultados: i) los usuarios conocen el verdadero valor de la calidad de los vendedores después de un número suficiente de evaluaciones; ii) los incentivos reputacionales para el buen comportamiento son más fuertes al comienzo del ciclo de vida y más débiles al acercarse el momento de la salida.*

Concluimos esta parte analizando algunos trabajos empíricos que explotan variaciones en el diseño de los sistemas de evaluación para observar cómo impactan estos cambios en la selección adversa y el riesgo moral.

Klein, Lambertz y Stahl (2016) y Hui, Saeedi y Sundaresan (2017) se aprovechan de la variación introducida por eBay en 2008 en su sistema de evaluaciones para eliminar el posible sesgo del *feedback* a causa del temor de los compradores a sufrir represalias. En ambos estudios los autores observan que la variación condujo a una reducción significativa de las ineficiencias debidas a la información asimétrica; pero si bien Klein, Lambertz y Stahl (2016) sostienen que indujo un efecto disciplinante en el riesgo moral, Hui, Saeedi y Sundaresan (2017) atribuyen la mejora a una reducción en la selección adversa. Aquí comparamos sus metodologías y los resultados que obtienen.

Se ha constatado que muchos usuarios de eBay, antes de empezar a poner objetos a la venta, deciden labrarse una reputación como compradores. Este comportamiento fue advertido en primer lugar por Cabral y Hortacsu (2010) y una serie de trabajos confirman ese mismo dato empírico. En consecuencia, los compradores de eBay se preocupan de construirse una reputación que posteriormente les será de utilidad para comenzar su carrera como vendedores. Antes de 2008, los vendedores de eBay, en caso de recibir evaluaciones negativas de los compradores, solían responder con comentarios negativos: se puede observar evidencia de esta conducta en Hui, Saeedi y Sundaresan (2017), quienes certifican que los vendedores respondieron con *feedback* negativo al *feedback* negativo de los compradores en un 37 por 100 de los casos. Esta adopción de represalias, unida al interés de los compradores por mantener una buena reputación, creó un sesgo positivo en las evaluaciones, con el efecto de que el mal comportamiento de los vendedores fue infrarreportado por los compradores. Para eliminar este sesgo, eBay modificó en mayo de 2008 su proceso de *feedback* para permitir a los vendedores evaluar a los compradores solo con valoraciones positivas (o bien dejar la casilla de *feedback* vacía).

Klein, Lambertz y Stahl (2016) analizan el impacto de esta modificación del proceso de evaluación de eBay. Comparan los niveles, antes y después de mayo de 2008, del *rating* detallado de vendedor (*DSR*), el *feedback* anónimo que los compradores pueden dejar después de cada transacción, y de la tasa de salida del mercado de los vendedores. Descubren que la modificación dio lugar a una mejora significativa de los *DSR*. Dado que este tipo de *rating* siempre ha sido anónimo, infieren que nunca ha estado sesgado por el temor a represalias y que la satisfacción de los compradores genuinamente mejoró con la modificación. En cambio, la tasa de salida de los vendedores no se ve afectada.

En este sentido, sus resultados sugieren que la variación del *feedback* disciplina el riesgo moral; es decir, los vendedores se comportan mejor a partir de mayo de 2008. Pero no contribuye a reducir la selección adversa, puesto que la tasa de salida de los vendedores no aumenta.

En contraste con este estudio, las conclusiones empíricas de Hui, Saeedi y Sundaresan (2017) están más en línea con una reducción de la selección adversa. Para medir los movimientos en la calidad de los vendedores antes y después de la modificación, estudian varios parámetros: *feedback* negativo (no anónimo); *DSR* (anónimo); y el número de disputas planteadas por los compradores. Además, consideran el volumen de los vendedores, es decir, el número de objetos vendidos en un mes dado; y la tasa de salida de los vendedores. Miden cómo varía la satisfacción de los compradores debido a los cambios en el comportamiento de los vendedores y en el volumen de los vendedores; interpretan que lo primero refleja la reducción del riesgo moral, y lo segundo la reducción de la selección adversa. De este modo, estiman que la reducción de la selección adversa explica el 68 por 100 de la mejora de la satisfacción de los compradores, en tanto que el restante 32 por 100 procede de la disciplina del riesgo moral.

Las conclusiones contrarias expuestas por Klein, Lambertz y Stahl (2016) y por Hui, Saeedi y Sundaresan (2017) se deben probablemente a la diferente naturaleza de los conjuntos de datos utilizados respectivamente por los autores. En concreto, Hui, Saeedi y Sundaresan (2017) utilizan datos propios de eBay, mientras que Klein, Lambertz y Stahl (2016) recabaron los datos de la web de eBay mediante *scraping* (extracción y filtrado de datos). Como sugieren Hui, Saeedi y Sundaresan (2017), la utilización de datos *scraped* puede sesgar los resultados en tanto que los vendedores de eBay estudiados por Klein, Lambertz y Stahl (2016) son vendedores veteranos que llevan en activo en eBay más de un año y cuya probabilidad de abandonar la plataforma es mucho más baja que la media. Fradkin, Grewal y Holtz (2016) analizan el efecto de una modificación similar del sistema de evaluación de Airbnb. En esa plataforma, la bilateralidad del sistema de *feedback* resulta necesaria debido a la considerable incertidumbre en torno a los perfiles tanto de huéspedes como de anfitriones. En este sentido, Airbnb no ha modificado el diseño bilateral de su sistema de evaluaciones (como hiciera eBay en mayo de 2008); ahora bien, a fin de evitar las represalias, la modificación de mayo de 2014 tuvo por efecto que las evaluaciones de huéspedes y anfitriones se difundiesen simultáneamente en las páginas de los usuarios. Fradkin, Grewal y Holtz (2016) estudian los resultados de varios experimentos que llevaron a la adopción de dicha política por parte de Airbnb utilizando datos propios. Muestran que en los experimentos con revelación simultánea del *feeback* las tasas de evaluación aumentaban, conduciendo a un conocimiento más preciso de la calidad de los usuarios y mejorando la eficiencia del mercado.

Concluimos este repaso de los trabajos empíricos con el estudio conjunto de Hui *et al.* (2016), donde debaten la función que cumple la reputación y la regulación en la reducción de la información asimétrica. En este trabajo, los autores se centran en dos programas desarrollados por eBay: el *Top Rated Seller* (*TRS*), implementado en octubre de 2009; y el *Buyer Protection* (*BP*), operativo desde octubre de 2010. El *TRS* identifica a los vendedores más fiables en función de su desempeño pasado y su volumen de ventas. Los vendedores Top Rated se distinguen mediante una acreditación que aparece en la parte superior de la web de eBay. Por otra parte, el programa *Buyer Protection* busca garantizar las compras realizadas a todos los vendedores. Gracias al programa *BP*, los vendedores están obligados a reembolsar el dinero a los compradores si éstos no reciben el artículo adquirido o si las características no coinciden con la descripción *online*.

En primer lugar, Hui *et al.* (2016) establecen que la acreditación *TRS* tiene un valor señalizador positivo para los vendedores ya que el precio medio de venta para los vendedores que tienen la credencial aumenta un 3 por 100. Además, los vendedores con la acreditación se comportan mejor que los que no la tienen.

Más tarde, estudian el efecto regulatorio del programa *BP*. Muestran que las evaluaciones con *feedback* negativo disminuyen en un 23 por 100 tras la introducción del programa. Así pues, concluyen que la regulación proporcionada por el programa *BP* tuvo un impacto significativo en el riesgo moral. Además, la calidad de los vendedores de eBay mejora al producirse una reducción de la selección adversa: la tasa de salida de los vendedores de baja calidad aumenta, al igual que el porcentaje total de vendedores con la acreditación Top Rated.

El breve repaso a los trabajos recientes captura, al menos parcialmente, el estado del arte sobre cómo el perfeccionamiento de los sistemas de evaluación afecta a la asimetría de la información vinculada con la selección adversa y el riesgo moral. La siguiente conclusión resume los principales resultados.

Observación 8. *Informes más exactos sobre el comportamiento de los vendedores (con menores temores por los compradores a represalias) reducen la asimetría de la información de dos modos: i) mitiga la selección adversa, ya que los vendedores de baja calidad salen del mercado o su volumen de ventas se retrae; ii) disciplina el riesgo moral, pues los compradores son libres de castigar a los vendedores en caso de incumplir sus obligaciones. Además, las plataformas digitales pueden recurrir conjuntamente a la reputación (mediante evaluaciones) y a la regulación (mediante garantías y certificaciones) para mejorar la calidad de los servicios prestados y reducir la asimetría de la información.*

VI. CONCLUSIONES

En esta parte final, presentamos las conclusiones haciendo una recapitulación de los puntos más importantes tratados y una enumeración de líneas adiciona-

les de investigación en torno a esos asuntos.

El presente artículo pretende arrojar luz sobre qué papel juegan los sistemas de evaluación a la hora de reducir la asimetría de la información en las plataformas digitales. Cuando surgió el fenómeno del *e-commerce* y el comercio digital, los expertos se alarmaron por algunas características que podían poner en serio peligro la existencia y eficiencia de estos mercados. En la introducción, agrupamos dichas críticas en dos tipos: por un lado, los compradores *online* no conocen perfectamente la calidad de los vendedores y esta incertidumbre podría provocar una selección adversa de los vendedores. Por otro lado, los vendedores aplican su esfuerzo una vez que los compradores han pagado por la transacción; en consecuencia, pueden entrar en juego consideraciones de riesgo moral.

A continuación, describimos el diseño habitual de los sistemas de evaluación en las plataformas digitales e ilustramos posibles debilidades de los mecanismos adoptados actualmente en los mercados *online*. Pese a estas deficiencias, la reputación *online* importa, y los usuarios *online* se preocupan de las evaluaciones que otros dejan sobre ellos: este resultado se observa en varias plataformas y utilizando diferentes técnicas.

Tras revisar someramente el impacto del *feedback* en el comportamiento de los usuarios, examinamos los mecanismos teóricos y las constataciones empíricas sobre cómo las evaluaciones de transacciones anteriores pueden reducir la selección adversa y mitigar el riesgo moral.

1. En primer lugar, consideramos el papel de las evaluaciones como señalizador de la calidad de los vendedores, y en qué circunstancias el proceso de conocimiento de los compradores se interrumpe (Bar-Isaac, 2003). A este respecto, revisamos los estudios teóricos y empíricos realizados a favor de un mecanismo introducido por dos plataformas chinas: el uso de incentivos monetarios a cambio del *feedback (Rebate-for-Feedback)*.

2. Posteriormente, nos enfocamos en el riesgo moral describiendo los mecanismos teóricos para incentivar el buen comportamiento de los vendedores en el caso de transacciones repetidas.

3. Por último, describimos dos modelos teóricos que consideran la selección adversa y el riesgo moral de forma simultánea. Tras debatir las aplicaciones de estos modelos en diferentes contextos, enumeramos algunos trabajos empíricos recientes que identifican la capacidad que tienen las evaluaciones de reducir las asimetrías de información aprovechando variaciones del diseño del *feedback*.

La literatura sobre mercados digitales y reputación está creciendo con rapidez. Aquí apuntamos algunas posibles líneas de investigación para el futuro en este campo. Nuestras ideas de posibles áreas para el análisis no son exhaustivas y a los lectores más avanzados les sugerimos los excelentes trabajos de Dellarocas (2003) y Cabral (2012). El comportamiento de los usuarios en las plataformas digitales plantea numerosas preguntas que continúan aún sin contestar: ¿qué motivo lleva a los usuarios a dejar una evaluación? ¿Cuál es el objeto de sus evaluaciones? Las evaluaciones son un bien público y una fuente de externalidades positivas para la comunidad de usuarios. Pero evaluar tiene un coste y, desde un punto de vista estrictamente económico, los usuarios no tienen incentivos para dejar su *feedback*. Solo recientemente Fradkin, Grewal y Holtz (2016) y Filippas *et al*. (2017) han abierto la discusión sobre este tema; no obstante, dada la relevancia de estas cuestiones, es necesario profundizar la investigación desde una perspectiva tanto teórica como empírica.

Una segunda línea prometedora de análisis es la relacionada con la irrupción de nuevos tipos de plataformas asociadas a la economía colaborativa (10): estos mercados conectan a personas y favorecen intercambios que implican riesgos mayores que las webs C2C o de *e-commerce*. En concordancia, los mecanismos para garantizar la calidad de los servicios, como los sistemas de evaluación y la regulación, son particularmente importantes para el éxito de dichas plataformas. Sin embargo, solo unos pocos trabajos han estudiado estos contextos, concluyendo que las evaluaciones son importantes (Edelman, Luca y Svirsky, 2017) y que se requiere evidencia adicional para extraer resultados sólidos. Además, en muchos servicios ofrecidos en estos mercados están potencialmente presentes tanto problemas de selección adversa como de riesgo moral. La variabilidad de los esfuerzos en el tiempo afecta a la calidad de los intercambios así como a las características de algunas facilidades que permanecen fijas en el tiempo. En este sentido, las plataformas de economía compartida como Airbnb, BlaBlaCar o TaskRabbit son un entorno ideal para contrastar las predicciones de los modelos de reputación en los que están presentes la selec-

ción adversa y el riesgo moral, y para comprender cómo están relacionadas entre sí las características fijas y el esfuerzo. El trabajo de Rossi (2018) investiga estas cuestiones en el entorno de Airbnb. La dinámica del esfuerzo ejercido por los anfitriones de Airbnb no se ve influida por la calidad de sus alojamientos. Los anfitriones tienden a esforzarse más al principio del ciclo de vida y escatimar esfuerzos hacia el final, con independencia de la calidad del inmueble. En cambio, se observa que los anfitriones con alojamientos de baja calidad permanecen durante período s más cortos en la plataforma con variaciones más bruscas en el esfuerzo de los anfitriones a lo largo del ciclo de vida.

Por último, no hay unanimidad sobre qué características debe reunir un mecanismo de *feedback* «óptimo» para estar libre de los inconvenientes antes citados. ¿Qué cambios en los sistemas de evaluación son necesarios para promover la confianza?

Por el lado empírico, la introducción y el positivo impacto de mecanismos como el programa de pago por *feedback* o *Buyer Protection* son una prueba de cómo un correcto diseño de los sistemas de evaluación lleva a una reducción significativa de las ineficiencias. En este sentido, es importante seguir investigando para entender qué programas son más eficaces en cada contexto.

Desde un punto de vista teórico, Dellarocas (2005) fue el pionero en aplicar un enfoque normativo al diseño de un mecanismo de reputación para disciplinar el riesgo moral. En esa misma línea, Aperjis y Johari (2010) y Bolton, Greiner y Ockenfels (2013) investigan los elementos de información óptimos que las plataformas deberían mostrar y agregar para impulsar la confianza entre los usuarios, señalizar la calidad de los usuarios y generar incentivos al buen comportamiento. No obstante, hasta ahora no se ha alcanzado un consenso en la literatura teórica acerca de la información más relevante que los sistemas de evaluación deben aportar en contextos con diferentes grados de selección adversa y riesgo moral.

En este artículo, se esboza una panorámica sistemática de los trabajos teóricos y empíricos relacionados con los problemas de la asimetría de información en contextos digitales, y con la función de los sistemas de evaluación. Volviendo a la anécdota del puntero láser estropeado que constituyó la transacción originaria en eBay, ni siquiera el fundador del primer mercado digital de éxito las tenía todas consigo de que las operaciones *online* funcionarían correctamente. En la actualidad, las plataformas digitales conectan a millones de usuarios cada día, y la posibilidad de realizar transacciones seguras a través de Internet ya no se pone en cuestión. Sin duda, una de las razones del tremendo éxito de los mercados *online* residió en la introducción de innovadores sistemas de evaluación, que ayudan a disciplinar el comportamiento de los usuarios y a señalizar su calidad.

NOTAS

(*) Agradezco a los participantes en las conferencias del *5.º Seminario de Microeconomía para Graduados de Madrid* sus valiosas aportaciones. Debo expresar mi agradecimiento a mis directoras, Natalia Fabra y Matilde Machado, por su paciencia en la dirección y asesoramiento. Mi especial gratitud a Elizaveta Pronkina por su enorme apoyo y aliento. La responsabilidad de cualquier error es exclusivamente mía.

(**) Traducción de Jon García.

(1) Informes de McKinsey Global Institute muestran que Internet explicó más del 20 por 100 del crecimiento del PIB en los países desarrollados durante los últimos cinco años (Manyika y Roxburgh, 2011 y *et al.,* 2016).

(2) Esta historia y otras sobre los primeros años de eBay se encuentran recopiladas en Cohen (2003).

(3) A pesar de todas estas críticas, Chua y Banerjee (2013) demostraron que las evaluaciones de TripAdvisor son de hecho bastante fiables.

(4) La causalidad inversa tiene especial relevancia en contextos en los que las evaluaciones no son la única fuente de información en relación con el servicio y la evolución de las puntuaciones no representa el único historial de las transacciones del que se dispone. Este es el caso de las webs de foros de viajes como Yelp, donde los usuarios pueden encontrar información sobre restaurantes o sobre otras actividades a través de muchos canales. En este sentido, las plataformas digitales como eBay o Airbnb se ven menos afectadas por esta cuestión

(5) Dranove y Jin (2010) realizan una revisión completa de la eficacia de estas herramientas.

(6) Elfenbein, Fisman y McManus (2015) demuestran que el *feedback* en eBay funciona como sustituto de la propia certificación de calidad por eBay.

(7) Bar-Isaac *et al*. (2008) ofrecen un excelente resumen de tales modelos.

(8) En *The New Palgrave Dictionary of Economics* de Kandori (2008) se hace un instructivo repaso de los estudios sobre interacciones repetidas con un enfoque de teoría de juegos.

(9) Situaciones con otros tipos de vendedores pueden dar lugar a resultados diferentes en cuanto al impacto de la reputación. Bar-Isaac *et al*. (2008) y Cabral y Hortacsu (2010) revisan extensamente todos estos modelos.

(10) Sundararajan (2016) ofrece un extenso análisis de los aspectos económicos de estas plataformas y los principales problemas relacionados con el crecimiento del capitalismo basado en la colaboración de individuos que no se conocen previamente.

BIBLIOGRAFÍA

Akerlof, G. A. (1970), «The market for "lemons": Quality uncertainty and the market mechanism», *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3): 488-500.

Anderson, M., y J. Magruder (2012), «Learning from the crowd: Regression discontinuity estimates of the effects of an online review database», *The Economic Journal*, 122: 957-989.

Aperjis, CH., y R. Johari (2010), *Designing reputation mechanisms for efficient trade.*

Archak, N.; Ghose, A., y P. G. Ipeirotis (2011), «Deriving the pric- ing power of product features by mining consumer reviews», *Management Science*, 57: 1485-1509.

Atkeson, A.; Hellwig, CH., y G. Ordóñez (2014), «Optimal regulation in the presence of reputation concerns», *The Quarterly Journal of Economics*, 130: 415-464.

Bar-Isaac, H. (2003), «Reputation and survival: learning in a dynamic signalling model», *The Review of Economic Studies*, 70: 231-251.

Bar-Isaac, H.; Tadelis, S. *et al.* (2008), «Seller reputation», *Foundations and Trends in Microeconomics*, 4: 273-351.

Bolton, G.; Greiner, B., y A. Ockenfels (2013), «Engineering trust: reciprocity in the production of reputation information», *Management Science*, 59: 265-285.

Cabral, L. (2012), «Reputation on the internet», *The Oxford Handbook of the Digital Economy*, 343-354.

— (2015), «Living up to expectations: corporate reputation and persistence of firm performance», *Strategy Science*, 1: 2-11.

Cabral, L., y A. Hortacsu (2010), «The dynamics of seller reputation: Evidence from ebay», *The Journal of Industrial Economics*, 58: 54-78.

Cabral, L., y L. Li (2015), «A dollar for your thoughts: Feedback-conditional rebates on ebay», *Management Science*, 61: 2052-2063.

Chua, A. YK., y S. Banerjee (2013), «Reliability of reviews on the internet: The case of tripadvisor», en *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*, volumen 1.

Cohen, A. (2003), *The perfect store: Inside eBay,* Back Bay Books.

Cripps, M. W.; Mailath, G. J., y L. Samuelson (2004), «Imperfect monitoring and impermanent reputations», *Econometrica*, 72: 407-432.

Dellarocas, CH. (2003), «The digitization of word of mouth: Promise and challenges of online feedback mechanisms», *Management Science*, 49: 1407-424.

— (2005), «Reputation mechanism design in online trading environments with pure moral hazard», *Information Systems Research*, 16: 209-230.

— (2006), «Reputation mechanisms», *Handbook on Economics and Information Systems*, 629-660.

Dellarocas, CH., y CH. A. Wood (2008), «The sound of silence in online feedback: Estimating trading risks in the presence of reporting bias», *Management Science*, 54: 460-476.

Dellarocas, CH.; Zhang, X. M., y N. F. Awad (2007), «Exploring the value of online product reviews in forecasting sales: The case of motion pictures», *Journal of Interactive marketing*, 21: 23-45.

Dranove, D., y G. Z. Jin (2010), «Quality disclosure and certification: Theory and practice», *Journal of Economic Literature*, 48: 935-963.

Duan, W.; Gu, B., y A. B. Whinston (2008), «The dynamics of online word- of-mouth and product sales an empirical investigation of the movie industry», *Journal of retailing*, 84: 233-242.

Edelman, B.; Luca, M., y D. Svirsky (2017), «Racial discrimination in the sharing economy: Evidence from a field experiment», *American Economic Journal: Applied Economics*, 9: 1-22.

Elfenbein, D. B.; Fisman, R., y B. McManus (2015), «Market structure, reputation, and the value of quality certification», *American Economic Journal: Microeconomics*, 7: 83-108.

Fan, Y.; Ju, J., y M. Xiao (2016), «Reputation premium and reputation management: Evidence from the largest e-commerce platform in China», *International Journal of Industrial Organization*, 46: 63-76.

Filippas, A.; Horton, J.; Golden, J. M., *et al.* (2017), Reputation in the long-run, *Technical report,* CESifo Group Munich.

Fradkin, A.; Grewal, E., y D. Holtz (2016), «The determinants of online review informativeness: Evidence from field experiments on airbnb», *Technical report, Working Paper*.

Ghose, A.; Ipeirotis, P., y A. Sundararajan (2007), «Opinion mining using econometrics: A case study on reputation systems», en *Proceedings of the 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics*, 416-423.

Holmström, B. (1999), «Managerial incentive problems: A dynamic perspective», *The Review of Economic Studies*, 66: 169-182.

Hui, X.; Saeedi, M.; Shen, Z., y N. Sundaresan (2016), «Reputation and regulations: evidence from ebay», *Management Science*, 62: 3604-3616.

— (2017), «Adverse selection or moral hazard: An empirical study», *Working Paper*, 1-46.

Jolivet, G.; Jullien, B., y F. Postel-Vinay (2016), «Reputation and prices on the e-market: Evidence from a major french platform», *International Journal of Industrial Organization*, 45: 59-75.

Kandori, M. (2008), «Repeated games», *New Palgrave Dictionary of Economics,* 2nd edition, Palgrave Macmillan.

Klein, T. B.; Lambertz, CH., y K. O. Stahl (2016), «Market transparency, adverse selection, and moral hazard», *Journal of Political Economy*, 124: 1677-1713.

Kreps, D. M., y R. Wilson (1982), «Reputation and imperfect information», *Journal of Economic Theory*, 27: 253-279.

Kreps, D. M.; Milgrom, P.; Roberts, J., y R. Wilson (1982), «Rational cooperation in the finitely repeated prisoners' dilemma», *Journal of Economic Theory*, 27: 245-252.

Li, L., y E. Xiao (2014), «Money talks: rebate mechanisms in reputation system design», *Management Science*, 60: 2054-2072.

Li, L. I. (2010), «Reputation, trust, and rebates: How online auction markets can improve their feedback mechanisms», *Journal of Economics & Management Strategy*, 19: 303-331.

Li, L. I.; Tadelis, S., y X. Zhou (2016), «Buying reputation as a signal of quality: evidence from an online marketplace»,*Technical report,* National Bureau of Economic Research, 2016.

Luca, M. (2011), «Reviews, reputation, and revenue: The case of yelp.com» *(September 16, 2011). Harvard Business School NOM Unit Working Paper* (12-016).

Manyika, J., y C. Roxburgh (2011), «The great transformer: The impact of the internet on economic growth and prosperity». *McKinsey Global Institute*, 1.

Manyika, J.; Lund, S.; Bughin, J.; Woetzel, J. R.; Stamenov, K., y D. Dhingra (2016), *Digital globalization: The new era of global flows,* McKinsey Global Institute.

Mayzlin, D.; Dover, Y., y J. Chevalier (2014), «Promotional reviews: An empirical investigation of online review manipulation», *The American Economic Review*, 104: 2421-2455.

Milgrom, P., y J. Roberts (1982), «Predation, reputation, and entry deterrence», *Journal of Economic Theory*, 27: 280-312.

Nosko, CH., y S. Tadelis (2015), «The limits of reputation in platform markets: An empirical analysis and field experiment», *Technical Report,* National Bureau of Economic Research.

Resnick, P.; Zeckhauser, R.; Swanson, J., y K. Lockwood (2006), «The value of reputation on ebay: A controlled experiment», *Experimental Economics*, 9: 79-101.

Rossi, M. (2018), *Reputation for what? moral hazard, adverse selection and the airbnb review system,* pendiente de publicación.

Sundararajan, A. (2016), *The sharing economy: The end of employment and the rise of crowd-based capitalism*, Mit Press.

Tadelis, S. (2016), «Reputation and feedback systems in online platform markets», *Annual Review of Economics*, 8: 321-340.

Vial, B., y F. Zurita (2017), «Entrants'reputation and industry dynamics», *International Economic Review*, 58: 529-559.

Zervas, G.; Proserpio, D., y J. Byers (2015), *A first look at online reputation on airbnb, where every stay is above average.*

LA SALA DE MÁQUINAS DE LAS PLATAFORMAS DIGITALES: OPINIONES, EVALUACIONES Y RECOMENDACIONES (*)

Paul BELLEFLAMME

Universidad Católica de Lovania

Martin PEITZ

Universidad de Mannheim

Resumen (**)

El meteórico ascenso de las plataformas digitales (como Airbnb, Amazon, Booking, Expedia, Ebay o Uber) se sustenta, en buena parte, en su capacidad para abordar dos cuestiones centrales. Primero, y como condición necesaria para unas transacciones efectivas, las plataformas deben resolver el problema de la confianza en las promesas, implícitas o explícitas, formuladas por las contrapartes de la transacción; a este fin responde la publicación de opiniones y evaluaciones. Segundo, al operar en mercados en los que la información es abundante, el interés de las plataformas es guiar a sus usuarios hacia aquellas transacciones que podrían encajar con sus preferencias; ahí entran en juego los sistemas de recomendación. El objeto del presente trabajo es analizar los sistemas de opiniones, evaluaciones y recomendaciones, y en particular, examinar de qué manera dichos sistemas generan efectos de red en las plataformas.

Palabras clave: plataformas, efectos de red, evaluaciones, sistemas de recomendación, economía digital.

Abstract

The rise and success of digital platforms (such as Airbnb, Amazon, Booking, Expedia, Ebay, and Uber) rely, to a large extent, on their ability to address two major issues. First, to effectively facilitate transactions, platforms need to resolve the problem of trust in the implicit or explicit promises made by the counterparties; they post reviews and ratings to pursue this objective. Second, as platforms operate in marketplaces where information is abundant, they may guide their users towards the transactions that these users may have an interest in; recommender systems are meant to play this role. In this article, we elaborate on review, rating, and recommender systems. In particular, we examine how these systems generate network effects on platforms.

Key words: platforms, network effects, ratings, recommender systems, digital economics.

JEL classification: D82, L81, L86, M31.

I. INTRODUCCIÓN

PODRÍAMOS definir una plataforma como una empresa cuya misión principal es encauzar las interacciones entre los usuarios y crear valor a partir de ellas. Si bien las plataformas pueden operar al margen de Internet, la aparición de ésta y otras tecnologías digitales ha reducido sobremanera los costes de transacción, lo que explica el enorme protagonismo que han adquirido las plataformas digitales. Las plataformas digitales ofrecen normalmente una serie de servicios que generan lo que se conoce como «efectos de red específicos», en la medida que el atractivo de una determinada plataforma aumenta con el volumen de interacciones gestionado por ella. Simplificando, la plataforma resulta más atractiva cuantos más usuarios tenga, y, como resultado, a cada usuario le importa que participen en ella otros usuarios (1).

La participación de otros usuarios puede importar por varias razones. En primer lugar, su evaluación activa de los productos y servicios, así como la información contenida en sus actuaciones, sirven de referencia para otros usuarios; en segundo lugar, la información contenida en las actuaciones de los usuarios permite a la plataforma prestar mejores servicios o añadir ofertas específicas, lo que redunda en beneficio de todos los usuarios. En el presente artículo (2) nos centramos en la primera de las razones mencionadas y analizamos la inclusión en las plataformas de sistemas de opiniones, evaluaciones y recomendación. Estas estrategias no basadas en el precio permiten a las plataformas generar efectos externos intragrupo y/o intergrupo, que son (como argumentaremos más adelante) específicos a cada plataforma: la publicación, agregación e interpretación de la información facilitada por los participantes influye en la actividad realizada en la plataforma, afectando así al atractivo general de estar presente en ella.

¿Por qué son decisivos los sistemas de evaluación y recomendación en la generación de efectos de red? Analicemos, por ejemplo, el caso de Amazon, que publica opiniones sobre productos y evaluaciones promedio. Parece evidente que cuantos más consumidores activos tenga Amazon, más informativas serán las opiniones y las evaluaciones emitidas, lo que permitirá a los consumidores tomar decisiones de compra más fundadas. Amazon también realiza recomendaciones analizando productos cuya descripción se adecua a los intereses de los consumidores. Como en el caso de las evaluaciones, cuantos más consumidores activos haya en la plataforma y cuanto mayor sea el volumen de transacciones generadas, mejores serán los datos que Amazon tenga sobre las características de los consumidores, y mejores serán las sugerencias de compra que formule basándose en ellas; así pues, la calidad de las recomendaciones aumenta con el número de consumidores, lo que en muchos casos redundará en un mayor beneficio neto esperado del consumidor. Estos mecanismos indicarían la existencia de efectos externos positivos «intragrupo».

En las plataformas bilaterales, podrían aparecer efectos externos positivos «intergrupo». Por ejemplo, un vendedor de alta calidad que se plantee participar en Ebay, Amazon Marketplace o alguna otra plataforma B2C deseará saber con qué facilidad podrá establecer en ella su reputación. Cuantos más compradores activos tenga la plataforma, más precisa será la información sobre la tipología de vendedor en cada momento del tiempo (asumiendo veracidad en las evaluaciones de los consumidores). Así pues, existe un efecto externo positivo intergrupo desde los compradores hacia los vendedores de alta calidad. De forma similar, cuantos más compradores haya en la plataforma, mejor será el encaje entre compradores y vendedores (en términos de características horizontales). Esto, en particular, reduce el número de devoluciones previstas a los vendedores. Así, gracias al sistema de recomendación, hay un efecto externo positivo intergrupo desde los compradores hacia los vendedores. Este efecto se ve reforzado por unos datos más detallados sobre cada consumidor, ya que ello mejora la calidad de acoplamiento esperada.

Las opiniones y evaluaciones buscan ayudar a los consumidores a tomar decisiones en función de la calidad o de la relación calidad-precio. Las recomendaciones también pueden ser útiles para este fin, pues tienen además el potencial de segmentar por clases heterogéneas de compradores si se personalizan. Esto no significa que no pueda introducirse cierto grado de personalización al hablar de los sistemas de evaluación. De hecho, varias plataformas ofrecen la opción de la personalización; por ejemplo, mostrando evaluaciones y opiniones únicamente de compradores que reúnan cierto perfil. Ese filtrado puede aportar una mejor referencia, ya que lo que es bueno para un grupo de compradores no lo es necesariamente para otros. Por ejemplo, un viajero de negocios podría tener diferentes necesidades y preferencias que otro que vaya de vacaciones con la familia, de modo que el primero podría preferir ver solo opiniones y evaluaciones de otros viajeros con sus mismas características.

En el resto del trabajo, analizamos los aspectos económicos que subyacen a las evaluaciones, opiniones y recomendaciones, que se han vuelto una práctica común en las plataformas digitales. Comenzamos observando los sistemas de evaluaciones y opiniones en la sección dos. Estos sistemas proporcionan a los usuarios de la plataforma información sobre los productos adquiridos o sobre las contrapartes de la transacción. Por supuesto, es de crucial importancia que dichos sistemas sean informativos, una cualidad que dependerá no solo de las acciones de los usuarios, sino también del diseño específico elegido por las plataformas. A continuación, en la tercera sección, nos fijamos en los sistemas de recomendación, que buscan reducir el coste de búsqueda de los usuarios dirigiéndolos hacia aquellas transacciones que podrían encajar mejor con sus gustos. Además de la capacidad de dichos sistemas para generar efectos de red, analizamos sus efectos en la distribución de las ventas entre el mercado de «gran consumo» y segmentos «nicho», así como los posibles incentivos de las plataformas a distorsionar su informatividad. En la sección cuarta se presentan las conclusiones.

II. EVALUACIONES Y OPINIONES

Las evaluaciones y las opiniones son un elemento casi consustancial a las plataformas digitales. Las plataformas que actúan como portales de venta integrados verticalmente (como Amazon.com) suelen pedir a los compradores que evalúen los productos o servicios adquiridos, y a menudo les dan la posibilidad de dejar sus comentarios u opiniones. En dichos casos, hablamos de *evaluaciones de productos* y *opiniones sobre productos*. En las plataformas que conectan a compradores y vendedores (como Amazon Marketplace), es frecuente que se solicite a los usuarios de cualquiera de ambos lados que evalúen y dejen un comentario sobre la otra parte

interviniente en la transacción. A estas las denominamos *evaluaciones y opiniones sobre el vendedor (o sobre el comprador)*.

1. Información asimétrica y efectos de red

Antes de pasar a analizar las implicaciones económicas de los sistemas de evaluaciones y opiniones, veamos cuál es su significado para las plataformas digitales. No cabe duda de que la principal función de las evaluaciones y opiniones es dar respuesta a los *problemas de información asimétrica*. Al mismo tiempo, son también una fuente importante de *efectos de red*, de ahí que tengan un papel fundamental en los esfuerzos de las plataformas por incrementar su cuota de mercado. Describimos por separado estos dos aspectos.

1.1. Información asimétrica

La cuestión de la información asimétrica tiene especial incidencia en las plataformas para la compra de bienes de experiencia (*experience goods*), en las que lo habitual es que los compradores tengan menos información que los vendedores sobre la calidad de los bienes o servicios ofrecidos a la venta. En esta sección, nos centramos en los problemas de asimetría de información que surgen con los bienes de experiencia (3).

Un instrumento tradicional para abordar los problemas de información asimétrica es el uso de *certificaciones* y *garantías*. Cuando un vendedor desea negociar una operación con un comprador, puede recurrir a un tercero que actúe como acreditador, y las plataformas son un candidato natural para prestar tales servicios de certificación. La certificación da respuesta *ex ante* a los problemas de información asimétrica, al garantizar una calidad mínima en todas las transacciones que se crucen en la plataforma; esto se consigue mediante la no admisión en la plataforma de los vendedores de menor calidad, o la expulsión de aquéllos que no cumplan el estándar mínimo exigido. La certificación puede ser obligatoria o voluntaria. Por ejemplo, Uber comprueba los registros de tráfico de sus conductores para asegurarse de que gozan de plenas facultades para conducir un vehículo; dicha certificación es obligatoria. Airbnb ofrece a los vendedores de servicios de alojamiento la opción de certificar la autenticidad de las fotos del inmueble anunciado, reduciendo así el riesgo de sorpresas desagradables para el huésped; esa certificación es voluntaria. En cuanto a las garantías, pueden ser otorgadas, en principio, por los propios vendedores, pero las plataformas están a menudo en mejor posición para prestarlas, dada su interactuación más frecuente y directa con los compradores.

Los problemas de asimetría en la información también pueden abordarse *ex post* a través de *seguros* y *garantías*. Por ejemplo, Airbnb asegura a los vendedores frente a actos vandálicos cometidos por los huéspedes. Otro ejemplo es la garantía de Ebay a los compradores (introducida en 2010) para compensarles en caso de que el vendedor no cumpla los términos incluidos en el anuncio (véase Hui *et al*., 2016).

Los sistemas de evaluaciones y opiniones complementan a estos instrumentos clásicos y tienden a resultar relativamente más eficaces que ellos, debido al mayor número de transacciones intermediadas por la plataforma. De hecho, la capacidad de los sistemas de evaluaciones y opiniones para resolver los problemas de información afrontados por compradores (y posiblemente los vendedores) aumenta con el volumen y variedad de la información recabada sobre sus usuarios y la velocidad con que pueden recopilarla las plataformas, así como con la cantidad de transacciones efectuadas en ellas (4).

1.2. Efectos de red

Como se acaba de argumentar, las evaluaciones y las opiniones pueden ser una fuente importante de efectos de red: cuantos más usuarios activos haya en una plataforma —y, por tanto, cuanto mayor sea el número de evaluaciones y opiniones disponibles— mejor informados estarán otros usuarios antes de tomar sus propias decisiones de compra. En los siguientes apartados, identificaremos claramente las distintas formas que pueden revestir estos efectos de red. Lo que nos interesa subrayar aquí es que, aunque los usuarios a menudo tienen acceso a las evaluaciones y opiniones publicadas en una determinada plataforma tanto si compran en ella como si no, los efectos de red tienden a ser e*specíficos a la plataforma* por varios motivos.

En primer lugar, algunos usuarios podrían no considerar comprar un artículo en una plataforma distinta de aquélla en la que hubieran obtenido la información. En este caso, aun cuando un mismo producto esté disponible en múltiples plataformas,

sería determinante en cuál de ellas se puede obtener la mejor información. Por ejemplo, a principios de los años 2000, los compradores estadounidenses podían haber accedido a evaluaciones y opiniones sobre libros en Amazon y luego adquirirlos en Barnes & Noble. Sin embargo, como veremos más abajo, el efecto positivo en ventas derivado de unas puntuaciones altas es más acusado en la misma plataforma que de unas plataformas a otras. Esto sugiere que un porcentaje sustancial de compradores solo atendió a las opiniones y evaluaciones publicadas en aquella plataforma en la que finalizaron su compra.

En segundo lugar, cuando los compradores evalúan a los vendedores en una plataforma bilateral, un vendedor puede (al menos, parcialmente) condicionar su comportamiento en función del canal de distribución elegido por el usuario. En tal caso, la reputación del vendedor está en la práctica condicionada por la transacción en una plataforma. Por ejemplo, un hotel puede mostrarse más proclive a acceder a los deseos y peticiones de un huésped que contrate a través de una determinada plataforma. Por citar otro ejemplo, un vendedor podría poner especial celo en entregar el producto con rapidez si el pedido se ha cursado a través de una determinada plataforma.

En tercer lugar, la identidad de un vendedor podría ser específica a la plataforma, o bien podría costarle al usuario identificar al mismo vendedor en varias plataformas distintas. Por ejemplo, podría ser difícil verificar si el nombre del vendedor en Ebay o Amazon Marketplace se corresponde con el nombre del vendedor en algún otro canal de distribución. De ser así, los efectos de red son, por definición, específicos a la plataforma. Por todas estas razones, podemos formular la siguiente afirmación.

Observación 1. Debido a que generan efectos de red específicos a cada plataforma, los sistemas de evaluaciones y opiniones fomentan un mecanismo de autorrefuerzo que, a igualdad de otros factores, hace que las plataformas exitosas lo sean aún más, en detrimento de sus rivales más pequeñas.

En la siguiente sección pasamos a analizar en profundidad los sistemas de evaluaciones y opiniones referidas a productos y servicios (punto 2), y las referidas a las contrapartes de la transacción (punto 3). Más tarde abordaremos la cuestión fundamental de la informatividad de estos sistemas (punto 4).

2. Sistemas de evaluaciones y opiniones sobre productos

Muchos distribuidores *online* han articulado sistemas de evaluaciones y opiniones (abreviadamente, «sistemas de evaluación») que permiten a los compradores dejar su opinión y comentarios sobre productos individuales. De no estar disponible este sistema de evaluación, no denominaríamos a un distribuidor *online* como plataforma, pues, para un precio dado, la intención de compra de un consumidor no se vería afectada por las compras de otros consumidores. Sin embargo, la presencia de un sistema de evaluación convierte a un distribuidor en una plataforma, ya que es una fuente de efectos de red, y su diseño afecta a la intensidad de los efectos de red generados.

Observación 2. Los sistemas de evaluación de productos tienen el potencial de resolver los problemas de información asimétrica. En un contexto de e-commerce *en el que los compradores evalúan y puntúan los productos, cuantos más compradores existan en una plataforma más informativa será la evaluación promedio de un producto; ello hace que una plataforma con un sistema de evaluación de productos genere efectos de red positivos para los compradores.*

Para ilustrar esta afirmación, pensemos en una empresa que comercializa productos obtenidos a un coste marginal de c y los vende a un precio p. Ni la empresa ni los consumidores conocen la calidad de ningún producto antes de su consumo. Lo que se conoce es que la calidad q podría ser o bien alta ($q = H$) o bien baja ($q = L$) con una probabilidad de $1/2$, y que esta probabilidad se distribuye de forma independiente entre los productos. Las evaluaciones de los consumidores como de calidad alta o baja (denotadas respectivamente, v_H y v_L) satisfacen $v_H > c > v_L$ y $(v_H + v_L)/2 > c$. El primer grupo de inecuaciones nos dice que si la información fuera completa, solo se adquirirían productos de alta calidad (ya que los compradores valoran los productos de calidad baja por debajo de su coste marginal). La segunda inecuación nos dice que cuando los compradores están mal informados, su compra tendría lugar, pues la valoración promedio de un producto superaría al coste marginal.

Supongamos que existen k compradores, que llegan aleatoriamente a cada producto. Cada comprador es propenso a dejar una opinión (si la empresa facilita un sistema de evaluación) con cierta probabilidad ρ, que es independiente de la calidad

real del producto. Además, supongamos que los compradores observan perfectamente la calidad del producto tras su compra y evalúan dicha calidad verazmente cuando escriben una opinión.

De no existir un sistema de evaluación de productos, una empresa monopolista fijaría su precio a un nivel igual a la valoración promedio, $\rho = (v_H + v_L)/2$, y todos los compradores realizarían una compra. Con un sistema de evaluación de productos y bajo la hipótesis de un precio uniforme, la empresa tiene que establecer el precio de modo que los compradores adquieran el producto aun cuando no exista ninguna opinión previa disponible. Este precio es el mismo que sin un sistema de evaluación, ya que un comprador que no observa ninguna opinión está dispuesto a pagar la valoración promedio —es decir $(v_H + v_L)/2$—.

A tal precio, un comprador adquirirá el producto siempre que no se haya publicado ninguna opinión de baja calidad (es decir, o bien no hay opiniones disponibles o bien solo se han dejado opiniones positivas). Si el producto es de alta calidad, con independencia del orden en que el comprador aparezca, no habrá opiniones negativas. Si el producto es de baja calidad, un comprador en la posición k encontrará con una probabilidad $(1 - \rho)^{k-1}$ que ninguno de los $k - 1$ compradores anteriores dejó una opinión. Así, la probabilidad global de que un comprador en un mercado con un total de n_b compradores no lea una opinión negativa es $P_H + P_L$, donde $P_H = 1/2$ es la probabilidad de que el producto sea de alta calidad (y no importa entonces si los compradores dejan o no una opinión), y $P_L = \sum_{k=0}^{nb-1} (1 - \rho)_k \,/\, (2n_b) = [1 - (1 - \rho)^{nb}]/(2\rho n_b)$ es la probabilidad acumulada de que ninguno de los compradores anteriores deje una opinión y el producto sea de baja calidad. Es importante señalar que P_L disminuye a medida que aumenta el número de compradores, n_b (y tiende a 0 cuando n_b tiende a infinito). El superávit esperado de un comprador es igual a $U^e = P_H(v_H - p) + P_L(v_L - p)$. Dado que $p = (v_H + v_L)/2 > v_L$, ello implica que $U^e = (P_H - P_L)(v_H - v_L)/2$, que *aumenta* a la vez que lo hace el valor de n_b. Así pues, una plataforma con un sistema de evaluaciones de productos es más informativa cuanto mayor sea el número de compradores y, por tanto, exhibe efectos de red positivos (5).

En el ejemplo anterior, el sistema de evaluaciones genera efectos de red positivos entre los compradores; tales efectos suelen denominarse efectos de red «intragrupo» o «unilaterales». ¿Implica esto que los distribuidores con un sistema de evaluación carecen de bilateralidad? En general, la unilateralidad o la bilateralidad suele depender de las circunstancias concretas. Así ocurre también con los sistemas de evaluaciones, como demostraremos a través de los siguientes tres ejemplos.

En el primer ejemplo, consideramos un entorno estilizado de dos períodos en el que algunos usuarios toman, de manera simultánea entre ellos, decisiones de compra en el período 1, y otros usuarios toman, de manera simultánea entre ellos, decisiones de compra en el período 2. Supongamos que un porcentaje del primer grupo emite una evaluación, con lo que los compradores del período 2 pueden tomar decisiones de compra más informadas, tanto más cuanto mayor sea el número de usuarios del período 1. Esto significa que, debido al sistema de evaluaciones, existen efectos externos positivos intergrupo, de los usuarios del período 1 a los usuarios del período 2.

En el segundo ejemplo, nos planteamos otro entorno estilizado que incorpora dos tipos de compradores. Para el primer tipo, los productos son bienes de experiencia o *experience goods* (su calidad puede determinarse, con cierto ruido, una vez adquiridos) mientras que para el segundo, son bienes de confianza o *credence goods* (su calidad no puede observarse, ni aun después de consumirlos). Supongamos que solo los usuarios capaces de determinar la calidad del producto lo evalúan (verazmente) y que los que no observan la calidad no dejan evaluación alguna. Si los usuarios adquieren diferentes productos en el tiempo y basan sus decisiones en las evaluaciones promedio, se beneficiarán de aquellos distribuidores que atraigan más compradores del tipo 1, puesto que, al tener disponibles evaluaciones adicionales, pueden tomar decisiones más informadas. Así pues, existen efectos externos positivos intragrupo para los compradores del tipo 1, y efectos externos positivos intergrupo desde los compradores del tipo 1 hacia los del tipo 2. En la medida en que los compradores del tipo 1 pueden basarse en su propia experiencia anterior, las evaluaciones informativas son menos esenciales que para los compradores del tipo 2, y, por tanto, los efectos externos positivos intergrupo generados por los compradores del tipo 1 son más fuertes que sus propios efectos externos intragrupo.

Pasando al tercer ejemplo, pensemos ahora que, dependiendo del grupo al que pertenezca el comprador, deja un comentario con diferentes

probabilidades; así, λ_j denota la probabilidad de dejar un comentario del grupo j. Si n_j^i compradores del grupo j participan en la plataforma i, el número esperado de comentarios en la plataforma i es $m^i = \lambda_1 n_1^i + \lambda_2 n n_2^i$. Más comentarios hacen a la plataforma más atractiva para los compradores. Esta ventaja puede reflejarse como una función $f(m^i)$ creciente y cóncava. En este entorno, existen efectos externos intragrupo positivos para cada grupo de compradores. Además, existen efectos externos positivos de diferente intensidad entre los dos grupos (si $\lambda_1 \neq \lambda_2$).

Como se ha explicado anteriormente, los sistemas de evaluación ayudan a los compradores a tomar decisiones más informadas. Supuesto un sistema de evaluación, la predicción empírica es que un producto con puntuaciones más altas debería ver aumentar sus ventas comparado con un producto con puntuaciones más bajas. Chevalier y Mayzlin (2006) analizan el efecto de las puntuaciones de libros en las pautas de venta de las dos principales librerías *online* en EE.UU. (en aquel momento), Amazon y Barnes & Noble (6). Ambas ofrecen a los compradores la posibilidad de dejar opiniones sobre el libro adquirido en su sitio web. La cuestión central objeto de estudio es si una opinión negativa adicional en Amazon conduce a un descenso de las ventas en Amazon con respecto a las ventas del mismo libro en Barnes & Noble. Si la respuesta es «sí», ello significa que las opiniones sobre los libros contienen información relevante que afecta a las ventas. Para responder a esta cuestión, Chevalier y Mayzlin utilizan el enfoque de «diferencias en diferencias» —es decir, calculan diferencias entre las ventas relativas de un libro en los dos distribuidores para controlar por posibles efectos de características no observadas del libro en las ventas y las opiniones—. Los datos utilizados estaban públicamente disponibles: abarcan una selección aleatoria de títulos con determinadas características en tres breves períodos de tiempo —períodos de dos días en los meses de mayo y agosto de 2003 y mayo de 2004—.

Chevalier y Mayzlin realizan una regresión del logaritmo del *ranking* de ventas del libro i en el distribuidor j (que sirve como aproximación de las ventas) en función de una serie de variables como los efectos fijos, los precios en Amazon y Barnes & Nobles y la proporción de opiniones positivas (cinco estrellas) y negativas (una estrella). Chevalier y Mayzlin demuestran que una opinión positiva adicional para un libro determinado en un distribuidor conduce a un aumento de las ventas de dicho libro en dicho distribuidor en comparación con el otro. Existe también cierta evidencia de que una opinión negativa adicional es más potente a la hora de hacer caer las ventas del libro de lo que lo es una opinión positiva adicional en hacer aumentar las ventas (medido por el *ranking* de ventas). El hecho de que la extensión de las opiniones también importe sugiere que los compradores no solo usan estadísticas resumidas sino que de hecho leen las opiniones; esto también hace pensar que toman explícitamente en cuenta el contenido de la opinión (quizá para evaluar qué cantidad de confianza otorgar a cada opinión o porque existe incertidumbre respecto al grado de coincidencia con las preferencias del evaluador, que es específico de cada comprador).

Vana y Lambrecht (2018) utilizan datos sobre opiniones de productos de un distribuidor *online* británico. Identifican el efecto del contenido de las opiniones individuales, puesto que la posición en la que aparecen las opiniones es un dato exógeno al entorno utilizado en su análisis (posicionamiento de acuerdo con la fecha en que fueron escritas). Cuando aparece una opinión nueva, todas las opiniones existentes se desplazan hacia abajo una posición. Este desplazamiento tiene lugar con independencia del contenido y de la puntuación de cada opinión. Como demuestran los autores, la puntuación otorgada en las opiniones exhibidas en primer lugar tiene un efecto fuerte en la probabilidad de compra. En concreto, si estas opiniones otorgan una puntuación elevada (cuatro o cinco estrellas, sobre un máximo de cinco) la probabilidad estimada de compra aumenta de forma significativa.

3. Sistemas de evaluaciones y opiniones sobre vendedores

Hasta ahora, hemos analizado los sistemas de evaluación proporcionados por un distribuidor que interactúa con los consumidores. Observemos ahora los sistemas de evaluación de las plataformas bilaterales: por ejemplo, las plataformas B2C y C2C, que ponen en contacto a vendedores y compradores. Aquí, los sistemas de evaluación constituyen una solución a los problemas generales de confianza que afrontan los compradores. ¿Pueden confiar en las afirmaciones de calidad por parte de los vendedores sobre sus productos? ¿Deberían fiarse de las promesas sobre el servicio posterior a la venta? Cabe pensar que estos problemas de confianza también existan en el sentido inverso. En una relación bilateral, los problemas de confianza pueden resolverse gracias a la interacción repetida. Cuando existe la probabilidad de que los compradores escri-

ban comentarios y/u opiniones y éstas son informativas, el problema de la confianza puede (al menos, en parte) también quedar solucionado en mercados anónimos. En este caso, el sistema de evaluación y opinión (o «sistema de reputación») funciona como sustituto de la experiencia personal: un comprador individual puede beneficiarse de la experiencia colectiva de otros compradores.

Imaginemos que alguien reserva una habitación en un hotel y al llegar caída la noche se encuentra con que todas las habituaciones están ocupadas; esto podría evitarse si las plataformas de reserva incluyesen el *feedback* de otros consumidores sobre la fiabilidad de la información aportada por el hotel. Tal vez más importante aún, los hoteles deben preocuparse por su reputación si no tratan bien a sus huéspedes. Por este motivo, los sistemas de reputación son un factor importante del éxito de las plataformas como mediadoras de transacciones: pueden generar confianza para al menos una de las partes implicadas y resolver los problemas de asimetría en la información.

Un sistema de evaluación puede ser unilateral o bilateral. Por ejemplo, Amazon Marketplace tiene un sistema de evaluación unilateral por el que los compradores califican a los vendedores. El sistema inicial de Ebay era bilateral, como también lo son los de Airbnb y Uber. En ellos, cada parte interviniente en una transacción puede evaluar a la otra parte y dejar un comentario sobre ella.

Los sistemas de evaluación pueden solventar los problemas de selección adversa y de riesgo moral. Por ejemplo, los alojamientos en Airbnb con deficiencias no reveladas pueden ser puestos de manifiesto en los comentarios y opiniones. Dado que tales problemas ocultos son inherentes al inmueble, ello contribuye a revelar la calidad del alojamiento y a resolver los problemas de selección adversa. Los problemas inesperados también pueden surgir si el vendedor no aplica esfuerzo en cumplir lo prometido; en tal caso, los comentarios y opiniones pueden ayudar a resolver el problema del riesgo moral.

Si los comentarios y opiniones son escandalosas, una plataforma con pocas transacciones por vendedor no proporciona información muy fiable. Dado un número cualquiera de vendedores, cuantos más compradores realicen actividad en la plataforma, más precisa será la información sobre cada vendedor, pues la valoración promedio tiende a converger hacia la valoración verdadera. Esto sugiere que existen efectos de red positivos en el lado del comprador —debatiremos y matizaremos esta conclusión a continuación (puesto que la informatividad de las valoraciones depende de su veracidad) —.

Observación 3. Los sistemas de evaluación sobre los vendedores tienen el potencial de resolver los problemas de información asimétrica. En un contexto comprador-vendedor en el que los compradores evalúan a los vendedores, cuantos más compradores haya en una plataforma, más informativo es el sistema; una plataforma con un sistema de evaluación genera efectos externos positivos intragrupo en el lado del comprador.

Para un número dado de compradores, la informatividad del sistema de evaluación tiende a aumentar a medida que lo hace la tasa de respuesta de los compradores. Aquí, el sistema de evaluación puede diseñarse para alentar a los compradores a dejar un comentario o una opinión. Las tasas de respuesta pueden estar correlacionadas positivamente con la facilidad de uso de la plataforma, y con el sentimiento de comunidad que sea capaz de suscitar. La plataforma también puede aportar incentivos, monetarios o no, para dejar evaluaciones. Como ejemplo de incentivos no monetarios, TripAdvisor concede diversas condecoraciones dependiendo de la actividad evaluadora. En cuanto a los monetarios, Fradkin, Grewal, y Holtz (2017) llevaron a cabo un experimento práctico con Airbnb en el que premiaban monetariamente a quien dejaba evaluaciones, y demostraron que esta fórmula puede funcionar. Un sistema de reputación del vendedor también puede adolecer de tasas de respuesta bajas por parte de compradores que no se atrevan a valorar a un vendedor tras haber tenido una mala experiencia; esto se analiza más adelante cuando abordamos la informatividad de las opiniones y valoraciones.

Varios trabajos empíricos han demostrado que los vendedores con mejor reputación son los más exitosos; es decir, cuidar la reputación compensa. Los vendedores con mejor reputación pueden exigir una prima y/o beneficiarse de mayores volúmenes de transacciones; en particular, también pueden conseguir vender productos a compradores que *a priori* eran reacios a comprar por considerar que entrañaba riesgo.

Resnick *et al*. (2006) llevaron a cabo un experimento real controlado para investigar la prima de precio asociada a la reputación: vendieron una serie de productos idénticos (postales de coleccionismo); algunas fueron asignadas de forma aleatoria

a un vendedor consolidado y con buen historial, y algunas a otro vendedor con escasas operaciones registradas. Estimaron que un vendedor con 2.000 opiniones positivas y una negativa era capaz de cargar un sobreprecio de un 8 por 100 comparado con un vendedor con diez opiniones positivas y cero negativas. Cabral y Hortacsu (2010) recopilan un amplio número de historias de vendedores en Ebay. Por desgracia, no observan el número de transacciones pasadas completadas del vendedor, y asumen que la frecuencia del *feedback* sobre el vendedor es una buena aproximación de la frecuencia de transacciones efectivamente concluidas (7). De acuerdo con sus estimaciones, la tasa de crecimiento semanal de las ventas de un vendedor cae desde una tasa positiva del 5 por 100 hasta una tasa negativa del 8 por 100 tras recibir su primera opinión negativa (8).

En sus inicios, algunas plataformas carecían de un sistema de evaluación. Por ejemplo, la web china de subastas Eachnet operaba sin dicho sistema cuando nació (1999-2001). La comunicación entre las dos partes permitía establecer cierto grado de confianza bilateral entre vendedor y comprador, que desembocaba en un encuentro físico. De ese modo, el comprador podía inspeccionar el producto antes de pagar por él, y el vendedor podía asegurarse de que el comprador realizaría el pago. Si bien esto no resuelve todos los problemas de asimetría en la información *ex ante*, algunas de las sorpresas más negativas para comprador y vendedor podrían evitarse incluso en ausencia de un sistema de evaluación y opiniones. En 2001, Eachnet introdujo un sistema de evaluación y opiniones. Cai *et al*. (2014) investigan empíricamente cómo afecta la «reputación de un vendedor» al resultado dependiendo de si existe o no sistema de evaluación y opiniones. Como sustituto aproximado de la reputación de un vendedor utilizan la tasa acumulada de éxito en sus ofertas. Una oferta de un vendedor se considera exitosa si desemboca al menos en una transacción. Se podría pensar que si un comprador y un vendedor concluyen con éxito una transacción, las probabilidades de que vuelvan a interactuar en el futuro son mayores. Esta hipótesis puede cumplirse, en concreto, en el caso de los vendedores con «buena reputación» (es decir, aquéllos con una alta tasa acumulada de éxito). De hecho, Cai *et al*. (2014) encuentran una correlación positiva entre la tasa acumulada de éxito del vendedor y la fracción de compradores que repiten. El hallazgo importante a este respecto es que esta correlación se debilita tras la introducción del sistema de evaluación. Esto sugiere que el sistema de evaluación hace menos grave el problema de la información asimétrica que afrontan los compradores ocasionales y, por lo tanto, funciona como sustituto parcial de la reputación en el marco de una relación bilateral.

La introducción o reformulación de un sistema de evaluación podría tener un impacto en la decisión de los vendedores de unirse o no a una plataforma (y en la escala de sus actividades). Por ejemplo, si el sistema de evaluación genera unos compradores mejor informados, los vendedores de baja calidad podrían dejar de participar. También podría afectar al comportamiento de los vendedores más allá de su decisión de participar (y con qué intensidad hacerlo). Por ejemplo, si una representación engañosa sobre la calidad de un producto es penalizada con una valoración negativa fácilmente observable por los compradores potenciales, los vendedores podrían poner más cuidado al redactar sus anuncios. En resumen, un sistema de evaluación podría afectar a la participación (y, por tanto, afectar la cuantía de selección adversa) y, dada la decisión de participar, al comportamiento (y, por tanto, el grado en el que entra en juego el problema del riesgo moral). Klein, Lambertz, y Stahl (2016) investigan los efectos de la reformulación por parte de Ebay de su sistema de reputación en mayo de 2008, cuando Ebay introdujo el *feedback* unilateral no sujeto a represalias, el cual, de ese modo, puede considerarse un reflejo exacto de la experiencia del comprador (véase más abajo el apartado relativo a las represalias). Puesto que, antes de esa fecha, en mayo de 2007, Ebay introdujo un *rating* anónimo detallado de vendedor (DSR) adicionalmente a su sistema de evaluación, Klein, Lambertz, y Stahl pudieron utilizar este DSR antes y después del cambio a un sistema de evaluación unilateral como medida de la satisfacción del comprador. Detectaron un aumento significativo de la satisfacción del comprador con la introducción del sistema de evaluación unilateral, pero no observaron un cambio significativo en la tasa de salida del mercado de los vendedores. Esto puede interpretarse como evidencia de que, en este caso, el cambio de diseño del sistema de evaluación tuvo éxito en reducir el riesgo moral, pero no afectó de forma significativa a la composición de los vendedores. En el caso de Ebay, esto resulta plausible, ya que un producto de baja calidad podría encontrar comprador incluso si dicha calidad es revelada, al entrar dentro de lo posible que exista un mercado para dichos productos de baja calidad. El rediseño del sistema de evaluación tendría, por tanto, el efecto de animar unos anuncios más veraces por parte de los vendedores, pero no suprimiría su incentivo a participar en el mercado.

Observación 4. En el caso de los problemas de información oculta, los vendedores se ven afectados de forma diferencial por los sistemas de evaluación al vendedor: los vendedores de alta calidad disfrutan de un efecto externo positivo intergrupo por el hecho de que más compradores dejen sus opiniones, mientras que los vendedores de baja calidad sufren un efecto externo negativo intergrupo por el hecho de que más compradores dejen opiniones. En el caso de los problemas de «incentivos al esfuerzo» (hidden-action), *todos los vendedores pueden beneficiarse, ya que los compradores entienden que el sistema disciplina a los vendedores.*

4. Informatividad de las evaluaciones y opiniones

Las evaluaciones y opiniones pueden ser relevantes para los compradores solo si contienen información crucial. Obviamente, para que una opinión sea informativa respecto a la relación calidad-precio de un producto, los compradores deben tener una percepción común, al menos hasta cierto punto, de dicha relación calidad-precio, y los compradores deben ser capaces y estar dispuestos a contar sus experiencias con el producto.

Identificamos tres tipos de razones que pueden hacer que la informatividad de las valoraciones y opiniones sea limitada debido a decisiones tomadas por compradores y vendedores (9): (i) valoraciones y opiniones ruidosas; (ii) valoraciones y opiniones estratégicamente distorsionadas; y (iii) comportamiento de rebaños (*herding*). Analizamos uno por uno los tres aspectos antes de entrar a examinar cómo pueden actuar las plataformas para hacer más —o menos— informativos los sistemas de evaluación.

4.1. Ruido

Describimos cuatro motivos por los que los compradores pueden dejar evaluaciones y opiniones negativas: mala comprensión, gustos idiosincráticos, *shocks* incontrolables y variaciones del precio.

— *Mala comprensión*

Los compradores pueden dejar evaluaciones y opiniones poco favorables simplemente porque no entienden bien lo que se les pregunta. Aunque estos casos suelen ser fáciles de identificar tras leer una opinión, los compradores que observen estadísticas resumidas podrían no ser capaces de identificar que las opiniones se basan en experiencias irrelevantes. Por ejemplo, esto podría ocurrir con las opiniones sobre productos en Amazon. Aquí, algunos participantes no dan su opinión basándose en la calidad y las características del producto adquirido, sino en factores tales como el servicio de entrega de Amazon, que puede considerarse ortogonal (o sea, irrelevante) respecto al producto vendido por Amazon. Por ejemplo, la edición 2010 de nuestro manual *Industrial Organization: Markets and Strategies*, fue puntuada con cinco estrellas por un participante en el sistema de opiniones de Amazon.com que escribió el siguiente comentario: «Es la primera vez que compro un libro de segunda mano. Y ha cubierto todas mis expectativas. Buen estado, apenas unas pocas marcas. Me gusta mucho» (10). Aunque nos encanta que el comprador otorgase una puntuación de cinco estrellas, no estamos seguros de si en realidad ello refleja su opinión sobre la calidad del libro, o más bien sobre el aspecto externo de la copia.

— *Gustos idiosincráticos*

Las valoraciones también pueden ser desfavorables para los compradores potenciales debido a los gustos idiosincráticos. Aunque se supone que los sistemas de evaluación pretenden reflejar la calidad de un producto o de un vendedor, quienes opinan pueden centrar sus comentarios en características horizontales o verticales, respecto de las cuales tienen una disposición a pagar heterogénea. Dicho de otro modo, las evaluaciones agregadas de los gustos de otros compradores podrían no mostrar una correlación fuerte con nuestros propios gustos. Por ejemplo, una persona podría dejar una valoración negativa sobre un producto porque no le gusta el color del producto, sentimiento negativo que podría no ser compartido por otros compradores potenciales.

— *Shocks incontrolables*

En un plano relacionado, podrían existir *shocks* que escapen al control del vendedor. Si una persona deja una opinión negativa sobre un vendedor porque el pedido le tardó en llegar, ello podría haberse debido a circunstancias fuera del control del vendedor si, por ejemplo, la compañía transportista no realizó la entrega a tiempo. Cabría pensar que dichos *shocks* a la satisfacción con el producto o servicio se anulan cuando hay un número grande de opiniones. Por tanto, la informatividad aumenta con el número de usuarios, una fuente de los efectos de red mencionados más arriba.

— *Variaciones de precios*

Las opiniones sobre el producto o el vendedor pueden estar con frecuencia vinculadas al grado de satisfacción de un comprador en función del importe pagado. Pero un mismo producto puede venderse a precios diferentes en distintos momentos del tiempo o en distintos lugares. Así, lo que a una persona le parece un mal negocio a un precio alto podría convertirse en un buen negocio a un precio bajo. Por tanto, la informatividad de las valoraciones se resiente en presencia de variaciones del precio (en el tiempo y en el espacio).

4.2. Distorsiones estratégicas por compradores o vendedores

Los compradores o vendedores pueden adoptar decisiones que distorsionen sistemáticamente las evaluaciones sobre el vendedor o sobre el producto. Es obvio que, dado que una reputación positiva beneficia a los vendedores, estos podrían pagar a terceros para que dejen comentarios y opiniones positivas sobre sus ofertas; también podrían pagarles para que dejen opiniones negativas sobre las ofertas de competidores cercanos. En primer lugar, examinamos dichas «opiniones falsas», para a continuación considerar los problemas específicos que podrían surgir en los «sistemas de evaluación bilaterales», en los que se invita a ambas partes de la transacción a valorar a la otra.

— *Opiniones falsas*

Un lector sin malicia podría pensar que las opiniones falsas son un problema inventado por los economistas que creen en la teoría de los incentivos. Sin embargo, hay evidencia de que las opiniones falsas están ampliamente extendidas y que se han creado mercados donde se negocian dichas opiniones falsas (véase, p. ej., Xu *et al.*, 2015) (11).

Generar opiniones falsas no sale barato. Los costes y beneficios asociados a las opiniones falsas dependen del sitio concreto del que se trate. Como argumentan Ott, Cardie y Hancock (2012) en el caso de los hoteles, los costes de una opinión falsa son altos, si como condición para valorar el producto, se requiere que el usuario lo adquiera. Por ejemplo, las plataformas de reservas hoteleras Booking y Expedia exigen haber realizado la compra, mientras que TripAdvisor (que, como portal agregador, no monitoriza las transacciones) permite que cualquiera que afirme haber realizado una reserva publique su opinión sobre un hotel. Así, cuesta más publicar opiniones falsas en Booking y Expedia que en TripAdvisor. El beneficio esperado dependerá de la atención que reciba una opinión particular. A igualdad del resto de factores, el beneficio obtenido en una web con muchos visitantes es mayor, mientras que el obtenido en una web con muchas otras opiniones publicadas es menor. De ahí que, suponiendo un entorno en el que el ratio opiniones-tráfico sea el mismo en unas webs que en otras, no está claro en cuál de ellas será mayor el beneficio esperado. Conviene señalar que resulta especialmente atractivo publicar una opinión falsa en una web con una base de visitantes en rápido ascenso y un historial reducido de opiniones publicadas. Esto sugiere la conveniencia de que las plataformas entrantes reflexionen sobre el diseño de su sistema de evaluación desde el primer momento.

Encontrar evidencia del grado de proliferación de las opiniones falsas es difícil, puesto que las falsificaciones resultan difíciles de identificar. Mayzlin, Dover y Chevalier (2014) explotan diferentes políticas sobre quién está capacitado para dejar *feedback* basándose en la información de los hoteles y sitios de reservas: Expedia exige, para dejar una opinión, haber realizado una reserva en el hotel en su sitio, mientras que TripAdvisor no (puesto que solo remite a sitios de reservas). Por tanto, sería lógico esperar que hubiese más opiniones falsas en TripAdvisor. Supongamos una zona geográfica en la que los hoteles compiten en el segmento de viajeros de negocios. Tendría interés estratégico para cualquier hotel de esa zona mejorar su *ranking* respecto a sus competidores locales. Esto puede lograrse bien inflando su propio *rating* con opiniones falsas positivas, bien desinflando el *rating* de otros hoteles vecinos con opiniones falsas negativas.

Mayzlin, Dover y Chevalier argumentan que los hoteles independientes tienen más probabilidades de instigar opiniones falsas, puesto que el coste que se derivaría en caso de ser detectados tendría consecuencias menos graves que si dicho bulo fuera instigado por un hotel perteneciente a una cadena. Así, la predicción es que los hoteles vecinos de tales hoteles independientes recibirán más opiniones negativas en TripAdvisor que en Expedia, y más opiniones positivas en TripAdvisor que en Expedia. Estas predicciones quedan confirmadas analizando su conjunto de datos. Y las opiniones falsas no son exclusivas de los hoteles; por ejemplo, Luca y Zervas (2016) analizan las opiniones falsas sobre restaurantes en Yelp.

— *Sistemas de evaluación bilaterales*

Los sistemas de evaluación bilaterales, en los que tanto el comprador como el vendedor dejan su *feedback*, pueden dar lugar a problemas de mala representación sistemática y, posiblemente, infrarreportar las experiencias negativas. Dichos sistemas de evaluación bilaterales parecen deseables si ambas partes tienen información privada y/o adoptan decisiones privadas. En sus primeros tiempos, Ebay utilizaba un sistema bilateral, con el argumento de que los vendedores deseaban conocer qué compradores eran dignos de confianza. En concreto, un comprador podía ofrecer la puja más alta por el producto y luego no hacer efectivo el pago prometido. Los avances en los pagos electrónicos han permitido eliminar este riesgo para el vendedor. Con ello, el principal motivo para utilizar *ratings* bilaterales en Ebay ha desaparecido. Hay otras plataformas que siguen utilizando sistemas de evaluación bilaterales. En particular, algunas plataformas de la economía colaborativa, pues en ellas al vendedor no solo le importa que el comprador efectúe el pago, sino también el modo en que utiliza el producto. Por ejemplo, a un arrendador que alquile un apartamento en Airbnb podría preocuparle que el arrendatario provoque daños o destrozos en el mobiliario.

Aunque los sistemas de evaluación bilaterales no distorsionan necesariamente las valoraciones, el sistema primitivo en Ebay sí lo hacía. Dicho sistema de evaluación tenía como característica de diseño el que los compradores y los vendedores pudieran dejar su *feedback* durante un intervalo de tiempo. Cuando una de las dos partes dejaba su *feedback*, este le era comunicado a la otra parte, lo que abría la posibilidad de represalias en caso de haber recibido una opinión negativa. Bolton, Greiner y Ockenfels (2013) analizan el comportamiento en materia de evaluaciones en el antiguo Ebay, y documentan que las opiniones de ambos lados en cada binomio comprador-vendedor muestran una alta correlación positiva. También documentan que los vendedores suelen esperar a que el comprador haya dejado una opinión y responden casi al instante. Ello avalaría la tesis de que los vendedores utilizan su *feedback* como amenaza implícita de responder con una opinión negativa en caso de recibir ellos una. Esto hace que resulte más gravoso para los compradores otorgar una opinión negativa y, en la práctica, distorsiona la distribución de las opiniones recibidas por los vendedores (12). De hecho, como revelan Nosko y Tadelis (2015), utilizando datos internos de Ebay, un comprador tiene tres veces más probabilidades de quejarse al servicio de atención al cliente de Ebay que de dejar una opinión negativa, lo que sugiere un grave infrarreporte de experiencias negativas. Como se ha explicado, con el tiempo Ebay cambió a un sistema de evaluación unilateral.

Airbnb también tiene un sistema de evaluación bilateral (13). Inicialmente, las opiniones se notificaban tan pronto como se emitían, dando con ello pie a posibles represalias. Fradkin, Grewal y Holtz (2017) realizaron un experimento práctico y descubrieron que quienes no dejan opiniones tienden a tener peor experiencia que quienes sí las dejan. Concluyen que se ha producido un comportamiento estratégico de evaluación en Airbnb, si bien el sesgo global no se antoja demasiado grande. Asimismo, puesto que comprador y vendedor pueden llegar a interactuar socialmente, los primeros podrían estar menos inclinados a dejar opiniones negativas.

Airbnb ya no hace públicas las evaluaciones mientras la otra parte siga teniendo la opción de dejar una opinión y no lo haya hecho. Si bien una de las partes no puede observar la evaluación de la otra parte antes de dejar la suya, sigue habiendo razones para infrarreportar estratégicamente las experiencias negativas (además de la interacción social citada más arriba). Las evaluaciones no están anonimizadas, por lo que una persona que desee arrendar un piso puede rastrear el historial del posible arrendatario. Si resulta que esa persona tiende a dejar evaluaciones negativas, el arrendador podría estar menos inclinado a alquilárselo. En previsión de esto, el hipotético arrendatario podría suavizar su criterio y dejar evaluaciones sesgadas positivamente o incluso abstenerse de dejar ninguna.

Una plataforma tiene varias opciones de diseño que afectan a la tasa de respuesta y a la informatividad de los sistemas de opiniones y evaluaciones. A los efectos del presente trabajo, resumimos los hallazgos obtenidos hasta ahora en la siguiente observación.

Observación 5. Los sistemas de evaluación pueden adolecer de baja informatividad debido al ruido y al sesgo introducidos por las acciones de compradores y vendedores. En concreto, los usuarios de la plataforma podrían jugársela al sistema. Esto tiende a reducir la intensidad de los efectos de red.

4.3. Comportamiento de «rebaño» asimétrico

La tendencia a dejar *feedback* positivo y a evitar dejar *feedback* negativo no surge necesariamente

de consideraciones estratégicas o errores independientes de quienes emiten las opiniones. También puede ser el resultado de un comportamiento de «rebaño» asimétrico. Muchnik, Aral y Taylor (2013) llevan a cabo un experimento práctico aleatorio a partir de opiniones falsas contenidas en los comentarios sobre artículos publicados en una web de noticias, y analizan la dinámica del *feedback* futuro. Observan una respuesta asimétrica ante una opinión falsa positiva comparada con una opinión falsa negativa. Encuentran que una opinión falsa positiva aumenta la probabilidad de inducir un comportamiento «rebaño» acumulativo positivo en un 25 por 100. Aunque una opinión falsa negativa también incrementa los votos negativos emitidos subsiguientemente, esto se ve neutralizado por votos positivos compensatorios. Así, existe comportamiento «rebaño» inducido por opiniones positivas, pero no inducido por negativas —Muchnik, Aral y Taylor denominan a esto «sesgo por influencia social»—.

Aunque estos resultados se obtuvieron respecto de una web de noticias y no aplicados al contexto de las compras, invitan a pensar en la posibilidad de que quienes opinan en estos últimos casos también tengan un comportamiento sesgado. Ello sugiere que las opiniones falsas patrocinadas podrían inducir un efecto «rebaño» positivo en las plataformas B2C y C2C. Así, el daño generado por una opinión falsa positiva no se corregiría si esa falsedad no fuera eliminada de inmediato, sino en un momento posterior (véase Aral, 2014). Como se ha señalado antes, existen otros motivos por los que las opiniones y las valoraciones no proporcionan información precisa. Esto también podría dar lugar a efectos a largo plazo ligados al gregarismo.

4.4. Diseño del sistema de evaluación

En el análisis anterior, identificamos motivos que lastran la informatividad de las opiniones y evaluaciones debido a las acciones tomadas por las partes intervinientes en la transacción. La hipótesis era que la plataforma busca maximizar la informatividad, entre otras cosas, combatiendo los errores y los intentos de jugársela al sistema. Si bien una mayor informatividad de las opiniones y evaluaciones tiende a potenciar el atractivo de la plataforma (y es una fuente de efectos de red positivos), el objetivo último de una plataforma con ánimo de lucro es maximizar sus beneficios. Podría, de ese modo, tener un incentivo a sacrificar la informatividad si con ello sus ingresos aumentan. Además de las medidas adoptadas por la plataforma que afecten los *ranking* agregados de productos o vendedores, la plataforma podría alterar el orden y la posición en que se listan las opiniones individuales. Los hallazgos de Vana y Lambrecht (2018) ofrecen algunas claves de cómo un diseño diferente de los listados de opiniones puede afectar a la probabilidad de compra.

La literatura sobre intermediarios de certificaciones aporta alguna perspectiva sobre cómo diseñan sus sistemas de evaluación las plataformas que persiguen maximizar el beneficio. En concreto, las plataformas podrían diseñar deliberadamente su sistema para evitar el comportamiento más defectuoso —esto es, establecer un umbral mínimo de calidad—, pero dar pocas pistas sobre la calidad del producto de otro modo. En tal caso, la inflación de los *ratings* y los presuntos fallos de diseño que limitan la informatividad del sistema de evaluación revelarían de hecho que un intermediario maximizador del beneficio con poder de mercado sacrifica la participación del comprador en favor de unos márgenes más elevados. Esta es la idea que puede extraerse del trabajo sobre intermediarios de certificaciones llevado a cabo por Lizzeri (1999), quien demuestra que, en un entorno de selección adversa, una plataforma solo revela si un producto satisface un umbral mínimo de calidad (14). En su entorno, un intermediario monopolista cobra una tasa a los vendedores por otorgarles su certificación (15) Como resultado, el intermediario certifica como poseedores de un mínimo de calidad a los productos que se negocian a través de él. Traducido al contexto de los sistemas de evaluación, la plataforma se compromete con su sistema de evaluación y cobra a los vendedores por aparecer. Así, el resultado de Lizzeri postula que el sistema de evaluación está diseñado de manera que solo los más defectuosos desaparecen de la plataforma.

Observación 6. Una plataforma maximizadora del beneficio podría diseñar deliberadamente su sistema de evaluación de tal manera que limite su informatividad. Como resultado, los vendedores de calidad bastante baja podrían salir mejor parados en ella que en otra con un criterio de maximización de la calidad de su sistema de evaluación, mientras que los vendedores de alta calidad saldrían peor parados.

Bouvard y Levy (2016) investigan la tensión potencial entre informatividad y extracción de rentas. En su análisis, la plataforma no puede comprometerse con una tecnología de certificación y opta por establecerse una reputación de precisión; a cambio

de su servicio, cobra a los vendedores participantes una tasa fija de entrada. Aplicado a los sistemas de valoración, esto significa que la plataforma puede rediseñar características que reflejen la precisión de su sistema de evaluación; y la tasa fija se corresponde con una tasa de inclusión cobrada a los vendedores, como la que se observa, por ejemplo, en algunos buscadores *online* de precios.

Los vendedores incurren en diferentes costes de oportunidad por el hecho de ofrecer alta calidad. Aunque una mayor precisión atrae a vendedores de alta calidad, repele a los de baja calidad. Como resultado, el beneficio de una plataforma es primero creciente y luego decreciente con el nivel de precisión que ofrece a los vendedores que buscan ser certificados. Así pues, una plataforma maximizadora del beneficio ofrece un nivel de precisión intermedio. Aplicado a los sistemas de evaluación, en lugar de ofrecer certificación, una plataforma podría hacer uso de las opiniones y valoraciones de los compradores para revelar (ruidosamente) la calidad. Las decisiones sobre diseño relativas al sistema de evaluación afectan en tal caso a su precisión.

La competencia entre plataformas mejora la información disponible para los compradores cuando los vendedores tienen que realizar una elección discreta entre las plataformas: permite una revelación completa en el entorno de Lizzeri (1999) y mejora la precisión en el entorno de Bouvard y Levy (2016). En cambio, suponiendo la posibilidad de multisede *(multihoming)* por parte de los vendedores, Bouvard y Levy (2016) demuestran que las plataformas tienen incentivos más débiles para buscar la precisión en un entorno de competencia.

III. RECOMENDACIONES

Según lo expuesto en la sección anterior, los compradores pueden extraer información valiosa a partir de las opiniones y evaluaciones de otros compradores. En este caso, el papel de la plataforma es doble: primero, invita a los compradores a analizar varias ofertas que han demostrado tener éxito o popularidad entre otros compradores; segundo, organiza el intercambio de la información entre los usuarios (sujeto posiblemente a cierta vigilancia a fin de garantizar que los abusos se limiten y los errores se corrijan). Dado que los compradores proporcionan y acceden activamente a la información, es quizá pertinente inscribir las opiniones y evaluaciones dentro de la estrategia *information-pull* (de aspiración o atracción) de una plataforma.

En esta sección, examinamos una estrategia alternativa de las plataformas: la formulación de recomendaciones a compradores concretos. Tales sugerencias, basadas en popularidad y en otras fuentes de información, son un intento de reducir los costes asociados a la búsqueda. De ahí que las plataformas sigan una estrategia *information-push* (de empuje o presión), consistente en anunciar productos específicos a los compradores basándose en sus características y comportamiento observado. Como es natural, las estrategias *information-pull* y *-push* no son mutualmente excluyentes; más bien al contrario, ya que las opiniones y evaluaciones a menudo sirven como *input* en los algoritmos de recomendación. Por ejemplo, Amazon formula sugerencias de productos, y entonces los compradores acceden a información adicional antes de tomar eventualmente su decisión de compra.

A continuación, analizamos primero cómo los sistemas de recomendación, al igual que los sistemas de evaluación, generan efectos de red (sección primera). Seguidamente, examinamos de qué manera los sistemas de recomendación afectan a la distribución de las ventas (sección segunda): ¿contribuyen a hacer productos que ya son populares aún más populares, o más bien impulsan a los consumidores a descubrir productos «nicho»? Finalmente, nos fijamos en los incentivos de las plataformas a manipular los sistemas de recomendación (sección tercera).

1. Sistemas de recomendación de productos y efectos de red

En esta sección, argumentamos que los sistemas de recomendación de productos son una fuente de efectos de red positivos. Esta tesis puede ser fácilmente contrastada si los compradores tienen gustos homogéneos y cometen errores, y el sistema de recomendación está basado en la popularidad de un producto. Supongamos que existen dos productos que pueden ordenarse en base a su atractivo. El producto A es más atractivo que el producto B; más concretamente, supongamos que el producto A arroja un beneficio neto de 1 y el producto B de -1. Los consumidores llegan secuencialmente y pueden ser de dos clases: «aficionado» o «experto». Un consumidor aficionado (o sea, lego en la materia) se apoya para su decisión en la popularidad, mientras que uno experto adquiere información sobre las características del producto y realiza la compra en función de esa información.

Para construir un ejemplo numérico, supongamos que la mitad de los compradores aficionados sigue una recomendación si recibe una, y de lo contrario no compra, mientras que la otra mitad experta recaba información y, con una probabilidad del 80 por 100, toma la decisión correcta, es decir, con una probabilidad del 20 por 100, elige erróneamente el producto de inferior calidad. El sistema de recomendación recomienda el producto que es comprado en más ocasiones. Demostraremos que el último comprador se aprovechará de que existan más compradores. Empecemos con dos compradores. Si el comprador 2 es un aficionado en la materia, materializa el beneficio esperado $0{,}5\ (0{,}8 - 0{,}2) = 0{,}3$, ya que, con una probabilidad del 50 por 100, el comprador 1 era un experto (es decir, el comprador 1 adquirió y, por tanto, indirectamente recomendó el producto «bueno» con una probabilidad del 80 por 100 y el «malo» con una probabilidad del 20 por 100). Si el comprador 2 es un experto, materializa un beneficio esperado de $0{,}8 - 0{,}2 = 0{,}6$. Por tanto, el beneficio esperado del comprador 2 es de 0,45 (es decir, la media de 0,3 y 0,6, ya que tiene idéntica probabilidad de pertenecer a cualquiera de las dos clases).

Ahora pensemos en el caso de tres compradores. Si el tercer comprador es un experto, su beneficio esperado sigue siendo 0,6 (ya que el sistema de recomendación no influye en modo alguno en su decisión). Si el tercer comprador es un aficionado, solo adquiere el producto si el sistema de recomendación le sugiere el producto más popular. Para que esto ocurra, los dos compradores anteriores deben haber adquirido un producto más que el otro. Examinemos cuándo esto sucede y cuándo no. Cabe diferenciar cuatro casos según la clase de compradores sucesivos; cada uno de los casos tienen la misma probabilidad de ocurrencia, es decir, un 25 por 100. El primer caso consiste en la sucesión de dos aficionados: dado que ninguno de ellos compra, el sistema de recomendación permanece silencioso, y el tercer comprador tampoco compra, con lo que el beneficio materializado es igual a cero. En segundo lugar, si el primer comprador es un aficionado (y, por tanto, no compra) y el segundo es un experto, entonces el sistema recomienda el buen producto con una probabilidad del 80 por 100, y el producto malo con una probabilidad del 20 por 100, reportando al tercer comprador un beneficio esperado de $0{,}8 - 0{,}2 = 0{,}6$. En tercer lugar, si el primer comprador es un experto y el segundo un aficionado, la configuración es similar a la anterior (ya que el segundo comprador sigue la recomendación resultante de la decisión de compra del primer comprador); el beneficio esperado del tercer comprador es nuevamente igual a 0,6. Finalmente, si existe una sucesión de dos expertos, ambos deben haber tomado la misma decisión para que el sistema de recomendación sea informativo (y, por tanto, para que el tercer comprador decida comprar); esto sucede si ambos deciden comprar el producto «bueno» (una probabilidad del 64 por 100) o el «malo» (una probabilidad del 4 por 100); el beneficio del tercer comprador, en dicho caso, es igual a $0{,}64 - 0{,}04 = 0{,}6$. En resumen, si el tercer comprador es un aficionado, su beneficio esperado es de $0{,}25 \times 0 + 3 \times 0{,}25 \times 0{,}6 = 0{,}45$. Por tanto, el beneficio esperado del tercer comprador es $0{,}5 \times 0{,}6 + 0{,}5 \times 0{,}45 = 0{,}525$.

Comparando los dos casos, observamos que el último de los tres compradores materializa un mayor beneficio esperado (0,525) que el último de los dos compradores (0,45). Por tanto, hemos demostrado que el último comprador se aprovecha de la existencia de más compradores anteriores y que los compradores, antes de conocer su posición en la secuencia, también se aprovechan si están presentes más compradores. En este ejemplo, los aficionados se benefician de la existencia de más compradores anteriores, puesto que resulta más probable que uno de ellos haya sido un experto.

Observación 7. Al recomendar los productos más populares*, los sistemas de recomendación de productos tienen el potencial de aportar a los compradores aficionados información relevante para la compra. En un contexto de* e-commerce*, tienen el potencial de generar efectos de red, pues un comprador resulta beneficiado de la existencia de más compradores antes que él.*

Un sistema de recomendación también puede ayudar a reducir el coste de la búsqueda. Supongamos que existen varios productos, algunos de los cuales se consideran claros fracasos y otros que pueden considerarse candidatos serios. En ausencia de recomendaciones basadas en popularidad, un consumidor podría tener que inspeccionar un número bastante elevado de productos. Con dichas recomendaciones, el consumidor puede restringir su búsqueda al subconjunto de candidatos serios y, por tanto, reducir sus costes de búsqueda esperados.

Observación 8. Los sistemas de recomendación de productos tienen el potencial de reducir los costes de búsqueda. En un contexto de e-commerce*, tienen el potencial de generar efectos de red, ya*

que cuanto mayor es el número de compradores, más fiable es la información sobre qué productos son candidatos serios.

Si algunos consumidores son compradores frecuentes, mientras que otros solo compran ocasionalmente, los primeros tienen una mayor contribución al funcionamiento del sistema de recomendación que los segundos. Sirva el siguiente ejemplo: supongamos que los compradores frecuentes adquieren varios productos de un amplio catálogo, mientras que los ocasionales solamente adquieren uno. El patrón de compras de los compradores frecuentes permite al sistema de recomendación ayudar a los demás compradores frecuentes a encontrar más fácilmente otros productos de interés. Por tanto, el sistema de recomendación genera efectos externos intragrupo positivos entre los compradores frecuentes.

Si el sistema de recomendación puede acceder a información adicional sobre los compradores ocasionales (p. ej., que se encuentran próximos a determinados compradores frecuentes en una red de amistad), la información recogida sobre los compradores frecuentes también puede permitir recomendaciones útiles para los compradores esporádicos. En tal caso, existe un efecto externo intergrupo positivo desde los compradores frecuentes a los ocasionales. En cambio, la información sobre las decisiones de compra por parte de los compradores ocasionales resulta de escasa o nula utilidad para formular mejores recomendaciones a los demás compradores. Con carácter más general, no solo importa el número total de usuarios, sino la composición de la red de recomendación para el funcionamiento del sistema de recomendaciones.

Los sistemas de recomendación también pueden ser importantes en *las plataformas bilaterales*. Aquí, la plataforma puede formular recomendaciones a ambos lados con el propósito de reducir los costes de búsqueda y mejorar la calidad del encaje esperada. Estas recomendaciones pueden basarse no solo en factores observables de los dos usuarios individuales en cada uno de los lados, sino también en el comportamiento de otros usuarios a ambos lados.

Observación 9. Los sistemas de recomendación de otros consumidores tienen el potencial de reducir los costes de búsqueda. En un contexto de encaje de dos grupos, tienen el potencial de generar efectos externos positivos intergrupo, pues una mayor participación por parte de un grupo genera la probabilidad para la plataforma de proponer encajes de mayor atractivo para los miembros del otro grupo, y viceversa.

Cabe señalar, no obstante, que aunque ambos lados tienden a beneficiarse de tales efectos externos intergrupo, la cuantía del beneficio podría depender de los términos de transacción entre los usuarios de ambos lados. Estos términos de transacción para un usuario particular podrían depender también de los niveles de participación en ese mismo lado. Por ejemplo, si los compradores de productos coleccionables reciben mejores recomendaciones, el precio de éstos podría aumentar y, de ese modo, recibían una proporción más pequeña del excedente generado.

2. Sistemas de recomendación de productos y la cola larga de distribución

En muchos mercados de Internet, un limitado número de objetos (a menudo unos pocos cientos) representan el grueso de las ventas, mientras que de la gran mayoría de artículos (que constituyen la cola de la distribución) solo se venden unas pocas unidades. Se ha aducido que, en comparación con los mercados tradicionales, los mercados de Internet tienen una cola más larga en la distribución de las ventas (16). La cuestión que abordamos en esta sección es cómo afectan a la distribución estadística de las ventas los sistemas de recomendación: ¿refuerzan la asimetría de dicha distribución? ¿Hacen la cola más larga? ¿La hacen más gruesa? En primer lugar debatimos los principales efectos que pueden tener los sistemas de recomendación; a continuación formalizamos la intuición en un modelo específico, antes de pasar a revisar los trabajos empíricos recientes.

— *Gustos heterogéneos y recomendaciones*

Dado que los compradores no suelen tener gustos homogéneos, un sistema de recomendación que revele la popularidad de diferentes productos podría aportar información sobre a qué tipos de consumidores podría gustarle un determinado producto. En concreto, algunos compradores podrían ser conscientes de su gusto por productos nicho de una determinada categoría de producto, mientras que otros podrían manifestar una preferencia por productos estándar adaptados al gusto del mercado más masivo. Los sistemas de recomendación podrían basarse en información sobre popularidad, es decir, información indicativa de la frecuencia con la que se ha adquirido un producto en términos re-

lativos. Un ejemplo ficticio: consideremos un supermercado que vende distintas variedades de queso y que ofrece información sobre popularidad. Una persona que acuda por primera vez a ese establecimiento y que desee evitar sorpresas no deseadas, tal vez opte por las variedades de queso populares. Sin embargo, si es aficionada a probar nuevas experiencias gustativas, quizá opte por aquellas variedades de queso que presentan menor frecuencia de compra. En tal situación, el que un producto se haya vendido con frecuencia o no proporciona información valiosa a los nuevos compradores. Un comprador con gusto por nichos de mercado podría adquirir productos que se han vendido poco en el pasado, mientras que un comprador con un paladar más mayoritario adquirirá productos que se vendieron mucho en el pasado.

En la vida real, los compradores podrían encontrar productos atractivos tanto del mercado masivo como de un nicho y, además, no tener la capacidad de juzgar la calidad del producto *ex ante*. En tal caso podría resultarles difícil decidir si la información sobre popularidad es una aproximación de la calidad o si está indicando si un producto pertenece al mercado masivo –o sea, encaja bien con el gusto de un gran número de compradores— o es un producto dirigido a un nicho —es decir, adaptado al gusto de un número reducido de compradores—.

Hay dos casos que suscitan incertidumbre. En el primero, todos los compradores tienen el mismo gusto y solo les importa la calidad. La alta calidad resulta ser más «popular» y capta un mayor volumen de ventas si algunos consumidores están informados sobre la calidad del producto y solo compran alta calidad, mientras otros no y, por tanto, deben elegir aleatoriamente entre varios productos de diferentes calidades. La calidad más alta, entonces, resulta ser más popular. Para resolver el problema de la información asimétrica, es posible que una plataforma recurra a un sistema de evaluación, como los analizados en la sección anterior. Así, el efecto de tal sistema es desviar la demanda desde el producto de baja calidad hacia el de alta calidad. En el otro caso de incertidumbre, los compradores solo están inseguros de si el producto atiende mejor al mercado masivo o al nicho, conduciendo al resultado arriba citado.

Una situación diferente surge cuando los compradores observan si un producto está concebido para atender al mercado masivo o al nicho, pero no observan la calidad del producto. Para abordar el papel que desempeña la información sobre la popularidad a la hora de guiar el comportamiento del consumidor en tal situación, presentamos un modelo sencillo en el que el comportamiento de la empresa es tratado como exógeno; en particular, los precios de todos los productos están fijados. Como demostraremos, en tal escenario —los consumidores conocen de antemano si algunas características del producto encajan con su gusto pero no disponen de plena información sobre una dimensión de calidad del producto— un sistema de recomendación que revele la popularidad de un producto también podría aportar información valiosa a los consumidores.

— *Un modelo específico*

El modelo es el siguiente (17). Supongamos que los consumidores se enfrentan al problema de elegir comprar una unidad de dos productos ofrecidos por dos vendedores distintos; pueden comprar uno, los dos o ninguno. Los precios permanecen fijos a lo largo de todo el análisis. Con una probabilidad de $\lambda > 1/2$, un consumidor tiene una opinión más elevada del producto 1 que del producto 2; en consecuencia, el producto 1 puede ser denominado un producto para el mercado masivo y el producto 2 un producto nicho. Asimismo, cada producto puede ser de alta o baja calidad con igual probabilidad.

La utilidad del consumidor depende tanto de la calidad del producto como de si el producto se adapta a su gusto. Asumimos que un producto de alta calidad que presenta un mal encaje con los gustos procura una utilidad neta de $v_H = 1$ y un producto de baja calidad, $v_L = 0$. Un producto con el encaje adecuado proporciona las anteriores utilidades netas incrementadas por t. A estas utilidades habría que descontarles el coste de oportunidad z que un consumidor incurre al visitar a un vendedor (es decir, al hacer clic en su web). Un consumidor conoce su valor de encaje y recibe una señal privada ruidosa sobre la calidad. La señal ruidosa sobre calidad puede proceder de información ruidosa de dominio público, como test difundidos públicamente. Se asume que la probabilidad *ex ante* de una calidad alta es de 1/2. La probabilidad de que la señal proporcione la información correcta es ρ, que, para que la señal sea informativa aunque ruidosa, toma valores entre 1/2 y 1. Por tanto, con una realización positiva de la señal, la creencia posterior de que el producto es de alta calidad es ρ. De ello se deduce que si un consumidor que prefiere el producto i recibe una señal de alta calidad y lo adquiere del vendedor j, obtiene una utilidad espe-

CUADRO N.º 1

UTILIDAD ESPERADA SEGÚN LA SEÑAL Y EL ENCAJE

	BUEN ENCAJE	*MAL ENCAJE*
Señal de alta calidad	$U_{Hg} \equiv \rho + t - z$	$U_{Hb} \equiv \rho - z$
Señal de baja calidad	$U_{Lg} \equiv (1-\rho) + t - z$	$U_{Lb} \equiv (1-\rho) - z$

rada de $U_{Hg} \equiv \rho + t - z$ si $i = j$ (es decir, si el vendedor$j$ ofrece el producto que encaja con el gusto del consumidor i), y $U_{Hb} \equiv \rho - z$ si $i \neq j$. Análogamente, con una señal de calidad baja, la utilidad esperada es $U_{Lg} \equiv (1-\rho) + t - z$ si $i = j$ y $U_{Lb} \equiv (1-\rho) - z$ si $i \neq j$. El cuadro n.º 1 muestra los cuatro posibles niveles de utilidad esperada.

Para un encaje dado, $\rho > 1/2$ implica que el consumidor sale más beneficiado con una señal de alta calidad: $U_{Hk} > U_{Bk}$ para $k = g, b$. Además, para una señal dada, $t > 0$ implica que el consumidor prefiere tener un buen encaje: $U_{Kg} > U_{Kb}$ para $K = H, L$. Lo que no está claro es cómo conjuga el consumidor la calidad del encaje con la calidad de la señal. El consumidor juzga más importante la calidad del encaje si $U_{Lg} > U_{Hb}$, lo que significa que le resulta más provechoso una señal de calidad baja y un buen encaje que una señal de alta calidad y un mal encaje. Esto es así cuando $1 + t > 2\rho$. En caso contrario, la calidad de la señal es más importante que la calidad del encaje.

En primer lugar consideramos la elección de un producto por un único comprador —esta es la situación que afrontan los compradores cuando no hay disponible ningún sistema de recomendación—. Un comprador adquiere el producto independientemente de la materialización de una señal y del grado de encaje si $U_{Lb} > 0$; es decir, el coste de oportunidad de visitar a un vendedor es suficientemente pequeño, $z < z_{Lb} \equiv 1 - \rho$. En contraste, si el coste de oportunidad es demasiado grande, el consumidor nunca comprará. Este es el caso si $U_{Hg} < 0$, o, de manera equivalente, si $z > z_{Hg} \equiv \rho + t$. Por tanto, nos centramos en el rango intermedio donde $z \in [z_{Lb}, z_{Hg}]$. Un producto con un buen encaje pero una señal de calidad baja es comprado si $U_{Lg} \geq 0$, o, de manera equivalente, si $z \leq z_{Lg} \equiv 1 - \rho + t$. Un producto con un mal encaje pero una señal de calidad alta es comprado si $U_{Hb} \geq 0$ o $z \leq z_{Hb} \equiv \rho$.

Según lo indicado más arriba, caben dos posibles escenarios. En el primer escenario, el comprador juzga que la calidad del encaje es más importante; la inecuación $U_{Lg} > U_{Hb}$ es equivalente a $z_{Lg} > z_{Hb}$, que se convierte en $1 + t > 2\rho$. Así, para que este escenario sea aplicable, los gustos de los consumidores deben ser suficientemente heterogéneos (un valor grande de t) y las señales lo suficientemente ruidosas (un valor pequeño de ρ). En el segundo escenario, la calidad de la señal importa más; tenemos $U_{Lg} < U_{Hb}$, o, expresado de forma equivalente, $z_{Lg} < z_{Hb}$. Entonces, para que este escenario se aplique, los gustos de los consumidores deben ser suficientemente homogéneos (t pequeño) y las señales lo suficientemente informativas (ρ grande). La elección del consumidor puede describirse completamente en función de si se cumple $z_{Lg} > z_{Hb}$ o la inecuación inversa (18).

En segundo lugar, analizamos el comportamiento de los compradores en presencia de un *sistema de recomendación* que ofrece información sobre popularidad. Para que un sistema de recomendación tenga algún impacto, necesitamos al menos otro consumidor que tome su decisión tras obtener la información generada por la elección del primer consumidor. El sistema de recomendación aquí simplemente revela la elección del primer consumidor. El segundo consumidor conoce los parámetros del modelo pero desconoce la materialización de la señal y el tipo del primer consumidor. Asumimos que todas las variables aleatorias se distribuyen de forma independiente e idéntica entre los distintos consumidores (en lo que respecta a la señal sobre calidad, esto está condicionado a la veracidad en la calidad).

Para analizar si un sistema de recomendación favorece los productos dirigidos al mercado masivo o los productos tipo nicho, consideramos dos casos: $z \in (z_{Lb}, \min\{z_{Hb}, z_{Lg}\})$ y $z \in (\max\{z_{Hb}, z_{Lg}\}, z_{Hg})$ (19). El primer caso se caracteriza por un coste relativamente bajo de visitar a los vendedores. Aquí, un consumidor que observe un buen encaje con un producto particular siempre visita al vendedor correspondiente. El consumidor visita al vendedor del producto con un mal encaje solo en caso de que tenga asociada información sobre un nivel de calidad alto. Esto implica que los datos de clic y compra aún contienen cierta información útil para el segundo consumidor. El segundo consumidor sabe si tiene preferencia por el producto «tipo nicho» o por el producto «tipo masivo». En consecuencia, si su preferencia es hacia el producto «nicho», sabe que es improbable que el primer consumidor compartiera su mismo gusto y, por tanto, es bastante probable que la visita o compra del primer consumidor estuviese impulsada por una

materialización positiva de la señal sobre calidad. El razonamiento opuesto se aplica a un consumidor con preferencia por el producto «masivo». En este caso, los datos de clic y compra son menos informativos, lo que implica que los vendedores de productos «nicho» se benefician más de la información sobre visitas o compras.

En el segundo caso, en el que $z \in (\max\{z_{Hb}, z_{Lg}\}, z_{Hg})$, la información sobre *falta* de visitas o compras perjudica más al vendedor del producto destinado al «mercado masivo». Mientras que los vendedores «nicho» juegan con desventaja a la hora de satisfacer los gustos de los consumidores, esta desventaja se convierte en un activo al hablar de inferencias de los consumidores sobre la calidad del producto: su beneficio en caso de información sobre popularidad favorable es mayor, y la pérdida en caso de una información sobre popularidad desfavorable es menor (20).

Tucker y Zhang (2011) respaldan esta teoría mediante un experimento con datos reales. Una web que lista proveedores de servicios para bodas pasó de utilizar un sistema de presentación alfabético a otro de *ranking* basado en popularidad, en el que las ofertas se clasifican en función del número de clics recibidos por cada proveedor. Cuando los proveedores están situados en ciudades con una gran población, los autores los definen como de atractivo amplio, y cuando están situados en núcleos urbanos más pequeños como de atractivo reducido. Tucker y Zhang encuentran claras evidencias de que los proveedores de atractivo reducido reciben más clics que los proveedores de atractivo amplio cuando ocupan una posición similar en el *ranking* de popularidad.

Observación 10. Los sistemas de recomendación de productos que informan sobre la popularidad del producto podrían afectar de forma diferente a los productos dirigidos al mercado «masivo» y a los productos tipo «nicho». Dado un ranking *similar, los «nicho» tienden a salir relativamente favorecidos con tal sistema de recomendación.*

Amazon.com es paradigmático de cómo combinar diversos sistemas de recomendación. Tal vez el ejemplo más notable (al menos en las categorías de producto en que los consumidores no buscan entre productos sustitutivos) sea que, al listar un determinado producto, Amazon recomienda otros productos que también adquirieron los consumidores del producto mostrado. La explicación económica de dicho sistema de recomendación es diferente de la de un sistema que simplemente informa de la popularidad de los productos. Permite a los consumidores descubrir productos que se adaptan a gustos parecidos al de uno y, por tanto, es probable que conduzca a buenos encajes con un coste de búsqueda bajo. Tal sistema de recomendación se basa en ventas anteriores y parece de especial utilidad en la toma de decisiones del consumidor respecto de productos que guardan entre sí una relación de complementariedad. Implica que los productos con ventas inexistentes o limitadas recibirán escasa atención. Este razonamiento sugiere que los sistemas de recomendación podrían funcionar en contra de los productos situados en los extremos de la distribución (la cola larga), un argumento que contradice la idea de que los sistemas de recomendación permiten a la gente descubrir mejores encajes. Esta última postura se basa en la observación de que consumidores con gustos muy especiales encuentran más fácilmente productos que encajan bien con sus gustos, de modo que no necesitan recurrir a productos muy populares o comprar aleatoriamente.

Ahora bien, estas dos posturas no son necesariamente contradictorias. Mientras que la tesis de la cola larga se refiere a la diversidad de las ventas agregadas, el descubrimiento de mejores encajes se refiere a la diversidad a nivel individual. Podría ocurrir perfectamente que la gente descubra mejores encajes a través de los sistemas de recomendación, pero que descubran productos que ya son bastante populares entre el conjunto de la población. Por tanto, los datos de venta en presencia de un sistema de recomendación podrían mostrar una mayor concentración a nivel agregado (21).

— *Trabajos empíricos sobre sistemas de recomendación*

Si bien la discusión anterior revela datos interesantes, los análisis empíricos deberán demostrar si, a la hora de la verdad, los sistemas de recomendación conducen a unas ventas más concentradas, o si las búsquedas dirigidas, inherentes a los sistemas de recomendación, reducen los costes de búsqueda de los usuarios hasta el punto de motivarles a buscar a partir del radio de productos conocidos que les gustan, consiguiendo el efecto de que la diversidad también aumente a nivel agregado. De hecho, como puede mostrarse formalmente, si la población de consumidores se caracteriza por su heterogeneidad de gustos, un sistema de recomendación que formule recomendaciones personaliza-

das podría conducir a una cola «más gruesa» en conjunto, lo que significa que los productos menos populares captarían una mayor cuota de las ventas tras la introducción de un sistema de recomendación (22). Un resultado probable, entonces, es que se lancen al mercado más productos tipo «nicho» y que la variedad de productos en el mercado, por consiguiente, aumente.

Oestreicher-Singer y Sundararajan (2012a, 2012b) arrojan algo de luz a este respecto (23). Recopilan un conjunto de datos amplio, comenzando en 2005, compuesto por más de 250.000 libros de más de 1.400 categorías distintas vendidos en Amazon.com.

Restringen su análisis a categorías con más de 100 libros, lo que da como resultado más de 200 categorías. Respecto de todos los libros, obtienen información diaria detallada, incluidos enlaces de «compra cruzada» —es decir, información sobre otros títulos que también adquirieron los consumidores del producto en cuestión (y que Amazon comunica de forma visible a los consumidores). Estos enlaces de «compra cruzada» explotan posibles complementariedades en la demanda. Dado que estos enlaces surgen de compras reales efectuadas y no de declaraciones por parte de los consumidores, pueden interpretarse como fuentes de información fiable sobre los gustos de otros consumidores. Al presentar estos enlaces, Amazon en esencia proporciona un escaparate personalizado para cada consumidor en función de su última búsqueda. Esto permite a los consumidores realizar una búsqueda dirigida basada en su punto de partida. Oestreicher-Singer y Sundararajan (2012b) concluyen que si una relación de «compra cruzada» resulta visible, ello hace triplicarse, de media, la influencia que los productos complementarios tienen en la demanda del resto de productos.

La cuestión, entonces, es cómo afectan estos enlaces de «compra cruzada» a las ventas. En particular: ¿qué productos ganan en términos relativos en una red de recomendaciones de tales características? ¿Son los productos que ya poseen atractivo masivo (porque son enlazados a otros productos) o son, por el contrario, los productos «nicho»? Para responder a esta cuestión, hay que medir la intensidad de los enlaces que llevan a un determinado producto. Para ello, es importante contar el número de enlaces que apuntan a ese producto y saber la popularidad de los productos desde los que se origina el enlace. Es decir, una web recibe un *ranking* alto si las páginas web de muchos otros productos llevan a ella o si páginas con alto *ranking* apuntan hacia ella. Esto es medido por una clasificación de páginas ponderada basada en el algoritmo inicial de Google. Oestreicher-Singer y Sundararajan (2012a) construyen el coeficiente para cada categoría de producto como medida de la diversidad de la demanda dentro de una categoría. Realizan una regresión de esta medida de diversidad de la demanda en función del *ranking* de páginas (tomando promedios dentro de una misma categoría), junto con una serie de otras variables. En su muestra de treinta días, descubren que las categorías con un *ranking* más alto de páginas están asociadas a un coeficiente de Gini significativamente más bajo. Esto significa que en una categoría de producto en la que, de media, las recomendaciones juegan un papel importante, los productos «nicho» dentro de esta categoría salen relativamente favorecidos en términos de ventas, mientras que los productos populares se comportan relativamente peor que en una categoría de producto en la que esto no es el caso. Esto es interpretado como evidencia a favor de la teoría de *long tail* (24).

El hallazgo de que un sistema de recomendación favorece a productos en la cola de la distribución sugiere que tal sistema podría estimular la participación en el lado de los vendedores, puesto que hace que resulte más atractivo para los jugadores «nicho» ser activos. Puesto que un aumento del número de compradores mejora la granularidad del sistema de recomendación, una plataforma con un sistema de recomendación bien diseñado genera efectos externos positivos intergrupo desde los compradores a los vendedores marginales.

Los sistemas de recomendación podrían utilizar información distinta de las compras reales, pero también podrían utilizar pistas sobre intenciones de compra. Por ejemplo, Amazon podría recomendar productos basándose en el comportamiento de cliqueo. Si muchas personas que miraron un producto también se detuvieron a mirar otro producto distinto, esto podría sugerir una relación estrecha entre ambos productos (como sustitutivos o complementarios) y que los compradores potenciales se benefician de recomendaciones cruzadas. Hay que decir que los sistemas de recomendación también tienen un futuro en la distribución física, siempre que los compradores utilicen un dispositivo capaz de realizar recomendaciones personalizadas. Por ejemplo, los expositores en tienda podrían realizar recomendaciones personalizadas basadas en el historial de un comprador y en los historiales de otros compradores.

3. Sesgo en los buscadores y deterioro de la calidad

A semejanza de lo que sucede con el diseño de los sistemas de evaluación, las plataformas podrían tener incentivos no alineados con los de los compradores. En particular, una plataforma maximizadora del beneficio podría tener un incentivo a distorsionar el sistema de recomendación o a hacerlo menos informativo. La literatura teórica ha puesto en evidencia varios motivos por los que las plataformas que operan como buscadores podrían tener un incentivo a sesgar los resultados de las búsquedas. En primer lugar, una plataforma podría favorecer aquellos resultados de las búsquedas de los que puede extraer mayor beneficio. En segundo lugar, la integración parcial de la plataforma con algunos vendedores o proveedores de contenido podría reforzar la motivación anterior. Por último, una plataforma podría desalentar la búsqueda a fin de reducir la competencia entre vendedores. A continuación examinamos una a una estas tres motivaciones y, en los casos en que se disponen de resultados empíricos, los comentamos.

— *Sesgo de la búsqueda a favor de los vendedores más rentables*

Una plataforma podría sesgar el orden en que presenta las recomendaciones si distintas ofertas devengan distintas comisiones o generan distintas probabilidades de compra. En el caso de lo primero, podrían darse márgenes más altos si la plataforma tiene un programa de colaboración específico por el que aplica comisiones superiores. En lo que respecta a lo segundo, si una oferta está disponible en diferentes canales de distribución y algunos compradores actúan en varios de ellos (*multihoming*), es probable que esos compradores *multihoming* compren en aquel canal de distribución alternativo que presente la oferta más barata. Por tanto, una plataforma maximizadora del beneficio relegaría las ofertas que se pudiesen adquirir más barato en otros canales a una posición más retrasada que si dichas alternativas a un coste menor no estuvieran disponibles (25).

Dadas tales motivaciones, es interesante preguntarse si las plataformas, al clasificar los resultados de la búsqueda, los ordenan en el mejor interés de los consumidores. Hunold, Kesler y Laitenberger (2017) investigan empíricamente esta cuestión en el contexto de los sitios de reservas de hoteles. Booking y Expedia utilizan una forma predeterminada de ordenar sus recomendaciones —Expedia denomina a esta lista «Recomendados», y Booking, «Recomendado»—. Estas plataformas no aportan información clara sobre el criterio utilizado para generar las listas, lo que contrasta con otros listados que el usuario puede obtener, y que se basan en precios o en las valoraciones de otros usuarios. Así pues, las plataformas mantienen discrecionalidad sobre cómo ordenan las ofertas disponibles a la hora de clasificarlas. Los autores utilizan datos correspondientes al período entre julio de 2016 y enero de 2017 de Booking, Expedia y del buscador de buscadores Kayak para hoteles en 250 ciudades (la mayoría de ellas, de Europa), con un catálogo con más de 18.000 hoteles. El resultado que obtienen es que, para un precio dado en una plataforma de reserva de hoteles, un precio más bajo en la otra plataforma o en el sitio web del hotel hacía que su posición en la lista bajase. Esto sugiere que las plataformas de reservas de hoteles sesgan sus recomendaciones.

La interacción entre enlaces orgánicos y enlaces patrocinados puede dar lugar a otro motivo para que los buscadores opten por sesgar los resultados de la búsqueda —esta conclusión es relevante no solo para los buscadores generales, sino también para plataformas como Booking, que ofrece oportunidades de publicidad además de proporcionar resultados de búsquedas orgánicos— (26). Como señalan Xu, Chen y Whinston (2012), Taylor (2013), y White (2013), los enlaces orgánicos dan a los productores un sustituto gratuito frente a los enlaces patrocinados en el buscador. Por tanto, si el buscador ofrece una alta calidad en sus enlaces orgánicos, canibaliza sus ingresos procedentes de los enlaces patrocinados (no es capaz de amortizar plenamente la inversión en ellos a través de mayores tarifas en sus enlaces patrocinados). Al mismo tiempo, ofrecer mejores (es decir, más fiables) resultados orgánicos hace al buscador más atractivo. Si los consumidores tienen costes de búsqueda, un buscador más atractivo capta una mayor demanda. No obstante, si este segundo efecto es (en parte) dominado por la autocanibalización, el buscador distorsiona sus resultados orgánicos en aras de su óptimo.

Observación 11. Las plataformas maximizadoras de los beneficios podrían deteriorar la calidad de sus sistemas de recomendación o dar recomendaciones sesgadas. Esto tiende a reducir la cuantía de los efectos externos intragrupo positivos para los compradores.

— *Sesgo de la búsqueda debido a integración parcial*

La desalineación entre los incentivos del comprador y los de la plataforma también podría ori-

ginarse como resultado de una integración vertical parcial. En particular, cabe alegar que esto da lugar o exacerba el *sesgo del buscador* —una alegación que acaparó la atención en el caso de Google Shopping en la Unión Europea. ¿Genera la integración vertical parcial una inquietud adicional sobre el sesgo del buscador, o por el contrario puede la integración reducir dicho sesgo? A continuación, presentamos los modelos de De Cornière y Taylor (2014) y de Burguet, Caminal y Ellman (2015) con el fin de analizar sistemáticamente los costes y beneficios de la integración del buscador.

De Cornière y Taylor (2014) analizan un mercado con un buscador monopolístico, dos sitios web, vendedores y usuarios. Los sitios web ofrecen contenido diferenciado horizontalmente. Esto es formalizado mediante la línea de Hotelling, con la plataforma 1 situada en el punto 0 y la plataforma 2 en el punto 1, y los usuarios distribuidos de manera uniforme a lo largo del intervalo de las unidades. Antes de la búsqueda, los usuarios no son conscientes de su contenido preferido. Esto implica que, sin búsqueda, un usuario no puede identificar qué web tiene el contenido que más le interesa. El usuario incurre en un coste de búsqueda específico a cada usuario a la hora de realizar búsquedas en el buscador (en concreto, el coste de búsqueda se determina a partir de cierta función de distribución acumulada).

Los sitios web y el buscador obtienen ingresos exclusivamente con la publicidad insertada por los vendedores, la cual se supone que molesta a los usuarios. El buscador funciona del siguiente modo: si un usuario decide utilizar el buscador, introduce una búsqueda. El buscador dirige al usuario a uno de los sitios web. La regla para la decisión del buscador es una regla de umbrales de manera que todos los usuarios a la izquierda del umbral son dirigidos a la plataforma 1 y todos a la derecha son dirigidos a la plataforma 2. Una hipótesis clave es que los anuncios en el buscador y aquéllos en las plataformas de medios son sustitutos imperfectos. Es decir, el valor marginal de un anuncio en un establecimiento disminuye a medida que el número de anuncios en el otro establecimiento aumenta. Esto implica que los ingresos publicitarios generados por un sitio web caen si la cantidad de publicidad en el buscador aumenta (la cual es tratada como un dato exógeno).

La secuencia temporal del juego es como sigue. Primero, los sitios web eligen sus niveles de publicidad y el buscador elige el umbral. Segundo, el mercado publicitario encuentra el equilibrio entre demanda y oferta. Tercero, los usuarios deciden si recurrir o no al buscador. Finalmente, aquellos usuarios que recurren al buscador escriben su búsqueda y visitan el sitio web sugerido por el buscador. A la hora de decidir si recurrir o no al buscador, un usuario conoce el umbral y tiene una expectativa sobre los niveles publicitarios de los sitios web. Se considera que el buscador está sesgado si su umbral elegido difiere de aquél que maximiza la utilidad esperada del usuario (y, por tanto, la tasa de participación de los usuarios).

El buscador afronta el siguiente *trade-off.* Por un lado, le interesa una alta participación de los usuarios. A igualdad del resto de factores, un mayor número de usuarios del buscador conduce a mayores beneficios porque los anunciantes están dispuestos a pagar más al buscador. Por tanto, al buscador le importa ser relevante para los usuarios. Además, puesto que a los usuarios les molesta la publicidad, prefieren ser dirigidos a un sitio que muestre pocos anuncios. Estas consideraciones alinean los incentivos del buscador con los de los usuarios. Por el contrario, el buscador se beneficia de los anunciantes y, por tanto, intenta mantener un precio alto por sus propios enlaces. En consecuencia, si los anuncios en el sitio web *i* son sustitutos especialmente buenos de los anuncios en el buscador, este preferirá sesgar los resultados en contra de ese sitio web.

De Cornière y Taylor (2014) analizan entonces los efectos de la integración del buscador con uno de los sitios web, pongamos por caso, el sitio web 1. Suponemos que existe integración parcial sin control de los niveles de anuncios —es decir, el sitio web 1 comparte una fracción ρ_1 de su beneficio con el buscador, pero conserva pleno control en lo relativo a su nivel de anuncios (esto se corresponde con una participación parcial, pero sin derechos de control sobre el buscador)—. Entonces, el buscador tiene un incentivo para sesgar su resultado a favor del sitio web 1 porque se beneficia directamente de los ingresos de ese sitio. No obstante, también se beneficia en mayor medida de una participación alta de los usuarios, lo que implica que el buscador desea implementar una calidad alta (es decir, presentar resultados menos sesgados). Debido a estas dos fuerzas potencialmente contrapuestas, la integración parcial puede hacer que el nivel de sesgo aumente o disminuya. En particular, si el buscador hubiese tenido sesgo en detrimento del sitio web 1 sin la integración, la integración parcial podría mitigar ese sesgo. Y aun si el sesgo del buscador en ausencia de integración hubiese sido a favor del

establecimiento de medios 1, la integración parcial puede conducir a una reducción del sesgo. En caso de que los sitios web sean simétricos, la integración parcial (o total) siempre conduce a un aumento del sesgo. Con todo, los usuarios podrían salir beneficiados por los menores niveles de anuncios.

Burguet, Caminal y Ellman (2015) proponen una configuración diferente para analizar el problema del sesgo del buscador y la integración. No tienen en cuenta las molestias causadas por los anuncios, sino que modelizan explícitamente la búsqueda de los consumidores de los productos de los vendedores. El usuario i únicamente está interesado por el contenido de uno de los N sitios web —al que denotamos como $n(i)$—mientras que cualquier otro contenido le genera una utilidad neta de cero. La misma proporción de usuarios, $1/N$, está interesada por el contenido de cada uno de los sitios web.

Los usuarios desconocen qué sitio web es el que se adapta a sus intereses y necesitan la ayuda de un buscador. Supongamos que el buscador puede identificar perfectamente el sitio web relevante $n(i)$ una vez que el usuario i ha tecleado el término de búsqueda. Al usar un buscador, un usuario incurre en un coste de búsqueda (27). El buscador muestra un enlace a un sitio web después de que el usuario ha tecleado la información buscada. El buscador elige la probabilidad de que el enlace dirija al usuario al contenido que encaja con su interés. Puesto que los enlaces a los sitios web son no de pago, esto se corresponde con una búsqueda orgánica.

El buscador también incluye búsquedas patrocinadas en las que hace publicidad de los productos de vendedores. Esta es la fuente de beneficios para el buscador y los sitios web. Los vendedores pertenecen a una de J categorías diferentes de productos, indexadas por j. El usuario i únicamente valora una categoría $j(i)$. La misma proporción de usuarios, $1/J$, está interesada por los productos de cada categoría. Existen dos vendedores por cada categoría. El vendedor 1 proporciona el mejor encaje a un usuario, lo que le reporta una utilidad neta de v_1. El productor 2 ofrece un peor encaje, tal que $0 < v_2 < v_1$. Los márgenes de los vendedores son m_1 y m_2. Los intereses de los usuarios y los vendedores no están alineados, y, por tanto, $m_2 > m_1$. Además, se asume que las preferencias del comprador dominan para la clasificación del bienestar obtenido —es decir, $v_1 + m_1 > v_2 + m_2$. El buscador monopolístico ofrece un único enlace después de que el usuario haya tecleado la búsqueda de un producto de una determinada categoría (28). Entonces, el buscador fija un precio a pagar por hacer clic en el enlace. El buscador elige mostrar el enlace del productor 1 en un determinado porcentaje de los casos y el enlace del productor 2 en el resto de los casos (29).

En ausencia de integración vertical, los resultados de la búsqueda se desvirtúan porque los sitios web compiten por los anunciantes. Como demuestran Burguet, Caminal y Ellman (2015), de forma genérica, el buscador distorsionará, a lo sumo, un tipo de búsqueda —la búsqueda de producto o la búsqueda de contenido— estableciendo el otro en su valor óptimo. Si el buscador estuviese integrado con todos los sitios web, internalizaría la externalidad ejercida por un sitio web sobre el resto y, como resultado, mejoraría su fiabilidad. Este es un efecto incuestionablemente positivo. Ahora bien, si el buscador solo está integrado con una parte de los sitios web, tiene un incentivo a desviar búsquedas desde sitios no afiliados hacia aquéllos otros afiliados. Aquí, la integración parcial podría reportar al consumidor un menor excedente comparado con la situación de no integración.

Los hallazgos de la literatura teórica sugieren que el sesgo del buscador podría surgir debido a la integración (parcial). Sin embargo, la integración parcial contribuye en ocasiones a mitigar el sesgo del buscador existente antes de la integración, y, en cualquier caso, sus implicaciones sobre el bienestar de los consumidores son ambiguas. Así pues, para determinar si los sistemas de recomendación funcionan mejor o peor bajo la integración (parcial), se requiere una comprensión detallada del caso concreto. Lo que está claro es que cuando la integración (parcial) reduce el sesgo e incrementa la participación de los compradores, la integración tiende a mejorar el sistema de recomendación.

Observación 12. La integración parcial de una plataforma con vendedores o proveedores de contenido podría hacer aumentar o disminuir el sesgo de su sistema de recomendación. Incluso en caso de que la integración parcial aumente el sesgo, podría incrementar la participación de los compradores y el excedente para ellos.

— *Disuasión de la búsqueda para reducir la competencia de los vendedores*

Finalmente, una plataforma podría desear reducir la informatividad de su sistema de recomendación para desanimar las búsquedas. Chen y He (2011) y Eliaz y Spiegler (2011) aportan un motivo por el que un buscador podría sesgar sus reco-

mendaciones o resultados de búsqueda: si recibe una comisión por contribuir a la transacción entre comprador y vendedor —esto es lo que ocurre en el caso de los enlaces patrocinados—. En este caso, al buscador le interesa que los vendedores obtengan ingresos altos a través de los enlaces patrocinados. Puesto que dichos ingresos aumentan si la competencia en el mercado de productos entre los vendedores disminuye, el buscador podría distorsionar los resultados de la búsqueda a fin de debilitar la competencia en el mercado de productos. Como se formaliza en Chen y He (2011) y en Eliaz y Spiegler (2011), un buscador monopolístico tiene un incentivo a disminuir la relevancia de sus resultados de búsqueda, desanimando así a los usuarios de proseguir con la búsqueda. Esta erosión de la calidad conduce a una menor competencia entre los vendedores y, por tanto, a unos mayores ingresos de los vendedores, que pueden ser extraídos parcialmente por el buscador.

IV. CONCLUSIONES

Sostenemos que no es posible entender el funcionamiento de las principales plataformas digitales, como Airbnb, Amazon, Booking, Expedia, Ebay, Google Shopping o Uber, sin un análisis completo de sus sistemas de opiniones y recomendaciones.

Dichos sistemas son cruciales para el éxito de las plataformas digitales por la siguiente sencilla razón: existe un coste de oportunidad para los compradores potenciales a la hora de evaluar los productos y servicios en términos de calidad y de su encaje con sus gustos personales; por tanto, agradecen disponer de evaluaciones y recomendaciones, ya que conocer qué hicieron otros compradores antes que ellos les ayuda a tomar decisiones mejor informadas. Las opiniones y evaluaciones son particularmente útiles respecto de características de producto que todo el mundo aprecia (en términos de relación calidad-precio); dichas características pueden ser observables antes de la compra o bien solo después de la compra, y tal vez solo por una proporción de compradores. Cuando existe heterogeneidad de gustos, los compradores se benefician de recomendaciones personalizadas, que les ayudan a orientarse a la hora de seleccionar entre los distintos productos.

Cuando la bilateralidad es un elemento esencial de una plataforma digital, los usuarios suelen apreciar la posibilidad de inferir información sobre la fiabilidad de las contrapartes de las transacciones que pueden concluir en la plataforma. En este sentido, los sistemas de evaluación pueden defender a los compradores de los vendedores de baja calidad, y pueden desincentivar el mal comportamiento de los vendedores. A la inversa, gracias a los sistemas de evaluación, los vendedores pueden mantenerse al margen de los compradores problemáticos, y los compradores podrían tener un mayor incentivo a comportarse correctamente.

En el presente artículo, hemos analizado las funciones económicas que desempeñan los sistemas de evaluación y recomendación. En particular, hemos ilustrado cómo la efectividad de estos sistemas depende de las acciones conjuntas de sus usuarios y de quienes los diseñan: no es solo que los compradores y vendedores puedan adoptar decisiones que dañen el funcionamiento de los sistemas de evaluación, sino que las plataformas con ánimo de lucro también pueden tener un incentivo para manipular sus sistemas de evaluación y de recomendación. Finalmente, a lo largo de nuestro trabajo, hemos argumentado que los sistemas de evaluación y de recomendación son una fuente de efectos externos positivos tanto intragrupo como intergrupo. Por tanto, en muchos casos constituyen un determinante clave para permitir a una plataforma atraer a muchos compradores (y, en su caso, vendedores), lo que representa un factor innegable de ventaja competitiva en mercados con varias plataformas competidoras.

NOTAS

(*) Agradecemos a Juanjo Ganuza, Gerard Llobet y Markus Reisinger sus útiles comentarios. Martin Peitz agradece el apoyo financiero recibido de Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) a través de CRC TR 224.

(**) Artículo traducido por Jon García.

(1) Para una justificación de este concepto amplio de lo que constituye una plataforma (es decir, un mercado gestionado que incluye efectos de red), véase, por ejemplo, Belleflamme y Peitz (2018b).

(2) Utilizamos material extraído de los capítulos 2 y 5 de Belleflamme y Peitz (2018a).

(3) En la sección tercera argumentamos que los problemas de información asimétrica también podrían ser aplicables a los bienes de búsqueda (*search goods*). En este caso, aun si los compradores pueden apreciar la calidad antes de la compra, quizá les falte información antes de invertir el tiempo y esfuerzo para recabar la información relevante sobre el producto. Aquí, las plataformas pueden utilizar las opiniones y evaluaciones (además de otros instrumentos) para abaratar los costes de búsqueda de los compradores y mejorar el encaje entre compradores y productos/vendedores.

(4) La veracidad de los datos es asimismo crucial, como examinamos en el apartado 2.4.

(5) En el ejemplo, una empresa monopolista consigue unos menores beneficios con un sistema de evaluación porque vende a un menor número de compradores al mismo precio. Sin embargo, si para participar se requiere desembolsar de entrada un coste fijo por los compradores, se produce un problema de comprador capturado *(hold-up)* en ausencia de un sistema de evaluación. En este contexto, establecer un sistema de evaluación limita el problema de la captura del comprador y, en equilibrio, podría derivar en mayores beneficios para la empresa que aplique un sistema de evaluación, puesto que el mercado, a falta de un sistema de *rating,* se descompone. En este caso, una empresa monopolista tiene un incentivo para establecer un sistema de evaluación.

(6) Nuestra exposición es casi idéntica a la de Belleflamme y Peitz (2015: capítulo 15).

(7) Esta hipótesis puede parecer inocua. Sin embargo, como se trata más adelante, diferentes tipos de vendedores tendrán asociadas seguramente distintas probabilidades con las que los compradores dejan evaluaciones y opiniones.

(8) Un inconveniente potencial es que no incluyen efectos de precio, si bien estos pueden ser reducidos. Otros pioneros en realizar investigación empírica sobre los portales de subastas fueron McDonald y Slawson (2002), Melnik y Alm (2002), Linvingston (2005), y Jin y Kato (2006). Para un resumen de este y otros trabajos, véase Bajari y Hortacsu (2004) y Tadelis (2016).

(9) Para otras visiones generales, véase Aral (2014) y Tadelis (2016).

(10) Como señala Tadelis (2016: 328), es probable que con objetivos múltiples de evaluación se genere confusión: «Los objetivos múltiples de evaluación pueden crear un problema de inferencia que confunda la calidad en la ejecución de la venta por el vendedor con la calidad del producto».

(11) Puesto que generar opiniones falsas cuesta dinero, una visión más benigna del uso de evaluaciones y opiniones positivas a cambio de una compensación es que puede entenderse como publicidad pagada por el vendedor, y puede ser utilizada como señal de alta calidad— un trabajo seminal sobre publicidad como señal de calidad es Milgrom y Roberts (1986). Para un análisis empírico de dicho comportamiento en la plataforma Taobao, véase Li, Tadelis y Zhou (2016).

(12) Por supuesto, la plataforma tiene una forma sencilla de evitar tales posibilidades de represalias: revelar las evaluaciones solo una vez que la otra parte ha dejado su opinión, o después de finalizado el plazo para dejar opiniones.

(13) Para estadísticas descriptivas sobre el sistema de evaluaciones de Airbnb, véase Zervas, Proserpio y John (2015).

(14) De forma análoga, Albano y Lizzeri (2001) analizan un problema de riesgo moral.

(15) La secuencia temporal es la siguiente: primero, el intermediario establece su tasa y se compromete con una política de divulgación de información. Segundo, tras observar la decisión del intermediario, los vendedores deciden si pagan la tasa, ofrecen sus productos a través del intermediario y remiten su producto para certificación. Tercero, los consumidores observan todas las decisiones anteriores, y el vendedor hace su oferta «o-la-tomas-o-la-dejas».

(16) Para una explicación informal, véase Anderson (2006).

(17) La exposición del modelo es, en gran parte, idéntica a la de Belleflamme y Peitz (2015: capítulo 15). Se basa en Tucker y Zhang (2011).

(18) Para $z_{Lg} > z_{Hb}$, obtenemos que el producto es comprado por un consumidor que no observa una señal de baja calidad y un mal encaje si $z \in (z_{Lb}\ ;\ z_{Hb})$; es comprado por un consumidor que observa un buen encaje si $z \in (z_{Hb}\ ;\ z_{Lg})$; y es comprado por consumidor que observa un buen encaje y una señal de buena calidad si $z \in (z_{Lg}\ ;\ z_{Hg})$. Para $z_{Lg} < z_{Hb}$, obtenemos que el producto es comprado por un consumidor que no observa ni una señal de baja calidad ni un mal encaje si $z \in (z_{Lb}\ ;\ z_{Lg})$; es comprado por un consumidor que no observa una señal de baja calidad si $z \in (z_{Lg}\ ;\ z_{Hb})$; y es comprado por un consumidor que observa un buen encaje y una señal de buena calidad si $z \in (z_{Hb}\ ;\ z_{Hg})$. Un dato interesante es que en el primer escenario, si $z \in (z_{Hb}\ ;\ z_{Lg})$, la elección del consumidor viene determinada exclusivamente por la calidad del encaje, mientras que en el segundo escenario, si $z \in (z_{Lg}\ ;\ z_{Hb})$, viene determinada exclusivamente por la materialización de la señal.

(19) Además, hay dos casos intermedios, es decir, $z \in (z_{Hb}\ ;\ zLg)$ para $1 + t > 2\rho$ y $z \in (z_{Lg}\ ;\ z_{Hb})$ para $1 + t < 2\rho$. En el primer caso, donde $z \in (z_{Hb}\ ;\ z_{Lg})$, la decisión del primer consumidor no revela nada sobre su señal privada. De ahí que el sistema de recomendación no contenga ninguna información valiosa para el segundo consumidor. En el segundo caso, donde $z \in (z_{Lg}\ ;\ z_{Hb})$, la decisión del primer consumidor está exclusivamente determinada por la materialización de la señal. El segundo consumidor utilizará entonces la información proporcionada por el sistema de recomendación para actualizar sus creencias: actualiza su percepción sobre la calidad al alza si un determinado producto ha sido adquirido (datos de compra) o si el vendedor ha sido visitado (datos de clic). Esto implica que una visita o compra por otros usuarios aumenta la probabilidad de visitas o compras subsiguientes. Aquí, el sistema de recomendación favorece la venta de productos de alta calidad.

(20) Una cuestión interesante, que no analizamos aquí, es la posibilidad de gregrarismo racional, entendida como una situación en la que los consumidores ignoran su información privada y confían plenamente en la información agregada suministrada por el sistema. Esto significa que el conocimiento se interrumpe en un determinado punto. Un artículo seminal sobre gregrarismo racional es el de Banerjee (1992). Tucker y Zhang (2011) también abordan el comportamiento gregario o «rebaño» en el presente contexto.

(21) Esta cuestión aparece en los análisis numéricos de Fleder y Hosanagar (2009). Sin embargo, en su modelo, la red de recomendaciones proporciona fundamentalmente información sobre la popularidad de un producto y no permite formular recomendaciones más afinadas.

(22) Véase Hervas-Drane (2015) para un análisis formal.

(23) Otras investigaciones empíricas a destacar son los trabajos de Brynjolfsson, Hu y Simester (2011) y Elberse y Oberholzer-Gee (2007). Brynjolfsson, Hu y Simester (2011) comparan el sector de la distribución *online* y *offline* y observan que las ventas *online* presentan mayor dispersión. Aunque compatible con la hipótesis de que las redes de recomendaciones conducen a una mayor dispersión de las ventas, caben otras explicaciones. Elberse y Oberholzer-Gee (2007), al comparar las ventas de DVDs en 2005 con las de 2000, constatan que la cola de la distribución se había alargado en 2005. Sin embargo, también aprecian que unos pocos superventas acaparan incluso más ventas; esto es similar al efecto superestrella. De nuevo, el papel del sistema de recomendación no se explicita.

(24) Para tener en cuenta la posible heterogeneidad oculta de los datos, Oestreicher-Singer y Sundararajan (2012a) también construyen un conjunto de datos de panel. Los resultados de la estimación quedan confirmados usando técnicas para datos de panel.

(25) Si se permite a la plataforma imponer una cláusula de nación más favorecida (MFN) que impida a los vendedores ofrecer precios más bajos fuera de ella, ya no tendría el incentivo de sesgar los resultados de la búsqueda de ese modo. No obstante, tales cláusulas MFN han sido declaradas ilegales en varias jurisdicciones como contrarias a la competencia.

(26) Nuestra discusión del sesgo de los buscadores sigue de cerca la exposición en Peitz y Reisinger (2016).

(27) El coste de búsqueda es heterogéneo entre los distintos consumidores y se extrae de cierta función de frecuencias acumuladas.

(28) Los modelos descritos aquí (Burguet, Caminal y Ellman, 2014, y de Cornière y Taylor, 2014) asumen que los usuarios solo visitan una web tras teclear una búsqueda. En realidad, los usuarios podrían hacer clic en múltiples resultados de la búsqueda (secuencialmente, según cierto orden). Es previsible que en líneas generales sigan el orden de su clasificación en los resultados. En tal situación, los anunciantes inducen externalidades negativas unos a otros al pujar por el orden de aparición más cercano a la cabeza. Athey y Ellison (2011) y Kempe y Mahdian (2008) estudian la cuestión de cómo el mecanismo óptimo de venta de los buscadores tiene en cuenta estas externalidades.

(29) Esta es una versión simplificada del modelo de Burguet, Caminal y Ellman (2015), que se encuentra desarrollado en Peitz y Reisinger (2016).

BIBLIOGRAFÍA

Albano, G., y A. Lizzeri (2001), «Strategic certification and the provision of quality», *International Economic Review,* 42: 267-283.

Anderson, C. (2006), *The Long Tail: Why the Future of Business is Selling Less of More,* Hyperion Press, Nueva York.

Aral, S. (2014), «The problem with online ratings», *MIT Sloan Management Review,* 55: 45-52.

Athey, S., y G. Ellison (2011), «Position auctions with consumer search», *Quarterly Journal of Economics,* 126: 1213-1270.

Bajari, P., y A. Hortacsu (2004), «Economic insights from internet auctions», *Journal of Economic Literature,* 42: 457-486.

Banerjee, A. V. (1992), «A simple model of herd behavior», *Quarterly Journal of Economics,* 107: 797-817.

Belleflamme, P., y M. Peitz (2015), *Industrial Organization: Markets and Strategies*, 2nd edition, Cambridge University Press, Cambridge.

— (2018a), *The Economics of Platforms* (próxima publicación).

— (2018b), «Platforms and network effects», en L. Corchon y M. A. Marini (eds.): *Handbook of Game Theory and Industrial Organization,* vol. II, Edward Elgar Publisher.

Bolton, G.; Greiner, B., y A. Ockenfels (2013), «Engineering trust: Reciprocity in the production of reputation information», *Management Science,* 59: 265-285.

Bouvard, M., y R. Levy (2016), «Two-sided reputation in certification markets», *Management Science* (próxima publicación).

Brynjolfsson, E.; Hu, Y., y D. Simester (2011), «Goodbye Pareto Principle, hello long tail: The effect of search cost on the concentration of product sales», *Management Science,* 57: 1373-1386.

Burguet, R.; Caminal, R., y M. Ellman (2015), «In Google we trust?», *International Journal of Industrial Organization,* 39: 44-55.

Cabral, L., y A. Hortacsu (2010), «The dynamics of seller reputation: Evidence from Ebay», *Journal of Industrial Economics,* 58: 54-78.

Cai, H.; Jin, G. Z.; Liu, C., y L.-A. Zhou (2014), «Seller reputation: From word-of-mouth to centralized feedback», *International Journal of Industrial Organization,* 34: 51-65.

Chen, Y., y C. He (2011), «Paid placement: Advertising and search on the internet», *Economic Journal,* 121: F309-F328.

Chevalier, J. A., y D. Mayzlin (2006), «The effect of word of mouth on sales: Online book reviews», *Journal of Marketing Research,* 43: 345-354.

Cornière, A. de, y G. Taylor (2014), «Integration and search engine bias», *The RAND Journal of Economics,* 45: 576-597.

Eliaz, K., y R. Spiegler (2011), «A simple model of search engine pricing», *Economic Journal,* 121: F329-F339.

Elberse, A., y F. Oberholzer-Gee (2007), «Superstars and underdogs: An examination of the long tail phenomenon in video sales», *MSI Reports: Working Paper Series,* 4: 49-72.

Fleder, D., y K. Hosanagar (2009), «Blockbuster culture»s next rise or fall: The impact of recommender systems on sales diversity», *Management Science,* 55: 697-712.

Fradkin, A.; Grewal, E., y D. Holtz (2017), *The determinants of online review informativeness: Evidence from field experiments on Airbnb*, no publicado.

Hervas-Drane, A. (2015), «Recommended for you: The effect of word of mouth on sales concentration», *International Journal of Research in Marketing,* 32: 207-218.

Hui, X.-A.; Saeedi, M.; Sundaresan, N., y Z. Shen (2016), «Reputation and regulations: Evidence from Ebay», *Management Science,* 62: 3604-3616.

Hunold, M.; Kesler, R., y U. Laitenberger (2017), *Hotel rankings of online travel agents, channel pricing and consumer protection*, no publicado.

Jin, G. Z., y A. Kato (2006), «Price, quality, and reputation: Evidence from an online field experiment», *The RAND Journal of Economics,* 37: 983-1005.

Kempe, D., y M. Mahdian (2008), «A cascade model for advertising in sponsored search», *Proceedings of the 4th International Workshop on Internet and Network Economics (WINE).*

Klein, T.; Lambertz, C., y K. Stahl (2016), «Adverse selection and moral hazard in anonymous markets», *Journal of Political Economy,* 124: 1677-1713.

Li, L. I.; Tadelis, S., y X. Zhou (2016), «Buying reputation as a signal: Evidence from online marketplace», *NBER Working Paper,* n.º 22584.

Livingston, J. A. (2005), «How valuable is a good reputation? A sample selection model of internet auctions», *Review of Economics and Statistics,* 87: 453-465.

Lizzeri, A. (1999), «Information revelation and certification intermediaries», *The RAND Journal of Economics,* 30: 214-231.

Luca, M., y G. Zervas (2016), «Fake it till you make it: Reputation, competition, and Yelp review fraud», *Management Science,* 62: 3412-3427.

Mayzlin, D.; Dover, Y., y J. Chevalier (2014), «Promotional reviews: An empirical investigation of online review manipulation», *American Economic Review,* 104: 2421-55.

McDonald, C. G., y V. C. Slawson (2002), «Reputation in an internet auction market», *Economic Inquiry,* 40: 633-650.

MELNIK, M. I., y J. ALM (2002), «Does a seller»s ecommerce reputation matter? Evidence from ebay auctions», *Journal of Industrial Economics,* 50: 337-349.

MILGROM, P., y J. ROBERTS (1986), «Price and advertising signals of product quality», *Journal of Political Economy,* 94: 796-821.

MUCHNIK, L.; ANAL, S., y S. J. TAYLOR (2013), «Social influence bias», *Science,* 341: 647-651.

NOSKO, C., y S. TADELIS (2015), «The limits of reputation in platform markets: An empirical analysis and field experiment», *NBER Working paper,* n.º 20830.

OESTREICHER-SINGER, G. y A. SUNDARARAJAN (2012a), «Recommendation networks and the long tail of electronic commerce», *MIS Quarterly,* 36: 65-83.

— (2012b), «The visible hand? Demand effects of recommendation networks in electronic markets», *Management Science,* 58: 1963-1981.

OTT, M.; CARDIE, C., y J. HANCOCK (2012), «Estimating the prevalence of deception in online review communities», *Proceedings of the 21st international conference on World Wide Web:* 201-210.

PEITZ, M., y M. REISINGER (2016), «Media economics of the internet», en S. ANDERSON, D. STROMBERG y J. WALDFOGEL (eds.): *Handbook of Media Economics,* vol. 1A, North Holland, 445-530.

RESNICK, P.; ZECKHAUSER, R.; SWANSON, J., y K. LOCKWOOD (2006), «The value of reputation on Ebay: A controlled experiment», *Experimental Economics,* 9: 79-101.

TADELIS, S. (2016), «Reputation and feedback systems in online platform markets», *Annual Review of Economics,* 8: 321-340.

TAYLOR, G. (2013), «Search quality and revenue cannibalisation by competing search engines», *Journal of Economics and Management Strategy,* 22: 445-467.

TUCKER, C., y J. ZHANG (2011), «How does popularity information affect choices? Theory and a field experiment», *Management Science,* 57: 828-842.

VANA, P., y A. LAMBRECHT (2018), *Online reviews: Star ratings, position effects and purchase likelihood*, document de trabajo no publicado.

WHITE, A. (2013), «Search engines: Left side quality versus right side profits», *International Journal of Industrial Organization,* 31: 690-701.

XU, H.; LIU, D.; WANG, H., y A. STAVROU (2015), «E-commerce reputation manipulation: The emergence of reputation-escalation-as-a-service», *Proceedings of 24th World Wide Web Conference (WWW 2015)*, 1296-1306.

XU, L.; CHEN, J., y A. WINSTON (2012), «Effects of the presence of organic listing in search advertising», *Information System Research,* 23: 1284-1302.

ZERVAS, G.; PROSERPIO, D., y B. JOHN (2015), «A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average», *Working Paper,* Boston University.

COLABORACIONES

II.
MECANISMOS DE PRECIOS Y BÚSQUEDA

PRECIOS PERSONALIZADOS EN LA ECONOMÍA DIGITAL (*)

Juan José GANUZA
Universitat Pompeu Fabra
Gerard LLOBET
CEMFI

Resumen

La información sobre el consumidor se está convirtiendo en un activo cada vez más importante en la economía digital porque permite a las empresas ofertar precios focalizados (*targeted*). Este documento se propone esclarecer las disyuntivas económicas que surgen cuando se obtiene dicha información. En él se examina la interacción entre, por un lado, las empresas que utilizan información con fines de determinación de precios y, por otro, los consumidores que desean evitar su divulgación al prever que se utilizará para ofrecerles precios personalizados potencialmente más altos. Por último, se estudia la aparición de intermediarios de datos (*data brokers*), plataformas que reúnen y organizan la información del consumidor para venderla a los productores del mercado final.

Palabras clave: economía digital, plataformas digitales, precios focalizados, información sobre el consumidor.

Abstract

Consumer information is becoming an increasingly important asset in the digital economy, allowing firms to offer targeted prices to consumers. This paper tries to shed some light on the economic trade-offs that arise when such information is obtained. We study the interplay between firms that use it for pricing purposes and consumers that want to prevent it from spreading out if they anticipate that it will be used to offer personalized and potentially higher prices. Finally, we study the emergence of data brokers, new platforms that gather and organize consumer information to sell to final market producers.

Key words: digital economy, targeted prices, digital platforms, consumer information.

JEL classification: D82, L81.

I. INTRODUCCIÓN

AL turista que visita el bazar de un lugar exótico se le ofrecerán productos cuyo precio podría no solo ser el resultado de un proceso de regateo más o menos tedioso, sino también reflejar las propias características del comprador. A los turistas de diferente procedencia, edad o indumentaria probablemente les ofrecerán precios distintos por el mismo artículo en la misma tienda.

Esta heterogeneidad de precios para el mismo producto ha sido una característica habitual en el pasado (1). Los «precios publicados» que no distinguen entre consumidores a los que estamos acostumbrados son una anomalía histórica. En localidades o situaciones en las que la competencia era escasa, los comerciantes solían cobrar precios diferentes a diferentes consumidores en función de la información que poseían de sus características, obtenida, por ejemplo, de interacciones previas. Como explica Gordon (2016), los precios publicados surgen como resultado de los desafíos que generó el desarrollo de los grandes almacenes. Este formato moderno de venta minorista, que se desarrolló durante la primera mitad del siglo XX, asociado a la creciente urbanización, permitió a los comerciantes beneficiarse de economías de escala en su actividad. Podían llegar a más consumidores y ofrecer un mayor surtido de productos al tiempo que reducían drásticamente los costes. Este formato, sin embargo, tenía sus inconvenientes. Para empezar, los mercados se volvieron menos locales. Los consumidores compraban en distintas tiendas, lo que limitaba la información que los vendedores podían reunir, por ejemplo, de compras previas. En segundo lugar, los grandes almacenes requerían numerosos empleados para atender a la creciente clientela, los cuales carecían de la información y experiencia para determinar precios para cada consumidor en función de sus características (a diferencia del comerciante de la tienda tradicional). La menor información derivada del anonimato que permitían los grandes almacenes, unida al imperativo de establecer reglas simples de precios para sus empleados, condujo a la adopción de los precios publicados. Con este sistema, las transacciones se agilizaban y los empleados tenían menos margen de discrecionalidad, por lo que requerían menor supervisión (2). Estos ahorros en costes compensaban con creces las pérdidas de no poder discriminar precios (3).

Internet ha transformado nuevamente estos sectores. Las *cookies* del navegador contienen información sobre preferencias que los intermediarios de datos venden a los minoristas, quienes la complementan con sus propios datos obtenidos del historial de compras previo. Al mismo

tiempo, la creciente potencia de computación y el análisis de macrodatos (*big data*) han facilitado aprender de esta información para inferir valoraciones de los consumidores individuales que luego utilizan para ofrecer precios personalizados. En cierto sentido, la economía digital permite a los vendedores embarcarse a escala global en el tipo de discriminación de precios que los minoristas rurales solían aplicar localmente.

Emplear técnicas de *big data* para identificar patrones en las preferencias del consumidor permite mejorar las ofertas que las empresas hacen a sus clientes. Netflix, por ejemplo, puede mejorar las recomendaciones que reciben los usuarios a partir de la información que logra reunir sobre sus preferencias. Ahora bien, tal información puede también utilizarse para discriminar precios. En concreto, Shiller (2014) concluye que una plataforma como Netflix podría, en teoría, mejorar la precisión de sus predicciones sobre la disposición a pagar de los consumidores siguiendo su comportamiento de navegación en sitios como Rotten Tomatoes o Wikipedia. Este tipo de discriminación ya se usa en algunos contextos. En un caso controvertido, la agencia de viajes *online* Orbitz admitió haber mostrado a los usuarios de Mac (cuya disposición a pagar se había estimado aproximadamente un 30 por 100 mayor) hoteles más caros (4).

Este trabajo se centrará en el papel que la adquisición de información juega en los precios que se ofertan a los consumidores. Según revela el ejemplo precedente, cuando las empresas se sirven de la información que poseen del consumidor se suscitan implicaciones éticas que van más allá de los precios y del excedente del consumidor. Esto es particularmente relevante por cuanto algunos estudios sugieren que la ingente información sobre los usuarios disponible en Internet prácticamente podría despojarles de privacidad. En un influyente artículo, Acquisti y Gross (2009) concluyen que, combinando datos oficiales públicamente accesibles con la información de la fecha de nacimiento suministrada por los *data brokers*, puede averiguarse el número de Seguridad Social de cualquier residente estadounidense con un pequeño margen de error (5).

La creciente dimensión de los sistemas de discriminación de precios *online* ha generado una explosión de la literatura económica dedicada a estudiar sus implicaciones para las empresas, los consumidores y el bienestar social en general. En este artículo se analizan algunas de sus principales contribuciones. Partimos de la literatura clásica que analiza el efecto de la discriminación de precios en contextos en los que los vendedores tienen información exógena sobre los consumidores. A continuación, examinamos los incentivos de las empresas para recopilar información del consumidor, y de los consumidores para ceder su privacidad a cambio de productos mejores o más personalizados (6).

II. ¿CÓMO UTILIZAN LA INFORMACIÓN SOBRE EL CONSUMIDOR LAS EMPRESAS?

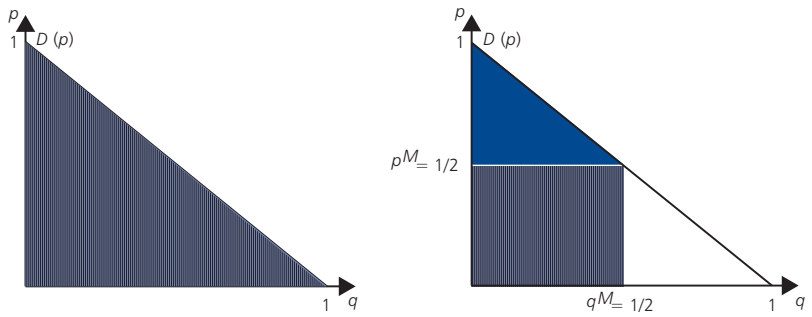
En la actualidad, nos parece lógico que las empresas recopilen información sobre nosotros y que quieran conocer nuestras preferencias y disposición a pagar por sus productos. Charles Duhigg, en *The New York Times*, relató en 2012 una historia sobre el uso que la cadena de tiendas Target hacía de esta información. Puso como ejemplo la forma en la que se utilizaba datos de compras anteriores para predecir si una mujer estaba embarazada y hacerle llegar cupones y ofertas acordes con su nuevo estado. Como explicaba el artículo, es más probable actuar en los clientes para influir en su decisión de compra cuando atraviesan cambios vitales y alterar sus rutinas. Identificar ese cambio en el momento oportuno reviste una importancia fundamental para estas empresas.

En general, un vendedor local como el descrito en la sección anterior que tuviera información perfecta sobre todos y cada uno de los consumidores que entrasen en su tienda podría establecer un precio que coincidiera exactamente con la disposición a pagar de cada uno de ellos (siempre que tal valoración superase al coste). Dicho de otro modo, un consumidor que otorgase una valoración v superior al coste c a, como máximo, una unidad de un determinado bien se enfrentaría a un precio $p = v$. Así, se serviría a todos los consumidores que valorasen el bien por encima de su coste, de forma que se agotarían todas las ganancias del intercambio y se alcanzaría un resultado eficiente.

Este resultado de eficiencia contrasta con la situación en la que el vendedor no tiene información sobre los consumidores y se ve obligado a cobrar el mismo precio a todos ellos. Si, por simplicidad, suponemos un coste $c = 0$ y los consumidores se distribuyen uniformemente entre 0 y 1, el precio que maximiza el beneficio del vendedor es igual a 1/2. Este precio es inferior a la

GRÁFICO 1

EXCEDENTE DEL CONSUMIDOR (ÁREA AZUL) Y BENEFICIO DE LA EMPRESA (ÁREA GRIS) CON PRECIOS PERSONALIZADOS (IZQUIERDA) Y CON PRECIO ÚNICO DE MONOPOLIO (DERECHA)



valoración que otorga al bien la mitad de los consumidores y superior a la valoración que le otorga la otra mitad. Las implicaciones de un precio único para los dos tipos de consumidores no podrían ser más diferentes. Para la mitad cuya valoración es mayor que 1/2, la transacción se produce exactamente como en la situación en la que la empresa tiene información plena. La única diferencia, claro está, es que estos consumidores se benefician de un precio más bajo. La otra mitad resulta perjudicada por el hecho de que el vendedor ignora su menor valoración y algunas ganancias del intercambio no se materializarán. Esta ineficiencia es la conocida pérdida irrecuperable (*dead-weight loss*) derivada del poder de mercado. Ambos resultados se reflejan en el gráfico 1.

Está claro que en este caso cuanta más información posea el vendedor, más precisas serán las decisiones de compra y menor la pérdida irrecuperable de eficiencia. Por supuesto, las implicaciones diferirán para consumidores y empresa. Los primeros, saldrán perdiendo con la discriminación de precios. El vendedor extraerá todo el excedente de los consumidores con una valoración baja que en otro caso no comprarían y, por tanto, no ganan ni pierden con los precios personalizados. Sin embargo, los consumidores cuya valoración es mayor a buen seguro saldrán perdiendo, ya que los precios personalizados permiten al vendedor fijar precios más altos para el bien. Siendo así, el vendedor siempre saldrá beneficiado con precios personalizados.

Se trata de una intuición clásica de la literatura microeconómica, según la cual la discriminación de precios tiene un efecto general positivo sobre el bienestar y los beneficios de la empresa aun cuando perjudique a los consumidores. Este resultado también permite entrever los incentivos de los consumidores a proteger su privacidad y obstaculizar los intentos de la empresa por conocer sus preferencias y disposición a pagar. Estos incentivos se examinarán más adelante.

En realidad, un minorista grande como *Target* tiene información imperfecta sobre las preferencias del consumidor. Para incorporar esta situación, enriqueceremos el marco básico anterior suponiendo ahora que el vendedor se enfrenta a dos tipos de consumidores. Supongamos que el monopolista solo conoce la valoración de una proporción β de estos consumidores y que no tiene información sobre el resto. Esto significa que la empresa puede ahora publicar un precio P, conocido por todos los consumidores. Ahora bien, puesto que tiene información adicional sobre un subconjunto de ellos, puede también ofrecer un precio personalizado para este grupo, que denotaremos $p(v)$. Para que este precio sea relevante para aquellos consumidores de quienes tiene información ha de cumplirse que $p(v) < p$. Este tipo de estructura es consistente, por ejemplo, con un minorista que fije un precio y ofrezca cupones o descuentos personalizados asociados al uso de una tarjeta de fidelización (7).

A primera vista, que el monopolista conozca las preferencias y la utilice para ofrecer descuentos beneficiaría a los consumidores. Pero esta conclusión sería engañosa, ya que los consumidores cuya valoración se conoce no se beneficiarían de tal descuento. En concreto, aquéllos con una valoración mayor que p no pagarán un precio personalizado mayor que p, y aquéllos con una valoración menor se enfrentarán a un precio $p(v) = v$ que extrae todo su excedente. Además, el precio que el monopolista establecerá para el consumidor general aumenta con la proporción β de consumidores cuya valoración se conoce. Este resultado se basa en la intuición siguiente. Cuando el monopolista no tiene información sobre preferencias, el coste de aumentar el precio es

la pérdida de consumidores con valoración baja que no comprarán. El hecho de que el monopolista conozca la valoración de algunos de estos consumidores mitiga este coste, ya que también llegará a ellos a través de descuentos.

En concreto, el precio general óptimo es ahora $p^* = \frac{1}{2-\beta}$, siempre superior al precio de monopolio anterior, 1/2. De hecho, este caso da pie a las dos situaciones antes examinadas. Cuando $\beta = 0$, el precio es 1/2; cuando $\beta = 1$, el precio es 1 y todos los consumidores compran al precio personalizado. Por las mismas razones que antes, cuanto mayor sea β menor será el excedente del consumidor y más eficiente será la asignación final (8).

Lo expuesto es consistente con los comerciantes minoristas con tiendas físicas que publican precios observables por todos los consumidores. Los minoristas con tiendas virtuales, en cambio, ofrecen un precio único a cada visitante en función de la información de que disponen, utilizando dispositivos de rastreo como las *cookies* del navegador. Este es el caso analizado en Belleflamme y Vergote (2016), en el que el monopolista cobra el precio normal de monopolio de 1/2 a los consumidores de quienes no tiene información y un precio personalizado $p(v) = v$ a aquéllos cuya valoración conoce. Adviértase que en este caso los consumidores de quienes tiene información disfrutan de un trato más favorable, mientras que aquellos consumidores de quienes conoce su valoración alta no tienen acceso al precio general y se enfrentan a peores condiciones. Con todo, también en este caso es válida la conclusión general de que más información sobre preferencias beneficia al monopolista y perjudica a los consumidores (9).

La comparación de ambos casos, que hemos ejemplificado como la diferencia entre tiendas físicas y virtuales, indica que el monopolista estará en mejor situación cuando el precio general no esté disponible para todos los consumidores, ya que esto le permitirá «descremar» el segmento de consumidores de quienes tiene información. Por la misma lógica, estos últimos estarán peor en ese caso, mientras que aquéllos de quienes no tiene información se enfrentarán a un precio general más bajo y saldrán beneficiados. Como resultado, cuando no existe un precio general para todos los consumidores, el efecto agregado es de un aumento del excedente del consumidor. Por tanto, el bienestar social también será mayor en ese caso. Se trata de un resultado sorprendente, ya que ofrecer a los consumidores más oportunidades de elección aparentemente debería beneficiarlos. Sin embargo, esta conclusión no anticipa el hecho que, como se verá a lo largo de este trabajo, la empresa responde a su menor capacidad discriminante elevando el precio general y, con ello, se reducirán el bienestar social y el de los consumidores.

Es importante mencionar que el análisis precedente, centrado en los precios, hace abstracción de una circunstancia importante se hace posible la identificación de las preferencias del consumidor. Como señala Varian (1997), las empresas que poseen esta información pueden personalizar no solo el precio, sino también las características de los productos ofertados, lo que afinaría el encaje de la oferta con los intereses del consumidor y les permitiría generar ganancias adicionales.

III. INFORMACIÓN SOBRE EL CONSUMIDOR Y COMPETENCIA

Lo expuesto anteriormente supone la presencia de una única empresa, un monopolista, que es precio-determinante y discriminante. En este contexto el mensaje es claro: la discriminación de precios perjudica a los consumidores, pero aumenta la cantidad intercambiada y el excedente social. Como mostraremos a continuación, introducir competencia entre vendedores podría invertir el resultado y la discriminación de precios podría beneficiar a los consumidores.

Consideramos ahora una situación en la que dos empresas compiten por atraer consumidores, y comparamos el caso en el que conocen la disposición de éstos a pagar con otro en el que no la conocen. Este problema se analiza en Thisse y Vives (1988) en un contexto en el que las empresas venden productos relacionados pero diferentes. En particular, los autores se basan en el conocido modelo de ciudad lineal. En este modelo, las empresas se ubican en los extremos de una línea de longitud 1 y los consumidores se ubican uniformemente a lo largo de la línea. Esta ubicación, denotada como x, refleja el gusto por las características del producto. Un consumidor ubicado en x que compre de la empresa 1 (ubicada en 0) obtiene una utilidad de $v - tx - p_1$, donde v es el valor del producto por sí mismo, t es la desutilidad que entraña comprar una variedad que no sea la más preferida, y p_1 es el precio establecido por la empresa. Si el consumidor com-

pra de la empresa 2, la utilidad se convierte en $v - t(1 - x) - p_2$. Las empresas fijan los precios de forma simultánea. Por simplicidad, suponemos que las empresas no incurren en costes de producción y que v es suficientemente grande como para que los consumidores siempre deseen comprar uno de los productos.

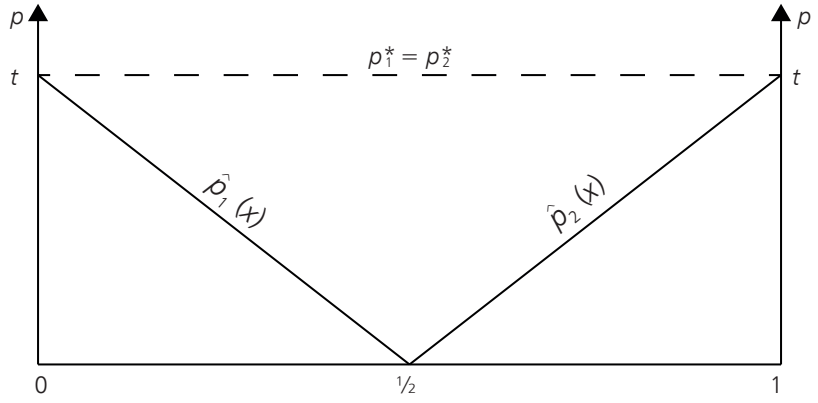
Como es norma en la literatura, si las empresas no tienen información sobre los consumidores elegirán un precio $p_1^* = p_2^* = t$. Los consumidores ubicados a la izquierda de 1/2 comprarán de la empresa 1 y los ubicados a su derecha, de la empresa 2. Cuanto mayor sea la importancia del emparejamiento entre los atributos del producto y las preferencias del consumidor, es decir, cuanto mayor sea t, mayor será el poder de mercado sobre los agentes próximos a una empresa y mayor será el precio. Como cabía esperar, los consumidores más cercanos a cada empresa obtendrán una utilidad mayor, ya que incurrirán en menores costes de desplazamiento.

Si, en cambio, las empresas conocen perfectamente las preferencias del consumidor, que en este caso equivale a conocer su ubicación, los resultados cambian de forma espectacular. En particular, cada consumidor se enfrentará a un precio diferente dependiendo de su ubicación. En cierto sentido, cada consumidor es un mercado. Sea, por ejemplo, un consumidor ubicado en $X < ½$, de modo que tenga preferencia por la empresa 1. En este caso, esta empresa siempre podrá igualar el trato ofrecido por el competidor y atraer al consumidor con una ganancia. La competencia entre estas empresas llevará el precio de la empresa 2 a 0 y la empresa 1 cobrará al consumidor una prima igual al ahorro de costes de desplazamiento por comprar su producto. Este resultado implica que la empresa 1 cobrará a los consumidores situados a la izquierda de 1/2 un precio $\hat{p}_1(x) = t(1 - 2x)$ y cuando $x > ½$ el precio será cero (véase gráfico 2). De forma simétrica, la empresa 2 cobrará un precio $\hat{p}_2(x) = t(2x - 1)$ a los consumidores con $x > ½$ y 0 al resto. La comparación con el caso anterior apunta a que los consumidores pagarán un precio más bajo cuando las empresas conocen sus preferencias. El motivo es que, en el primer caso, las empresas compensan las menores ventas con la posibilidad de cobrar un precio más alto a los clientes más fidelizados. Sin embargo, con precios personalizados esta compensación no existe. Las empresas pueden ampliar su mercado ofreciendo precios más bajos a clientes adicionales sin sacrificar las ganancias de los clientes fidelizados, lo que fomenta la competencia y en último término beneficia a los consumidores. Curiosamente, este resultado también significa que los consumidores más próximos al centro de la línea se benefician hasta tal punto de la competencia que obtienen una utilidad mayor que aquéllos ubicados en los extremos, y ello pese a comprar un producto más alejado de aquél por el que tienen preferencia.

El modelo anterior constituye un ejemplo extremo de los efectos de la competencia. Taylor y Wagman (2014) muestran que en otros modelos los resultados son más matizados e identifican dos efectos negativos. El primero es que, en la medida en que la competencia reduce los beneficios de la empresa, el número de empresas que entran en el mercado y las variedades correspondientes podrían verse reducidas (10). Como resultado, en un régimen de discriminación de precios algunos consumidores pueden acabar pagando más y comprando un producto menos ajustado a sus preferencias. El segundo efecto aparece cuando los consumidores difieren en su

GRÁFICO 2

PRECIOS EN LA CIUDAD LINEAL CUANDO LAS EMPRESAS NO DIFERENCIAN LAS VALORACIONES DEL CONSUMIDOR (LÍNEA DE PUNTOS) Y CUANDO PUEDEN DETERMINAR UN PRECIO PERSONALIZADO



disposición a pagar por la calidad. Aquí es fácil ver que, con un precio uniforme, los consumidores que otorgan al bien una valoración alta se benefician del interés de la empresa por vender también a los consumidores cuya valoración del bien es menor. Cuando cabe discriminación de precios y se identifica una mayor disposición a pagar, los consumidores se enfrentan a precios más altos.

Ahora bien, la principal conclusión de este análisis es que las implicaciones de conocer la disposición de los consumidores a pagar dependen de si las fuerzas de la competencia predominan sobre la mayor capacidad de apropiarse del excedente de los consumidores en virtud de los precios individualizados, ilustrada en el examen previo del régimen de monopolio. Una característica común de los modelos con diferenciación de producto como la ciudad lineal es que la empresa que vende el bien que atrae menos al consumidor compensa esta deficiencia reduciendo el precio de equilibrio, beneficiando a ese consumidor. Cuando no existe este efecto y la disposición del consumidor a pagar afecta a las empresas de manera similar, la fuerza competitiva mengua. Para ilustrar este punto, Taylor y Wagman (2014) resuelven un modelo en el que los consumidores compran múltiples unidades del mismo bien y la información privada no afecta a la ventaja relativa de cada empresa, sino que, en su lugar, determina la cantidad de unidades que los consumidores estarán dispuestos a comprar. El comportamiento de este modelo es similar al del caso de monopolio, y la discriminación de precios beneficia a las empresas, pero perjudica a los consumidores (11).

IV. PRIVACIDAD Y DISCRIMINACIÓN DE PRECIOS

El análisis anterior deja claro que los consumidores tienen a menudo incentivos para ocultar información sobre sus preferencias. Los turistas que visitan un bazar pretenden no estar interesados en el bien que están a punto de comprar. Los usuarios en línea pueden eliminar las *cookies* de su navegador si creen que su identificación les expondrá a precios más altos. No obstante, es improbable que esta práctica común tenga éxito, ya que los consumidores que no revelan su disposición a pagar se identifican por esa misma razón como de valoración alta, ya que de haber sido menor su valoración habrían estado ansiosos por revelarla.

Para ilustrar este punto volvemos al modelo de la sección dedicada al monopolio, según se discute en Acquisti, Taylor y Wagman (2016). Sea un monopolista sin información sobre los consumidores que ofrece un pago r para inducir a los consumidores a revelar su disposición a pagar (por ejemplo, un servicio gratuito). Supongamos que esta información puede revelarse de una manera verificable. En este caso, los consumidores afrontan una disyuntiva: si revelan su información, recibirán un precio personalizado y no obtendrán ningún excedente salvo r; si no hacen disponible esta información, recibirán un precio genérico que podría ser mayor que su disposición a pagar.

Este modelo ofrece un resultado sorprendente. En el equilibrio, el monopolista ofrece un pago r que es prácticamente 0 y todos los consumidores deciden ceder su información privada. Este resultado se basa en el principio de «revelación total» (*unraveling*) clásico de Milgrom (1981) y Grossman (1981), cuya lógica se expone a continuación. Si se parte de que los consumidores esperan un cierto precio general p, aquéllos cuya disposición a pagar sea inferior a p divulgarán voluntariamente esta información a cambio del pago r, ya que no se benefician por la compra del bien. El monopolista infiere de estas decisiones que la valoración de los consumidores de quienes no tiene información estará comprendida entre p y 1. Anticipando este resultado, la empresa establecerá un precio general superior a p que inducirá a los consumidores cuya valoración sea superior al mismo a revelar también su información. Este proceso de revelación conduce a un precio general de 1 e incentiva que todos los consumidores revelen su disposición a pagar para cualquier valor positivo de r. De este modo, el monopolista maximizará el beneficio al reducir este pago prácticamente a 0.

El ejemplo anterior ilustra una situación que no permite a los consumidores sacar partido del control sobre su información. En la misma línea, Belleflamme y Vergote (2016) muestran que el acceso a una tecnología que impida a las empresas conocer las preferencias de los consumidores puede ir en detrimento del bienestar de éstos. Según lo expuesto antes, en ese modelo el monopolista rastrea a los consumidores con una cierta probabilidad y, si tiene éxito, les ofrece un precio igual a su valoración. En caso contrario, éstos se enfrentarán a un precio genérico. Esta diferencia motiva a los consumidores con una valoración alta a adquirir una tecnología de ocultación (por ejemplo, una aplicación que elimine *cookies* y borre el his-

torial de navegación), ya que esto les facilitaría acceder al precio genérico. El monopolista anticipa este comportamiento y, para desalentarlo, eleva el precio genérico, tornando inútil la tecnología de ocultación para un porcentaje mayor de consumidores y perjudicando a quienes nunca pudieron identificarse. Como resultado, disminuye la cantidad vendida y se reduce el excedente total. Los consumidores podrían salir perdiendo en conjunto, ya que quienes usan la tecnología de rastreo pueden pagar un precio menor, pero un elevado porcentaje de los consumidores se enfrentará a un precio mayor.

La conclusión común de estos modelos es que, aun cuando los consumidores individuales se benefician de no divulgar información sobre sus preferencias, el efecto sobre el precio final de las estrategias que impiden que la empresa aprenda puede ser contraproducente.

Este efecto negativo se extiende a entornos dinámicos en los que los consumidores toman decisiones de compra repetidas a lo largo del tiempo y, de estas elecciones, las empresas aprenden sobre su disposición a pagar. Los consumidores, al advertir ese efecto, pueden modificar estratégicamente su decisión de compra para pretender que tienen una valoración menor. Estas acciones son muy similares a la adquisición de una tecnología de ocultación, ya que solo las utilizarán quienes tengan una valoración alta. De manera similar a lo descrito en modelos ya examinados, cuando las empresas anticipan este comportamiento elevarán sus precios futuros y perjudicarán a los consumidores.

Para ilustrar este punto, considérese el modelo de dos períodos que analizan Acquisti y Varian (2005). En él un vendedor puede determinar el precio del bien en dos fases. Un consumidor único tiene una valoración constante en el tiempo que podrá ser alta v_H o bien baja v_L, con probabilidades π y $1 - \pi$, respectivamente. Al ser la valoración del consumidor constante, el monopolista puede utilizar el precio del período inicial para conocer su valoración y condicionar el precio del segundo período al comportamiento en el primero. Para analizar el efecto de esta estrategia, supondremos primero que el consumidor tiene miopía temporal, de forma que no prevé que la primera decisión de compra pueda utilizarse para extraer su excedente en el futuro una vez que se conozca su valoración y se le ofrezca un precio personalizado. En tal caso, si la probabilidad de que el consumidor tenga una valoración alta es suficientemente alta, $\pi > \frac{v_L}{2v_H - v_L}$, lo óptimo es cobrar un precio alto $p_1 = v_H$ en el primer período, de forma que únicamente comprará el consumidor de valoración alta, que habría revelado de ese modo tal disposición a comprar. El monopolista establecería entonces en el segundo período un precio igual a la valoración de tal consumidor, que sería $p_2 = v_H$ si el consumidor compró en el primer período y $p_2 = v_L$ si no lo hizo (porque su valoración era baja).

Por supuesto, un consumidor sofisticado anticipará esta estratagema. Si la valoración es alta, comprar en el primer período transmite una información conducente a un precio alto en el segundo período. Fingir ser un consumidor de valoración baja implica no comprar en el primer período con miras a obtener un precio bajo en el segundo. Este mecanismo refleja el clásico «efecto trinquete» (*ratchet effect*) descrito en Freixas, Guesnerie y Tirole (1985). Si la empresa quiere evitar esta distorsión en la información inicial tendrá que reducir el precio del primer período. Acquisti y Varian (2005) muestran que las ganancias de hacerlo así serían menores que si la empresa renunciase a discriminar en precio y cobrase siempre uno que fuera o bien igual a v_L, de forma que el consumidor siempre comprase, o bien igual a v_H, excluyéndose a los consumidores de valoración baja.

Ambos escenarios son, en cierto modo, extremos. Cuando el monopolista se enfrenta a un conjunto de consumidores, algunos de ellos sofisticados y otros miopes, el condicionamiento de las ventas a decisiones anteriores normalmente será óptimo (véase también Taylor, 2004). Este tipo de estrategia podría ser también óptima por otras razones. Por ejemplo, pueden diseñarse productos ajustados a ciertas características del consumidor aprendidas de compras anteriores. Los consumidores podrían entonces anticipar que la revelación de su valoración podría conllevar un efecto positivo que podría más que compensar el precio más alto al que se enfrentarán.

Fudenberg y Tirole (2000) revelan otro efecto del condicionamiento en compras anteriores. Al revés que en la configuración anterior, examinan un entorno en el que dos empresas compiten ofreciendo productos diferenciados a los mismos consumidores en dos períodos. Estos consumidores tienen, como en la ciudad lineal, preferencia por uno de esos productos y en cada período toman una decisión de compra. En el segundo período, las empresas determinan el

precio para su producto atendiendo a si el cliente es o no un consumidor recurrente (si lo es, entienden que su valoración del bien probablemente sea alta). En consecuencia, en el segundo período la empresa cobrará un precio diferente a los clientes leales, que han indicado con su decisión previa tener una valoración alta del bien, y un precio bajo a los clientes que busca arrebatar a la otra empresa. Los autores muestran que esta agresiva estrategia de fijación de precios en el segundo período conduce a un cambio ineficiente. Los consumidores que prefirieron uno de los productos serán atraídos por la empresa competidora al ofrecérseles una buena oferta. Este efecto realimentaría precios más altos en el primer período, ya que cada empresa prevé que atraer consumidores es menos rentable que si el precio no hubiera de depender de ventas anteriores. La razón es que los consumidores con una preferencia débil por su producto serán captados por la otra empresa en el segundo período. Esta estrategia tiene implicaciones negativas para el bienestar total debido a la mala asignación de consumidores entre las empresas por el trasvase ineficiente de la una a la otra.

La discusión precedente hace abstracción del aprendizaje sobre preferencias del consumidor que puede producirse con el tiempo y que hemos destacado en secciones anteriores. Las empresas aprenden de los consumidores que compraron en el primer período, obteniendo una información que puede permitirles practicar una futura discriminación de precios. Esta característica es importante, porque arrebatar clientes se basa en el hecho de que la empresa que atrajo a los consumidores en el primer período no podrá retenerlos con un futuro descuento en el precio, cuando el competidor está ofreciendo un mejor trato. Con precios personalizados, cabe tal descuento sin poner en riesgo los beneficios que obtiene de clientes leales. Choe, King y Matsushima (2016) estudian tal modelo y muestran que, a medida que el robo de clientes pierde efectividad, se intensifica la competencia por atraer clientes en el primer período, reduciéndose los precios iniciales.

El robo de clientes también puede verse dificultado cuando las empresas utilizan la información obtenida de sus consumidores para ofertarles servicios adicionales o adaptar los productos a sus preferencias, en la línea examinada en Varian (1997). Zhang (2011) estudia este problema ampliando el modelo en Fudenberg y Tirole (2000), de forma que las empresas elijan no solo precios, sino también diseños (o, en el modelo, ubicaciones). Si bien cada empresa ofrece un diseño único en el primer período, en el segundo puede ofrecer otro diferente a los nuevos clientes. Cuando cabe segmentar el mercado (es decir, cuando puede evitarse que los clientes que repiten accedan al diseño dirigido a los nuevos clientes) lo óptimo es ofrecer dos diseños. Cuando la segmentación no es factible, ofrecer dos diseños no conduce a un equilibrio, ya que las empresas prevén que conduciría a más competencia y menores beneficios, por razones similares a las expuestas en Thisse y Vives (1988). Cuando existe segmentación, cada empresa ofrece un segundo diseño más ajustado a las preferencias de los nuevos clientes, induciéndoles a pasarse a su empresa. De este modo, en el equilibrio, los clientes con una preferencia débil por el producto que compraron en el primer período se cambiarán al otro. Sin embargo, a diferencia de Fudenberg y Tirole (2000), este cambio es eficiente, ya que los consumidores compran un nuevo diseño más ajustado a sus preferencias que el original (12).

Concluimos la sección con un examen de cómo la competencia configura los incentivos para que los consumidores renuncien a su privacidad y faciliten información sobre sus preferencias más allá de sus compras anteriores. Considérese el caso de un consumidor que no está seguro de cuál es su producto preferido (p. ej., un nuevo teléfono inteligente), pero que puede dedicar un tiempo a investigar por Internet las ofertas de los minoristas. A través de su historial de navegación, los vendedores en línea acaban conociendo también sus preferencias. Cuanto más tiempo pase en línea el consumidor, más precisa será la composición que se harán el comprador y los vendedores, mejorando el emparejamiento entre las preferencias del consumidor y el producto final. Este tipo de problema puede encuadrarse en la configuración descrita en Ganuza (2004), que considera una ciudad circular en la que *N* empresas simétricas están situadas a la misma distancia unas de otras. Cada ubicación significa un diseño especializado para el producto. El consumidor tiene preferencias normales que disminuyen linealmente con la distancia entre su producto preferido y la ubicación del diseño elegido. La información recopilada por la empresa a partir de la actividad en Internet del consumidor se traduce en una señal pública sobre el producto ideal del consumidor. La secuencia temporal del juego es la siguiente. Primero, el consumidor decide cuánta información desea

adquirir; luego, ésta se filtra a las empresas del mercado. La señal pública se observa y las empresas presentan ofertas de diseños y precios al consumidor. Este toma la decisión de compra y, con ello, se materializan los pagos del juego.

Este modelo muestra que facilitar información implica una relación de intercambio (*trade off*) interesante. Modelos como el presentado en Thisse y Vives (1988) muestran que la empresa cuyo diseño se ajuste mejor a la señal pública percibida tendrá una ventaja sobre la competencia y será la que logre realizar una venta al consumidor. Las otras empresas fijarán el precio en el nivel del coste marginal, y el margen que obtendrá el ganador será la diferencia en el coste de transporte entre la ubicación del diseño mejor ajustado y la del segundo mejor ajustado. Cuanto más tiempo pase el consumidor en línea y más precisa sea la información que revele, más se ajustará su decisión de compra a la ideal, mejorándose la eficiencia. Ahora bien, más información también otorga más poder de mercado a la empresa cuyo diseño más se ajuste a la señal percibida, lo que aumenta sus rentas. Estas dos fuerzas crean una relación de intercambio. La lógica sería la siguiente. En el supuesto de que no existiera información, tanto el consumidor como todas las empresas se comportarían como si el bien fuera homogéneo, ya que todos los productos tendrían igual probabilidad de ser el preferido. En ese caso, el precio se igualaría al coste marginal, pero la asignación final podría ser muy ineficiente. La probabilidad de elegir el diseño correcto sería $1/N$. En el supuesto de que existiera información perfecta, la asignación sería plenamente eficiente y la empresa que más se acercara tendría la mayor ventaja competitiva. Y, en el supuesto de una cantidad de información más o menos intermedia, la segunda empresa más próxima también tendría una probabilidad significativa de ser la preferida, por lo que la diferencia en términos de utilidad esperada de estos diseños también sería menor. En ese caso disminuirían asimismo las rentas informacionales, al igual que la eficiencia en la asignación.

Por último, esta relación de intercambio varía con el número de empresas. Una mayor competencia reduce las rentas informacionales y brinda al consumidor más posibilidades de encontrar un mejor emparejamiento. Como resultado, el consumidor proporcionará más información, aumentando con ello el bienestar social. Esta conclusión contrasta con el caso del vendedor monopolista, en el que los consumidores anticipaban que la información que facilitasen se utilizaría para arrebatarles sus rentas. En otras palabras, la competencia mitiga las preocupaciones de los consumidores en materia de privacidad.

V. LA VENTA DE INFORMACIÓN SOBRE EL CONSUMIDOR

Los minoristas *online* obtienen información sobre los consumidores a partir de sus compras anteriores y su historial de navegación, según se ha explicado. Esta información representa un activo valioso de cara a comprender las preferencias de los consumidores y personalizar los precios. Ahora bien, las empresas minoristas no son las únicas que organizan y analizan este tipo de información. Los intermediarios de datos (*data brokers*), como Teradata y Acxiom, reúnen y venden a los minoristas información adicional que podría complementar sus propios datos para diseñar ofertas personalizadas y más eficientes de precios y productos.

Las plataformas *online* también recopilan información. El uso del motor de búsqueda u otros servicios permite a Google aprender sobre los hábitos e intereses de los consumidores. El tiempo que los usuarios pasan en Facebook y su interacción con otros usuarios proporcionan información sobre sus preferencias a esa plataforma. Y las plataformas se sirven de esa información para perfilar las campañas publicitarias de sus clientes (13).

Tanto si se vende como si se mantiene dentro de la empresa para prestar sus propios servicios, la información se ha convertido en una mercancía valiosa en la economía digital. Las empresas comercian directamente con ella o a través de servicios, como anuncios, en los que se incrusta. Se trata de un mercado complejo en el que algunas empresas, como los minoristas, están en el lado de la demanda. Los internautas, que venden información personal, normalmente a cambio de servicios gratuitos o subsidiados, están sin duda en el lado de la oferta. Sin embargo, las plataformas y los *data brokers* pueden estar en ambos lados en la medida en que adquieren información que se utiliza para vender servicios a los minoristas.

La existencia de este mercado de información puede, en teoría, contribuir a asignar los datos al usuario que más los valore. Al ser el debate sobre la privacidad

también un debate sobre los derechos de propiedad sobre la información del consumidor, autores como Noam (1997) sugieren que los fundamentos del Teorema de Coase deberían aplicarse también a estos mercados. Es decir, que la privacidad del consumidor estará protegida cuando los usuarios la valoren más que las empresas que están dispuestas a aplicarla para discriminar precios. Con esta lógica, la forma en que los derechos de propiedad se asignan entre los consumidores y empresas tan solo afecta a cómo se repartirá el excedente de su interacción, no a qué parte terminará controlando la información.

Otra salvaguarda del argumento anterior es que, para que la lógica del Teorema de Coase sea aplicable, los costes de transacción han de ser bajos. En la actualidad, sin embargo, los consumidores no suelen gestionar activamente la información que ceden a todas las empresas con las que interactúan a diario, ya que el coste de hacerlo es muy alto comparado con la ventaja individual que cada usuario espera obtener. Al ser altos estos costes, e importantes a menudo los requisitos de información, los consumidores se tornan precioaceptantes en muchas ofertas y suelen acabar intercambiando su privacidad por un servicio cuyo precio es cero (14).

Debido a estas fricciones, los reguladores pueden considerar óptimo agregar las preferencias de los consumidores y actuar en su nombre, minimizando como resultado los costes de transacción. Shy y Stenbacka (2016), en uno de los pocos artículos que aborda cómo debería regularse la privacidad, analizan una configuración en la que los consumidores tienen tanto valoraciones heterogéneas del producto como preferencia por una de las dos empresas del mercado. Habiendo comprado los consumidores al azar de una de ellas en el pasado, ésta conoce esta valoración. Los autores analizan tres posibles regímenes regulatorios. En el primero, un régimen sin privacidad, no existe protección y ambas empresas recopilan y comparten libremente información sobre sus clientes. El segundo brinda una privacidad débil: las empresas pueden utilizar su información de ventas anteriores para personalizar precios, pero no tienen acceso a la información del competidor sobre la disposición a pagar de los consumidores. Y, por último, un régimen de privacidad estricta, en el que las empresas no pueden ofrecer precios diferentes a sus consumidores anteriores, aunque sí tratar de arrebatar clientes al competidor ofreciendo un precio más bajo.

El artículo muestra que el régimen sin privacidad, en tanto que implica que ambas empresas tienen información sobre todos los consumidores, nunca se dará al equilibrio, pues entrañaría una fuerte competencia, según analizamos en el contexto de modelos anteriores. En el otro extremo, la privacidad estricta, en la medida en que no permite a las empresas aplicar distintos precios a los consumidores en función de su valoración, minorará los beneficios de la empresa. El régimen de privacidad débil, un compromiso entre discriminación de precios y competencia, favorece la rentabilidad de la empresa.

Por el contrario, el bienestar suele aumentar a medida que lo hace la privacidad. Así se infiere del hecho de que, a diferencia del resultado en Thisse y Vives (1988), los consumidores incurren en costes por el hecho de cambiar y comprar de otra empresa. Cuando las empresas pueden condicionar al consumidor aprovechando la valoración de éste, siempre pueden ineficientemente retener a consumidores mal emparejados. Sin embargo, un régimen de privacidad estricta fomenta los intentos de arrebatar clientes, ya que las empresas no pueden discriminar entre sus propios consumidores. Esta competencia entre empresas no solo genera precios más bajos sino que mejora el emparejamiento, alineando el bienestar del consumidor con el bienestar total.

Los mecanismos de mercado pueden también dificultar la asignación eficiente de la información del consumidor entre las empresas, aun dejando de lado los costes de transacción asociados a la manera de gestionar la privacidad del consumidor entre los consumidores y las empresas. La razón de este resultado es, como de costumbre, la existencia de poder de mercado. Los *data brokers* pueden considerar óptimo no vender la información a todas las empresas presentes en el mercado, ya que esto reduce la competencia y eleva la disposición a pagar de los compradores. Este punto se enfatiza en Braulin y Valletti (2016), que presentan un modelo en el que un *data broker* monopolista debe decidir a cuántas empresas, competidoras en el mercado final, venderá la información. En concreto, considera el caso de dos empresas que venden un producto de calidad diferenciada. Los consumidores difieren en su valoración de la calidad, y una mayor calidad va asociada a un mayor coste. Con este supuesto, solo los consumidores con una valoración alta deberían comprar el producto de alta calidad. Los autores muestran

que, si ambas empresas tienen información, la asignación será eficiente. Sin embargo, y en la línea del resultado de Thisse y Vives (1988), también muestran que en ese caso la competencia se volverá feroz y, por lo tanto, la disposición a pagar por la información será baja. En cambio, si solo una empresa compra la información y puede ofrecer precios personalizados, la competencia es más débil y puede extraerse más excedente del consumidor. En equilibrio, el *data broker* venderá a una sola empresa, lo que significa que el excedente del productor aumentará a expensas de un resultado menos eficiente. Si la empresa de alta (baja) calidad obtiene la información, un número muy alto (muy bajo) de consumidores comprarán el producto de alta calidad. Esta intuición va más allá de la configuración específica de este modelo, la diferenciación vertical, y surge en otros contextos con competencia entre los situados más abajo donde, como en la ciudad lineal (véase Montes, Sand-Zantman y Valletti, 2015), cuantas más empresas tengan acceso a la información menor será su rentabilidad (15).

Los modelos precedentes reflejan los incentivos para que las empresas recopilen y vendan datos directamente a los minoristas. Sin embargo, el modelo de negocio de las plataformas *online*, más que implicar la venta de los datos que reúnen, consiste en proporcionar un canal para que las empresas lleguen a los consumidores. Estas plataformas adquieren espacio *online* en periódicos, blogs u otras páginas que utilizan para mostrar anuncios publicitarios de los productos de sus clientes. El consumidor, al visitar esos sitios de Internet, queda expuesto a recibir anuncios personalizados. Cuanto mejor sea la información de que disponga el intermediario sobre las características de ese usuario, más preciso será el emparejamiento y más relevantes los anuncios mostrados. Estos intermediarios pueden comprar la información a *data brokers* o adquirirla directamente proporcionando servicios gratuitos a los consumidores, como hacen Google y Facebook.

La base del modelo de negocio de estas plataformas es constituirse en el centro del mercado, cotizando precios a ambos grupos con miras a casar la oferta de atención del consumidor con la demanda de servicios de publicidad. Las plataformas suelen explotar este mercado organizando subastas. En primer lugar, deciden cuánta información proporcionarán a los anunciantes sobre las características de los consumidores y las empresas pujarán por que se muestren sus anuncios. Intuitivamente, este sistema funciona bien. Primero, el anunciante que esté dispuesto a pagar más para llegar a un determinado grupo de consumidores, y que tenga más probabilidades de ganar la subasta, también es aquél cuyo producto presenta un mejor emparejamiento con ese grupo de consumidores. Segundo, los anunciantes solo pagan cuando ese emparejamiento es bueno, lo que hace más eficaz la inversión (16). Al mismo tiempo, al ofrecerse a los consumidores información más pertinente sobre productos que podrían ajustarse mejor a sus necesidades, la desutilidad asociada a los anuncios se reduce.

De Corniere y de Nijs (2016) examinan este mercado y plantean dos preguntas de interés. ¿Cuánta información está una plataforma dispuesta a proporcionar a los anunciantes? ¿Cómo afecta esta información a los precios que pagarán los consumidores por estos productos? Para responderlas analizan un modelo que, en la línea de Ganuza (2004), estudia un mercado en el que *N* anunciantes se diferencian horizontalmente. Una plataforma monopolista posee acceso exclusivo a un conjunto de consumidores y asigna los espacios publicitarios que se les mostrarán mediante una subasta basada en el segundo precio más alto. La plataforma decide entre dos regímenes: proporcionar toda la información sobre las preferencias del consumidor o bien no divulgar nada. Los anunciantes establecen primero el mismo precio para todos consumidores. Cada vez que un consumidor visita una página web, la plataforma revela información con arreglo al régimen previamente especificado y todos los anunciantes pujan en subasta para que se muestre su anuncio.

Considérese primero el caso en el que no se divulga información. En tal caso, todos los anunciantes son homogéneos, su puja es idéntica y la asignación es aleatoria. Al comportarse las empresas postoras como competidoras de Bertrand, la plataforma se apropiará de todo su excedente, que es bajo debido al deficiente emparejamiento entre el ganador de la subasta y las preferencias del consumidor. Por la misma razón, al anticipar las empresas que la ganancia del emparejamiento será baja, determinarán también un precio bajo.

En el caso de que la plataforma divulgue toda la información, los anunciantes conocerán antes de la subasta si su emparejamiento con un consumidor dado es o no bueno. Cuanto mejor sea ese emparejamiento, más elevada será su puja, ya que la proba-

bilidad de que el postor ganador realice una venta al consumidor es mayor. Sin embargo, al ser ahora heterogénea la valoración que los anunciantes hacen del consumidor, la competencia en la subasta será más débil. Adviértase que, en comparación con el caso anterior, el precio que determinarán las empresas será mayor, por cuanto se anticipa que —a condición de ganar— el emparejamiento con las preferencias del consumidor será mejor.

Al decidir cuánta información proporcionar, la plataforma se enfrenta a una disyuntiva. Más información mejorará el emparejamiento y hará que aumente la disposición de la empresa a pagar por los anuncios. Sin embargo, volver heterogéneos a los anunciantes reduce la competencia y aumenta las rentas informacionales. Es fácil ver que esta disyuntiva se resuelve a favor de proporcionar información cuando el número de anunciantes sea suficientemente alto. La calidad del emparejamiento cuando se proporciona información aumenta con *N*, mientras que las rentas informacionales disminuyen con *N*. Curiosamente, esto implica que el precio pagado por los consumidores aumentará con *N* por dos razones. Primera, porque es más probable que se aplique el régimen de divulgación. Y, segunda, porque en este régimen, cuanto mayor sea *N*, mejor será el emparejamiento esperado entre el postor ganador y el consumidor. El excedente social aumentará con *N*; ahora bien, al ser el precio más alto, el efecto sobre el bienestar del consumidor es ambiguo.

El modelo anterior trata los datos obtenidos de los consumidores de la misma manera: o se revela toda la información sobre ellos o no se revela ninguna en absoluto. Las plataformas, no obstante, podrían vender información de una forma más compleja y permitir a los anunciantes conocer más o menos de los consumidores dependiendo de sus características. Bergemann y Bonatti (2015) examinan un modelo que aborda esta cuestión. El artículo analiza la interacción entre una plataforma y un anunciante cuando los consumidores tienen valoraciones diferentes del bien que vende este último. En concreto, el anunciante está interesado en obtener más información porque eso le permitiría dirigirse a los consumidores cuya valoración fuese más alta. La plataforma establece un precio para identificar la valoración de cada consumidor y el anunciante puede elegir el subconjunto particular de consumidores sobre el que quiere aprender.

Curiosamente, la estrategia óptima del anunciante para un precio dado sigue un patrón intuitivo. La empresa está más interesada en conocer a los consumidores situados en los extremos de la distribución. Está claro que conocer a aquéllos cuya valoración es más alta le permite aumentar el gasto publicitario en ellos y, como resultado, los beneficios. Sin embargo, más sorprendente es que la empresa priorice también saber de aquéllos con una valoración baja. Esto es útil no solo porque evita desperdiciar recursos en ellos, sino también porque permite focalizar mejor el nivel de publicidad dirigido a los consumidores intermedios, sobre los que no se recopila información (17).

El objetivo de los anunciantes al conocer las preferencias de los consumidores es orientar sus campañas. La utilidad de presentar anuncios idóneos no se limita a la mayor probabilidad de que un consumidor dado compre; además, se reduce el coste asociado a la molestia que causan los anuncios. Una plataforma tiene que internalizar este tipo de coste y presentar contenido valioso que la audiencia esté dispuesta a consumir mientras se expone a esos anuncios. Este marco se analiza en Anderson y Gans (2011), que hacen hincapié en la disyuntiva entre los anuncios que la plataforma permite y el número de espectadores de contenido gratuito (p. ej., televisión en abierto o prensa gratis). En esta configuración, los consumidores son heterogéneos en dos dimensiones: su emparejamiento con el contenido que ofrece la plataforma y la desutilidad que les generan los anuncios que reciben. Los consumidores para quienes el contenido sea muy valioso serán más tolerantes con los anuncios, aun cuando la desutilidad derivada de éstos sea muy grande; aquéllos otros que obtengan de la plataforma una utilidad baja la abandonarán ahuyentados por los anuncios.

El artículo caracteriza el esfuerzo publicitario que maximiza el beneficio y la provisión de contenido por la plataforma. El trabajo se centra en una cuestión interesante: la manera en que cambia este equilibrio cuando los consumidores pueden acceder a una tecnología que bloquee anuncios. En el modelo, los consumidores accederían a esta tecnología a un coste, de forma que solo la usarían aquéllos para quienes el coste de la molestia fuera más alto. La plataforma adaptaría la cantidad de anuncios mostrados a esta situación, y los autores observan que la existencia de una tecnología de bloqueo de publicidad puede aumentar la cantidad de anuncios en lugar

de disminuirla. Este resultado, a primera vista sorprendente, tiene una explicación sencilla: el hecho de que los demás consumidores de anuncios experimentan un menor coste por molestias. Al ser la demanda de éstos menos elástica a su exposición a publicidad, la plataforma aumentará la presión publicitaria.

Por supuesto, este cambio en la elección de publicidad repercute en la provisión de contenido. Supongamos que la plataforma tiene que decidir si suministra contenido de nicho, valioso para consumidores cuyo emparejamiento es bueno, o un contenido más masivo, valioso para un público más amplio. En la medida en que los consumidores con mejor emparejamiento hagan mayor uso de los bloqueadores de publicidad, quienes tengan menor preferencia por el bien pero también menor coste por molestias acabarán representando una proporción mayor de los beneficios de la plataforma. En consecuencia, el contenido que elegirá suministrar la plataforma será el dirigido a una audiencia más amplia.

La existencia de la tecnología de bloqueo de publicidad también afecta a la calidad del propio contenido. Cuando la publicidad se vuelve menos rentable, la plataforma responde bajando la inversión. Así lo predice el modelo contrastado en Shiller, Waldfogel y Ryan (2017), que concluye que los sitios web en los que más aumenta el uso de tecnología de bloqueo de publicidad son también aquéllos en los que es más probable que se reduzca el tráfico. Pese a que bloquear publicidad permite que los sitios web con más anuncios resulten más aceptables para los consumidores, conduciendo a un aumento del tráfico, el hecho de que observemos una disminución general del mismo sugiere que domina el efecto de la menor inversión en calidad de contenido.

VI. CONCLUSIONES

Las tecnologías nacidas de Internet han abaratado la recopilación de información sobre los hábitos y preferencias de los consumidores. Esta información sobre el consumidor se está convirtiendo en un activo cada vez más importante en la economía digital. El presente trabajo trata de exponer las disyuntivas económicas que se suscitan cuando se obtiene dicha información. Examinamos la interacción entre, por un lado, las empresas que la utilizan con fines de determinación de precios y, por otro, los consumidores que desean evitar que se divulgue si prevén que se utilizará para ofertarles productos a precios personalizados potencialmente más altos.

Una idea aceptada mayoritariamente entre los profesionales del sector y académicos es que la discriminación de precios aumenta el bienestar social, pues permite a los consumidores comprar un bien cuando su valoración del mismo supere el coste de producirlo. También hay consenso en que los consumidores se beneficiarán más de un aumento de la producción cuanto mayor sea la competencia entre las empresas. Nuestra revisión de la literatura matiza este punto en algunas dimensiones.

Un mensaje relevante de esta revisión es que, si bien es probable que una competencia intensa haga que los precios personalizados beneficien a los consumidores, en la práctica son muchas las razones por las que podría no surgir tal competencia. En primer lugar, la información tiene características que la asemejan a un monopolio natural. Las empresas con más información pueden diseñar productos mejores que ofrecer a los consumidores, lo que atraerá más demanda, generando a su vez más información. En segundo lugar, si estas empresas son intermediarios que venden servicios publicitarios, disponer de mejor información sobre los consumidores les confiere una fuerte ventaja competitiva. Por último, y más importante, la información puede intercambiarse, y a los *brokers* a menudo les beneficiará venderla en condiciones de cuasi exclusividad si hacerlo permite aumentar, por las razones antes mencionadas, el valor de dicha información.

Estos argumentos implican que en algunas circunstancias, al ser improbable que el mercado distribuya la información con eficiencia, la competencia no se hará efectiva. En esas coyunturas podría ser precisa una regulación que garantice que el uso de la información no constituya una barrera de entrada significativa que obstaculice la competencia e impida que los consumidores se beneficien de la misma.

Los esfuerzos de los consumidores para gestionar su privacidad no suelen ser una buena alternativa a una respuesta regulatoria. En primer lugar, existen costes de transacción al gestionar la información propia que impiden la asignación óptima de derechos de propiedad que resolvería los problemas identificados anteriormente. En segundo lugar, las estrategias dirigidas a evitar que las empresas conozcan las preferencias de los con-

sumidores a menudo tienen consecuencias contraproducentes para el equilibrio. Según hemos mostrado, las empresas podrían responder elevando los precios si con ello mermasen la eficacia de la estrategia de privacidad. Además, en el contexto de intermediarios que obtienen datos a cambio de prestar servicios subsidiados, el valor de estos servicios puede disminuir si los consumidores dificultan la recopilación de información.

En este trabajo hemos intentado describir los últimos avances en este campo de la literatura. Quedan, con todo, numerosas dimensiones que no hemos abordado. La privacidad plantea cuestiones éticas que trascienden de las implicaciones de mercado. Que una empresa dispense un trato diferente a dos clientes puede suscitar preocupaciones de equidad y provocar una reacción negativa en el consumidor. Este efecto puede limitar el uso que las empresas hagan de su información o la manera en que exploten los sesgos conductuales en su beneficio.

Además, la literatura ha ignorado por lo general cómo afecta la creciente importancia de la información del cliente a la estructura del mercado y a la respuesta de política óptima. Esto está convirtiéndose ya, para las autoridades reguladoras y de competencia, en una cuestión clave a la hora de tratar las plataformas dominantes.

Por último, una línea importante de investigación futura es la interacción entre las políticas de discriminación de precios y el aprendizaje automático. Estas técnicas permitirán a las empresas aplicar medidas de discriminación de precios más sofisticadas. Algo que, no obstante, puede incitar al uso de contramedidas por los consumidores, quienes tendrán acceso a servicios basados en estas técnicas que les permitirán gestionar su privacidad de manera más eficaz y granular que las tecnologías de bloqueo de publicidad actuales examinadas en este documento.

NOTAS

(*) Este trabajo se ha beneficiado de los comentarios realizados por Paul Belleflamme.

(1) El precio de artículos de precio elevado, como automóviles o vivienda, es también resultado de negociaciones que llevan a distintos consumidores a pagar precios diferentes.

(2) Atenerse a los precios publicados podría también comportar ventajas estratégicas si permitiera a las empresas, por ejemplo, mantener precios uniformes en todos los mercados. Como muestran Dobson y Waterson (2015), esta uniformidad podría reducir la competencia, sobre todo en mercados grandes y más rentables.

(3) Este nuevo paradigma también forzó a los vendedores a explorar nuevas vías para cobrar precios diferentes a los consumidores en función de su disposición a pagar. En este caso, sin embargo, a todos los consumidores debería ofrecérseles las mismas opciones, entre las que elegirían de manera diferente según sus preferencias. Los descuentos por cantidad son el ejemplo clásico de este tipo de discriminación de precios indirecta de segundo grado (*menu pricing*).

(4) Véase «On Orbitz, Mac Users Steered to Pricier Hotels», *Wall Street Journal* (23/8/2012).

(5) Remitimos a Acquisti, Taylor y Wagman (2016) para un examen de estas cuestiones.

(6) Por supuesto, este trabajo no es el primero en revisar esta creciente literatura, complementando a revisiones anteriores como las de Acquisti, Taylor y Wagman (2016) o Fudenberg y Villas-Boas (2012).

(7) Este argumento supone que no existe selección en el uso de tarjetas de fidelización. Pero está claro que obtener la propia tarjeta de fidelización forma parte de un esquema de discriminación indirecta de precios. Los consumidores que dedican tiempo a rellenar el impreso para obtener la tarjeta, así como a pasarla cada vez que compran, es probable que también sean más sensibles a los descuentos.

(8) El monopolista resuelve el siguiente problema:

$$\max_{p} (1-\beta)(1-p)p + \beta\left[(1-p)p + \int_0^p v dv\right].$$

El primer término representa a los consumidores que no pueden identificarse y que pagan un precio p solo si su valoración es superior a p. El segundo término se refiere a consumidores que pueden identificarse y, en ese caso, si su valoración es superior a p, pagarán el precio genérico p y, si su valoración es menor, se enfrentarán a un precio descontado igual a su valoración. En equilibrio, el beneficio de la empresa y el excedente del consumidor serán $\Pi = \frac{1}{2(2-\beta)}$ y $CS = \frac{1}{2}\left(\frac{1-\beta}{2-\beta}\right)^2$, respectivamente.

(9) El beneficio de la empresa y el excedente del consumidor son, en este caso, $\Pi = \frac{1+\beta}{4}$ y $CS = \frac{1-\beta}{8}$, respectivamente.

(10) Los autores ilustran este resultado con un modelo de ciudad circular en el que el número de empresas es endógeno. Por la misma razón que en el modelo anterior, las rentas son menores cuando las empresas conocen la disposición de los consumidores a pagar y esta disminución disuade a algunas empresas de entrar.

(11) En esa misma línea, Belleflamme *et al.* (2017) muestran que, cuando las empresas disponen de alguna información, la situación de los consumidores puede empeorar. El artículo analiza un modelo en el que, cuando las empresas desconocen las preferencias de los consumidores, la competencia lleva los precios al nivel del coste. En ese contexto, los consumidores disfrutan de todo el excedente. Sin embargo, cuando las empresas tienen información imperfecta y diferente sobre los consumidores, las empresas obtienen cierto poder de mercado elevando el precio sobre el coste.

(12) En este análisis, en aras de la simplicidad, situamos la ubicación de los productos originales en los extremos de la ciudad lineal. En este trabajo, en cambio, la ubicación o diseño también se endogeniza, de forma que, como muestra el autor, la diferenciación se reduce en el primer período.

(13) El «escándalo» de Cambridge Analytica, relacionado con las elecciones presidenciales de EE.UU. de 2016 y el voto favorable al *brexit*, ilustra el alcance de las ventajas informativas que estas plataformas podrían ofrecer más allá de la discriminación de precios. Sobre este caso, puede consultarse https://www.nytimes.com/2018/04/04/us/politics/cambridge-analytica-scandal-fallout.html

(14) Esta situación podría cambiar en el futuro, ya que las nuevas tecnologías pueden reducir el coste de gestionar la privacidad, bien porque hagan que los datos individuales sean fácilmente portables entre plataformas,

bien porque surjan intermediarios de datos personales que actúen en calidad de guardabarreras de los mismos en nombre del consumidor.

(15) La idea de que la exclusividad surge en el equilibrio como forma de maximizar la disposición a pagar de los usuarios situados más abajo no es exclusiva de los mercados de información. Aparece, por ejemplo, en los mercados de medios de comunicación, donde los proveedores de contenido, situados por encima en ese mercado, prefieren vender en exclusividad a una única plataforma de medios, como muestra Armstrong (1999). Sin embargo, Belleflamme *et al.* (2017) concluyen que, cuando el intermediario de datos puede obtener datos de diferentes calidades, ese régimen de exclusividad puede no ser la solución óptima.

(16) Las plataformas suelen fijar el precio de sus servicios mediante dos mecanismos diferentes, a saber, el de pago por clic (PPC) o el de pago por impresión (también conocido como «coste por mil» o CPM).

(17) Si bien este es el caso general, dependiendo de la función objetivo pueden presentarse situaciones en las que el óptimo sea una solución de esquina, es decir, aprender de los consumidores cuya valoración sea alta o, alternativamente, baja.

BIBLIOGRAFÍA

Acquisti, A., y R. Gross (2009), «Predicting Social Security Numbers from Public Data», *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *106*: 10975-10980.

Acquisti, A.; Taylor, C., y L. Wagman (2016), «The Economics of Privacy», *Journal of Economic Literature*, 54: 442-492.

Acquisti, A., y H. R. Varian (2005), «Conditioning Prices on Purchase History», *Marketing Science*, 24: 367-381.

Anderson, S. P., y J. S. Gans (2011), «Platform Siphoning: Ad-Avoidance and Media Content», *American Economic Journal: Microeconomics*, 3: 1-34.

Armstrong, M. (1999), «Competition in the Pay-TV Market», *Journal of the Japanese and International Economies*, 13: 257-280.

Belleflamme, P.; Man, W.; Lamm, W., y W. Vergote (2017), «Price Discrimination under Asymmetric Profiling of Consumers», mimeo.

Belleflamme, P., y W. Vergote (2016), «Monopoly price discrimination and privacy: The hidden cost of hiding», *Economics Letters*, 149: 141-144.

Bergemann, D., y A. Bonatti (2015), «Selling Cookies», *American Economic Journal: Microeconomics*, 7: 259-294.

Braulin, F. C., y T. Valletti (2016), «Selling customer information to competing firms», *Economics Letters*, 149: 10-14.

Choe, C. H.; King, S., y N. Matsushima (2016), «Pricing with Cookies: Behavior-Based Price Discrimination and Spatial Competition», mimeo.

De Corniere, A., y R. de Nijs (2016), «Online Advertising and Privacy», *Rand Journal of Economics*, 47: 48-72.

Dobson, P. W., y M. Waterson (2015), «Chain-Store Pricing Across Local Markets», *Journal of Economics and Management Strategy*, 14: 93-119.

Duhigg, C. H. (2012), «How Companies Learn Your Secrets», *New York Times Magazine,* 19 de febrero.

Freixas, X.; Guesnerie, R., y J. Tirole (1985), «Planning under Incomplete Information and the Ratchet Effect», *Review of Economic Studies*, 52: 173-192.

Fudenberg, D., y J. Tirole (2000), «Customer Poaching and Brand Switching», *RAND Journal of Economics*, 31: 634-657.

Fudenberg, D., y J. Miguel Villas-Boas (2012), «Price Discrimination in the digital Economy», en M. Peitz y J. Waldfogel (eds.): *The Oxford Handbook of the Digital Economy.*

Ganuza, J.-J. (2004), «Ignorance Promotes Competition: An Auction Model of Endoge- nous Private Valuations», *RAND Journal of Economics*, 35: 583-598.

Gordon, R. J. (2016), *The Rise and Fall of American Growth*, Princeton University Press.

Grossman, S. J. (1981), «The Informational Role of Warranties and Private Disclosure about product Quality», *Journal of Law and Economics*, 24: 461-483.

Milgrom, P. R. (1981), «Good News and Bad News: Representation Theorems and Applications», *Bell Journal of Economics*, 12: 380-391.

Montes, R.; Sand-Zantman, W., y T. M. Valletti (2015), «The value of personal information in online markets with endogenous privacy», *TSE Working Papers* 15-583, Toulouse School of Economics (TSE), mayo.

Noam, E. (1997), «Privacy and Self-Regulation: Markets for Electronic Privacy», en *Privacy and Self-Regulation in the Information Age*, Washington, DC: US Department of Commerce, National Telecommunications and Information Administration.

Shiller, B.; Waldfogel, J., y J. Ryan (2017), «Will Ad Blocking Break the Internet?», *NBER Working Papers,* n.º 23058, National Bureau of Economic Research, Inc, enero.

Shiller, B. R. (2014), «First-Degree Price Discrimination Using Big Data», mimeo.

Shy, O., y R. Stenbacka (2016), «Customer Privacy and Competition», *Journal of Economics and Management Strategy*, 25: 539-562.

Taylor, C. R. (2004), «Consumer Privacy and the Market for Customer Information», *RAND Journal of Economics,* 35: 631-650.

Taylor, C. R., y L. Wagman (2014), «Consumer privacy in oligopolistic markets: Winners, losers, and welfare», *International Journal of Industrial Organization*, 34: 80-84.

Thisse, J.-F., y X. Vives (1988), «On The Strategic Choice of Spatial Price Policy», *The American Economic Review*, 78: 122-137.

Varian, H. R. (1997), «Economics Aspects of Personal Privacy», en *Privacy and Self-Regulation in the Information Age*, Washington, DC: US Department of Commerce, National Telecommunications and Information Administration .

Zhang, J. (2011), «The Perils of Behavior-Based Personalization», *Marketing Science*, 30: 170-186.

DESARROLLOS RECIENTES EN LAS SUBASTAS DE PUBLICIDAD *ONLINE*

Francesco DECAROLIS

Bocconi University

Maris GOLDMANIS

University of London

Antonio PENTA

ICREA - Research

Resumen

La publicidad *online* ha experimentado un rápido crecimiento a lo largo de las dos últimas décadas, superando hoy día su valor total al de la publicidad tradicional en los medios en EE.UU. Entre los múltiples factores que subyacen a esta tendencia, la capacidad de los mecanismos de subasta para tasar eficazmente lo que valoran los anunciantes ha desempeñado un papel clave en la configuración del comportamiento de los motores de búsqueda y los medios sociales más prominentes. El presente ensayo examina la evolución de los principales mecanismos de subasta de ventas publicitarias *online,* ilustra cómo los cambios producidos pueden interpretarse a la luz de la teoría económica, y utiliza esas mismas herramientas para examinar algunos avances potenciales en la evolución de las subastas de publicidad *online*.

Palabras clave: ventas de publicidad *online,* subastas.

Abstract

Online advertising has been growing rapidly during the last two decades and its overall value by now exceeds that of traditional media advertisement in the US. Among the many factors behind this trend, the capacity of auction mechanisms to effectively price what advertisers» value has played a key role in shaping the behavior of the most prominent search engine and social media companies. This essay reviews how the leading auction mechanisms for online ad sales evolved over time, illustrates how these changes can be understood through the lenses of economic theory and applies the same tools to discuss some potential future developments in online ad auctions.

Key words: auction, online ad sales.

JEL classification: D44, L82.

I. INTRODUCCIÓN

LA publicidad *online* constituye la principal fuente de ingresos de importantes empresas como Google, Facebook, Twitter, etc., y una de las industrias de mayor tamaño y crecimiento: en 2016, su valor (en dispositivos móviles y ordenadores de mesa) ascendió, solamente en los Estados Unidos, a 70.000 millones de dólares, con un crecimiento anual del 18 por 100, frente a un valor total de la publicidad en los medios convencionales de 179.000 millones de dólares y un crecimiento anual del 6,6 por 100 (1). La inmensa mayoría de los anuncios *online* se venden por medio de subastas, en las que los postores compiten por la adjudicación de un *slot* o espacio entre los disponibles en diversos sitios *online*, tales como páginas de resultados de motores de búsqueda, actualizaciones de redes sociales, páginas web de revistas, etcétera. Así, las subastas de publicidad *online* son de hecho la actividad principal de uno de los sectores más importantes de la economía actual, y de muchas de las mayores y más innovadoras empresas de lo que solía llamarse la «nueva economía».

En los veinte años transcurridos desde su aparición, el mercado de las subastas de publicidad *online* ha presenciado cambios profundos en los mecanismos de subasta subyacentes, los actores principales de la industria y, en términos más generales, las relaciones industriales. Sin embargo, aun tratándose de uno de los sectores de mayor envergadura y antigüedad en la industria de alta tecnología, parece lejos de haber alcanzado un estadio de madurez: este mercado sigue siendo muy innovador, y, como se documenta aquí, experimenta en la actualidad importantes transformaciones que, a nuestro juicio, están destinadas a modificar profundamente la naturaleza de esta prominente industria. Una comprensión adecuada de los elementos clave de este mercado, de su historia y de las fuerzas que están actualmente en juego resulta pues crucial para entender la posible evolución de una industria donde operan algunos de los principales actores de la economía de nuestro tiempo.

A continuación, se ofrece una reseña histórica de la evolución de este mercado, con énfasis en sus implicaciones para los mecanismos de subasta subyacentes adoptados por la industria, y en cómo tal evolución puede considerarse una respuesta al entorno económico cambiante.

II. SUBASTAS DE PUBLICIDAD *ONLINE:* EL PROBLEMA FUNDAMENTAL

Que las subastas —una idea económica que se remonta, al menos, a la antigua Babilonia (cf. Heródoto)— sean la actividad principal de empresas de alta tecnología a la vanguardia de la innovación, como Google, Facebook o Twitter, puede resultar sorprendente. Sin embargo, si atendemos a sus balances financieros y la procedencia del grueso de sus ingresos (antes que al gasto y la inversión de sus recursos), los datos resultan incontestables: las subastas generan la mayor parte de los ingresos de estas empresas (2).

El problema fundamental de la subasta resulta muy fácil de describir. En su forma más simple, un vendedor tiene un artículo que vender; un grupo de clientes potenciales remite sus pujas, y una regla determina quién se lleva el artículo y a qué precio. Hay muchas variantes de este concepto fundamental, que dan lugar a diversos formatos de subasta. Los más sencillos y conocidos, y los más relevantes para comprender la evolución del mercado de la publicidad *online*, son los siguientes (3).

a) *Subasta de primer precio* (en sobre cerrado), en la que los postores remiten sus pujas simultáneamente: el mejor postor obtiene el artículo y paga un precio igual al importe de su propia puja.

b) *Subasta de segundo precio* (en sobre cerrado), en la que los postores remiten sus pujas simultáneamente: el mejor postor obtiene el artículo y paga un precio igual al importe de la segunda puja más alta.

1. ¿Por qué las subastas?

Lo primero que conviene tener presente es el porqué de la práctica de la subasta. En principio, el vendedor podría fijar un precio para el artículo y vendérselo al primer cliente dispuesto a pagar ese precio. El problema estriba en que, si el vendedor no tiene una idea clara del estado de la demanda (es decir, de lo que los clientes están dispuestos a pagar por el artículo), resulta difícil fijar el precio óptimo: si es demasiado alto, ningún cliente comprará el artículo, y el vendedor incurrirá en pérdidas; si es demasiado bajo, puede suceder que el artículo se venda por debajo de su máxima cuantía posible, de modo que el vendedor incurre en una pérdida económica equivalente al beneficio que deja de obtener al no haber vendido el artículo al precio más alto que el cliente estaba dispuesto a pagar.

En tales circunstancias, lo idóneo para el vendedor sería preguntar a los clientes cuánto están dispuestos a pagar, fijando el precio óptimo conforme a sus respuestas. Sin embargo, a menos que los clientes sean singularmente ingenuos, debe tenerse presente que no van a responder con sinceridad, ya que no tienen incentivo alguno para hacerlo: si fueran sinceros, el vendedor podría fijar el precio correspondiente a la valoración más alta, extrayendo así el máximo excedente de los consumidores. En previsión de ello, los clientes tendrían el incentivo de ofrecer menos de lo que están dispuestos a pagar, para asegurarse de que, si se hacen con el artículo, retendrán al menos parte del excedente. Esto implica a su vez la dificultad de resolver el problema de información para el vendedor: limitarse a «preguntar» no es suficiente, porque los incentivos del vendedor y los clientes no son coincidentes. ¿Qué hacer entonces?

Desde la perspectiva de la teoría económica, las subastas son esencialmente una manera sofisticada de pedir a los clientes que den a conocer sus valoraciones, pero teniendo en cuenta sus incentivos. La *subasta de segundo precio* (en sobre cerrado) resulta particularmente útil para ilustrar este extremo. Como apuntábamos, en este tipo de subasta los postores remiten sus pujas simultáneamente, es decir, sin conocer las de los demás, y el mejor postor obtiene el artículo a un precio igual a la segunda puja más alta. Dadas estas reglas, nótese que la puja de un postor no determina cuánto pagará si gana: si el postor *i* adquiere el artículo, paga el importe de la segunda puja más alta, no el de la suya. De ahí que, a la hora de decidir cuánto pujar, nunca es óptimo que la puja sea inferior al valor asignado por el postor: aumentando su puja, aumentaría la probabilidad de ganar, y seguiría pagando menos de lo que corresponde a su valoración, lo cual conllevaría un incremento del beneficio previsto. De otra parte, pujar por encima de la valoración propia nunca es buena idea: de hacerlo, el postor aumentaría su probabilidad de ganar solo si la segunda puja más alta fuera superior a su propia valoración, en cuyo caso, si ganara, acabaría

pagando más del valor asignado, incurriendo en una pérdida. Por consiguiente, la *estrategia dominante* de todo postor en esta subasta consiste en hacer una puja igual a su propia valoración. Las pujas óptimas revelan pues esencialmente cuánto están dispuestos a pagar los postores. Asimismo, puesto que en este *equilibrio* de la subasta todos pujan conforme a la valoración propia, las reglas de la subasta estipulan de hecho que el artículo será para el agente verdaderamente dispuesto a pagar el precio más alto. En este sentido, la subasta de segundo precio es *compatible con los incentivos* (los postores, actuando en su propio interés, revelan sinceramente su valoración) y *eficiente* (el bien se adjudica al agente que más lo valora).

Como veremos, este formato de subasta (conocido también como *subasta de Vickrey*) ha desempeñado un importante papel en el desarrollo del mercado de las subastas de publicidad *online* (el apartado 2.3.1 incluye una explicación más detallada de la subasta de segundo precio, así como una discusión de los formatos de subasta alternativos y sus características de ingresos).

2. La publicidad *online* como problema de subasta

En esencia, el problema de la publicidad *online* radica en asignar una serie de bienes a la venta (los distintos espacios disponibles para la publicidad en una página dada) a una serie de compradores potenciales (los anunciantes). En este caso, el vendedor es el propietario de la página *web* donde se publicarán los anuncios. Su objetivo es cobrar el precio más alto posible por cada espacio, a cuyo fin debe conocer cuánto están dispuestos a pagar los anunciantes, lo cual, según hemos visto, puede resultar problemático.

En el caso más simple de un solo espacio a la venta, el problema económico es esencialmente el mismo que acaba de describirse: cada vez que un consumidor visita una página *web*, el bien a la venta es el espacio para la publicidad, y los clientes potenciales son los diversos anunciantes interesados en adquirir ese espacio. Huelga decir que a los anunciantes no les interesa el espacio en sí mismo: el bien que verdaderamente les interesa comprar, a través del espacio publicitario, es la atención del consumidor (captada por el sitio web, ya sea un motor de búsqueda, una revista o la actualización de noticias de una red social), que tratarán a continuación de convertir en venta del producto anunciado (4). Por tanto, la intención de compra de los anunciantes puede resumirse aquí en términos de dos elementos: uno es la probabilidad de que la atención del consumidor se convierta en una venta, denominada q_i; el otro es el beneficio marginal obtenido en la venta, denominado Π_i. En este caso, las valoraciones de los postores equivaldrán pues al beneficio previsto generado por la presencia del anuncio: $v_i = q_i \cdot \Pi_i$. Por consiguiente, la intención de compra de un anunciante será mayor cuanto mayor sea su beneficio por venta, Π_i. Pero importa señalar que será también mayor cuanto mayor sea la probabilidad de convertir la atención del consumidor en una venta.

2.1. Captando la atención: creación de valor

Es obvio que, desde el punto de vista de la página web que vende los anuncios, lo idóneo sería asegurarse de que los anunciantes tengan la mayor disposición posible a la compra. Pero no hay mucho que pueda hacer un sitio web para aumentar Π_i: los beneficios por venta de los anunciantes dependen de sus costes y precios. En cambio, hay varias cosas que podría hacer una página web para aumentar su capacidad de atraer clientes y la probabilidad de que su atención se convierta en ventas (es decir, aumentar q_i). Comprender esta cuestión es importante para comprender muchos aspectos de la evolución de este mercado. Así, se enumeran a continuación algunas de las iniciativas más relevantes que puede adoptar una página web para incrementar su capacidad de crear valor:

– *Hacer más interesante el contenido de la página*. Obviamente, cuantos más consumidores visiten una página dada, más bienes tendrá el vendedor para vender (más atención de los consumidores). De ahí que el principal objetivo de una página web sea atraer el mayor número de visitantes posible, ya que esto incrementa el volumen total de «bienes» que puede vender. En última instancia, es la calidad intrínseca del sitio web, el interés que logra generar, lo que determina el volumen de sus ventas de publicidad.

– *Captar la atención de los consumidores*. Aun cuando una página web atraiga numerosos visitantes, sucede a menudo que estos no están particularmente atentos. Si los consumidores visitan la página web de manera distraída, tampoco prestarán demasiada atención a los anuncios. Así pues, la probabilidad de que esos consumidores acaben adquiriendo el producto anunciado será menor

que en un sitio web con capacidad de mantener la implicación de los visitantes. Mejorar los contenidos de la página, su diseño y facilidad de uso son elementos clave para mantener un alto grado de atención de los consumidores, y aumentar por tanto la probabilidad de que las visitas se acaben traduciendo en ventas. Dicho de otro modo, la capacidad de captar la atención de los consumidores resulta crucial para incrementar q_i, incrementando así el valor para los anunciantes.

– *Focalizar, es decir, conectar a los consumidores adecuados con los anunciantes adecuados*. Una diferencia sustancial entre la publicidad *online* y la de los medios tradicionales es el mayor potencial de focalización de la primera respecto de la segunda. La focalización es la capacidad de confeccionar el anuncio (casi) a la medida de un consumidor específico, que se basa a su vez en la capacidad de conocer o inferir las características de los consumidores a partir de un amplio conjunto de rasgos distintivos. Tales rasgos comprenden desde información básica, como la localización geográfica del dispositivo en el que aparecerá el anuncio, hasta una información lo más detallada posible de las características demográficas del consumidor, cuando no, incluso, de su historial de navegación. Evidentemente, cuanto mayor sea la coincidencia del contenido de la página con la naturaleza del producto vendido por un anunciante, mayor será su expectativa de ventas. Por ejemplo, manteniéndose todo lo demás constante, la probabilidad de venta generada por el anuncio de un concesionario de automóviles será mayor si el anuncio se ubica en la página web de una revista de coches que si se ubica en la de una revista de caballos. En gran medida, corresponde a los anunciantes solventar este problema, focalizando las páginas web con mayores posibilidades de atraer al tipo «adecuado» de consumidores. No obstante, también las páginas web y los proveedores desempeñan aquí un papel activo. En primer lugar, el contenido y el diseño de una página web determina el tipo de consumidor que atrae, y, por tanto, el de los anunciantes a los que proveerá en definitiva. Además, las páginas web desarrollan constantemente nuevas técnicas para proporcionar a los anunciantes perfiles cada vez más precisos de los consumidores que las visitan. Adecuando el espacio publicitario a las características específicas de los consumidores (área geográfica, *cookies*, etc.), estas páginas web tienen la capacidad de generar subastas particularmente valiosas para los anunciantes potenciales, puesto que ofrecen una mayor probabilidad de que la atención del consumidor acabe generando una venta.

– *Escoger adecuadamente la ubicación y el tamaño de los anuncios*: La ubicación del espacio publicitario es determinante para su eficacia. Los consumidores están habitualmente expuestos a anuncios cuando visitan sitios web en busca de contenidos «orgánicos» (*i. e.,* no publicitarios). Obviamente, si los anuncios se ubican al final de la página, a continuación de todo el contenido orgánico, o si son extremadamente pequeños, no captarán la atención de muchos consumidores, de modo que el valor para los anunciantes será menor. Por el contrario, un anuncio de gran tamaño en la parte superior de la página, o en medio del artículo, o bien integrado en el contenido orgánico, tiene muchas posibilidades de ser advertido, y así de captar una mayor atención e incrementar el valor para los anunciantes. Por último, el dispositivo es también un elemento clave: los anuncios que aparecen en dispositivos móviles han de ser distintos de los que aparecen en pantallas de ordenador. Esto repercute no solo en el tamaño del anuncio, sino también en aspectos de mayor relevancia, como la eficacia diferencial de presentar vídeos, fotografías o mensajes de texto.

Por supuesto, esto es más fácil de decir que de hacer, y, como de costumbre en economía, es cuestión de equilibrio. Por ejemplo, los anuncios de gran tamaño situados en medio del contenido orgánico de una página web pueden ser muy eficaces en términos de visibilidad, pero rebajan la calidad general de la página, atrayendo así a menos consumidores o siendo menos eficaces a la hora de mantener su atención. En cambio, una página web muy despejada con un buen contenido atraerá seguramente a muchos consumidores, si bien a costa de que el anuncio tenga más posibilidades de pasar inadvertido. Análogamente, introducir un mayor número de espacios publicitarios aumenta el número de bienes a la venta, y así los ingresos potenciales, pero merma al mismo tiempo la eficacia de cada uno de ellos (los distintos espacios de una página compiten por atraer la atención del consumidor, reduciendo recíprocamente sus expectativas de venta), de manera que la incidencia en los ingresos totales puede resultar incierta.

Estas consideraciones remiten a decisiones cruciales sobre cómo estructurar una página web dada, cuántos anuncios incluir y dónde ubicarlos. Adoptar la decisión «óptima» es complicado, pues requiere un conocimiento detallado de cómo los consumidores dirigen su atención a distintas partes de la página, y escogen entre distintas páginas web. Esta es una de las razones por las cuales gran-

des empresas como Google, Yahoo!, Microsoft, Facebook, Telefónica, etc., invierten recursos ingentes en el mantenimiento de dinámicos departamentos de investigación integrados por numerosos economistas, estadísticos e informáticos, que concentran en gran medida sus esfuerzos en el estudio del comportamiento de los consumidores en Internet.

Ahora bien, con independencia de las decisiones adoptadas respecto a cuántos espacios poner a la venta, dónde ubicarlos y junto a qué contenidos orgánicos, el problema económico persistente sigue siendo el de la subasta: hay un número determinado de bienes en venta (los espacios publicitarios), y cierto número de compradores potenciales (los anunciantes) cuyas valoraciones desconoce el vendedor (la página web). Por ello, otra actividad crucial de los equipos de investigación de las mayores empresas de esta industria consiste precisamente en perfeccionar los mecanismos de subasta empleados para vender espacio publicitario. Como veremos, buena parte de la innovación de los últimos años en el terreno de las subastas ha sido de hecho aportada por estos equipos privados de investigación.

2.2. Vendiendo atención: ¿pago por clic o pago por impresión?

Cuando hay un solo espacio a la venta en una página web dada, el vendedor (habitualmente el propietario de la página, y en ocasiones el proveedor) puede introducir alguna variación en los formatos básicos de subasta descritos previamente: por ejemplo, celebrar subastas tanto de primer precio como de segundo precio. Pero, en función del tipo de bienes a la venta, es preciso adoptar decisiones adicionales. Por ejemplo, además de anunciar los productos de igual modo que los anuncios convencionales (esto es, presentándolos de manera interesante y atractiva), los anuncios *online* suelen incorporar un mensaje breve con un enlace a las páginas web de los anunciantes. De hecho, en algunos casos únicamente está presente el segundo elemento: por ejemplo, los enlaces patrocinados en las páginas de resultados de búsqueda de los principales motores de búsqueda actuales no contienen un anuncio clásico, sino únicamente el enlace a la página del anunciante. Esto significa que, además de escoger el formato de subasta (p. ej., subasta de primer o de segundo precio), la página web puede ahora optar entre vender el espacio del anuncio y vender los clics. En otros términos, el vendedor puede decidir si el anunciante que ha ocupado un determinado espacio debe pagar por el simple hecho de estar ahí (*pago por impresión*), o bien si debe pagar solamente cuando un consumidor haga clic en su anuncio (*pago por clic*) (5).

Importa subrayar que, si su pago depende de las visitas de consumidores únicos a la página (por ejemplo, si se genera una nueva subasta cada vez que un nuevo consumidor visita la página, como es el caso de los motores de búsqueda, en los que cada búsqueda genera una subasta distinta), el anunciante preferirá el pago por clic al pago por impresión, ya que la probabilidad de que un clic se convierta en una venta es mayor que la probabilidad de que una visita, en la que puede incluso no repararse en el anuncio, propicie la venta. Sin embargo, hay casos en los que la venta no pasa necesariamente por un clic en el anuncio, por ejemplo, cuando un usuario ve el anuncio de un modelo de coche en la página de una revista, y decide comprar el coche en un concesionario cercano sin pinchar en el anuncio. Si los anunciantes tienen las expectativas correctas sobre las probabilidades de que las visitas o los clics se conviertan en ventas, no hay razón para presumir efectos sistemáticos en los ingresos previstos derivados de una u otra opción. De hecho, las páginas *web* optan por diversas soluciones: unas eligen el sistema de pago por clic (es decir, venden esencialmente clics), y otras facturan con arreglo al sistema de pago por impresión (es decir, venden probabilidades de clics). En general, los modelos de pago por clic suelen preferirse en las páginas donde los anuncios consisten únicamente en el enlace, que no incluye demasiada información ni contenido intrínseco abundante (es el caso, por ejemplo, de los enlaces patrocinados que se venden en las páginas de resultados de los motores de búsqueda). En cambio, las páginas web que ofrecen mayores espacios de publicidad, con anuncios llamativos y más contenido, suelen adoptar un modelo de pago por impresión.

2.3. Los principales formatos de subasta de publicidad *online*

En las subastas de publicidad *online* se puja habitualmente por múltiples espacios de una misma página web, cada uno de los cuales se asigna a un anunciante distinto. Estos formatos son pues característicos de las subastas «multiunidad», que originan el problema de asignar el espacio adecuado al anunciante adecuado al mejor precio posible, mucho más complicado que cuando se pone un solo bien a la venta. Como veremos, este problema ha dado lugar a la creación de nuevos formatos de subasta.

En el problema general de la subasta *online*, habrá por tanto cierto número de espacios a la venta, indicados por $s = 1, \ldots, S$, y cierto número de posibles compradores (los anunciantes), indicados por $i = 1, \ldots, n$. Para hacer el problema interesante, supongamos que hay más anunciantes que espacios disponibles, siendo pues $n > S$. Los espacios se diferencian por el número de clics que generan: el índice de clics (*CTR,* por las siglas en inglés de *click-through-rate*) del espacio s, indicado por x_S, representa el número de clics que es capaz de generar un anuncio ubicado en un espacio determinado. Los espacios se numeran según su *CTR,* siendo el primer espacio el mejor y el último el peor (es decir, los *CTR* se ordenan de tal modo que $x_1 > x_2 > \ldots > x_S > 0$). Para mayor simplicidad, resulta útil presumir que los anunciantes conocen el *CTR* de cada uno de los espacios, y así que todos comparten una misma clasificación de los espacios: manteniéndose todo lo demás constante, están de acuerdo en que el primer espacio es el mejor, con un *CTR* de x_1; luego viene el segundo, con un *CTR* de x_2; y así sucesivamente. La valoración de los anunciantes, que en este caso representa el grado de su disposición al pago por clic, llamada v_i, como previamente. Es de utilidad ordenar a los anunciantes conforme a sus valoraciones, de tal modo que el postor 1 sea el de mayor disposición a pagar, el postor 2 el que tiene la segunda disposición más alta, y así sucesivamente (es decir, $v_1 > v_2 > \ldots > v_n > 0$).

En las próximas secciones, abordaremos los tres formatos principales de subasta, que han desempeñado un importante papel en la evolución de este mercado. En orden histórico de aparición, se trata de: i) *subasta generalizada de primer precio*; ii) *subasta generalizada de segundo precio*; y *subasta de Vickrey-Clarke-Groves*. Los dos primeros formatos funcionan usualmente con el modelo de pago por clic. El tercero, en cambio, se utiliza a menudo para el sistema de pago por impresión (6).

En todas estas subastas, los postores remiten sus pujas simultáneamente (es decir, sin conocer las pujas de los demás, como en el caso de los formatos básicos de subasta «en sobre cerrado» presentados previamente). Las pujas se clasifican de la más alta a la más baja, y el mejor postor obtiene el mejor (primer) espacio; el segundo mejor postor adquiere el segundo espacio, y así sucesivamente. Así, por ejemplo, si el postor i ha hecho la *k-ésima* puja más alta, adquiere el *k-ésimo* espacio más alto en la clasificación, y, si paga un precio por clic p_k por el segundo espacio, su beneficio previsto será igual a $x_k \cdot (v_i - p_k)$. Estos formatos de subasta difieren solamente en el precio que se paga por espacio, del siguiente modo:

- En la *subasta generalizada de primer precio* (*GFP,* por sus siglas en inglés), el *k-ésima* mejor postor adquiere el *k-ésima* espacio, y paga un precio por clic igual al importe de su puja.

- En la *subasta generalizada de segundo precio* (*GSP*, por sus siglas en inglés), el *k-ésima* mejor postor adquiere el *k-ésima* espacio, y paga un precio por clic igual al importe de la siguiente puja más alta (la $k + 1$-*ésima*).

- En la *subasta de Vickrey-Clarke-Groves (VCG)*, el *k-ésima* mejor postor adquiere el *k-ésima* espacio, y paga un precio por clic igual a la suma ponderada de todas las pujas restantes más bajas; el coeficiente de la *l-ésima* puja más alta (si $l > k$) es igual a $(x_{l-1} - x_l)$, y se establece que $x_k = 0$ siempre que $k > S$.

Estas reglas de subasta son evidentemente más complejas que las de los formatos básicos presentados en la segunda sección, y se explican en detalle en los próximos apartados. Por ahora, nos limitaremos a señalar que, cuando hay un solo espacio a la venta (es decir, si $S = 1$), las subastas *GFP* y *GSP* coinciden, respectivamente, con las subastas básicas de primer y segundo precio. En este sentido, suponen una generalización de esos formatos de subasta para el caso de múltiples bienes a la venta (de ahí sus nombres).

Asimismo, es de notar —aunque resulte tal vez más difícil de apreciar— que, en el caso de un solo bien a la venta ($S = 1$), la subasta *VCG* coincide también con la subasta básica de segundo precio. En este sentido, las subastas *GSP* y *VCG* constituyen modos alternativos de generalizar la subasta básica de segundo precio para su aplicación al caso de múltiples bienes a la venta.

Las secciones tercera y cuarta incluyen una breve historia de la evolución de este mercado y una explicación de los tres formatos principales de subasta que acabamos de presentar. Invitamos a los lectores interesados en conocer los principios económicos subyacentes a estos formatos complejos de subasta a detenerse brevemente en los elementos fundamentales de la teoría de la subasta, que se exponen en el siguiente apartado. El contenido del epígrafe 3 resultará útil para comprender nuestro tratamiento en profundidad de las subastas *GFP, GSP* y *VCG* (en los epígrafes 3.1.1, 3.2.1 y 3.3.1, respectivamente).

Los lectores interesados únicamente en la reseña histórica pueden prescindir de estos epígrafes, sin que ello afecte a la inteligibilidad del resto del artículo. En cualquier caso, nuestro tratamiento en profundidad en los puntos 2.3, 3.1.1, 3.2.1 y 3.3.1 no requiere de conocimientos específicos técnicos ni matemáticos.

3. Elementos básicos de la teoría de la subasta

Como se apuntaba, desde el punto de vista de la teoría económica, las subastas son esencialmente una manera sofisticada de pedir a los consumidores que den a conocer sus valoraciones, pero teniendo en cuenta sus incentivos. En este apartado fundamentaremos esta afirmación examinando los elementos básicos de la teoría de la subasta y centrándonos en los formatos de subasta más relevantes para comprender la evolución de las subastas de publicidad *online*, a saber, los formatos de *subasta de segundo precio* y *de primer precio*.

3.1. La subasta de segundo precio

Como ha quedado dicho, en una *subasta de segundo precio* (en sobre cerrado) los postores remiten sus pujas simultáneamente, es decir, sin conocer las pujas remitidas por los demás, y el mejor postor adquiere el artículo pagando un precio igual a la segunda puja más alta. Como veremos, este tipo de subasta es particularmente útil para entender en qué sentido son las subastas una manera sofisticada de preguntar a los clientes cuánto están dispuestos a pagar verdaderamente.

En primer lugar, nótese que, conforme a las reglas de la subasta, la puja de un postor no determina cuánto paga si gana: si el postor i adquiere el artículo (lo cual significa que su puja, b_i, ha sido la más alta), el precio que paga viene determinado por la siguiente (segunda) puja más alta (denominémosla b^*). El efecto de la puja de i es por tanto únicamente determinar si se hace o no con el artículo (gana solamente si $b_i > b^*$) (7), y *no* cuánto paga si gana (que es b^*, si $b_i > b^*$).

En segundo lugar, nótese que lo único que le interesa a i, aparte de su puja y su valoración, es la puja más alta hecha por sus competidores (denominada b^*): si su puja es inferior a la más alta de entre sus competidores ($b_i < b^*$), no adquiere el artículo y su ganancia es igual a cero. Si, por el contrario, su puja supera a la más alta de entre sus competidores ($b_i > b^*$), adquiere el artículo y paga el importe de la puja más alta de entre sus competidores, con un excedente total de $v_i - b^*$. Las pujas de los demás postores inferiores a b^* no afectan al beneficio del postor i. Por lo tanto, es como si un postor tuviera únicamente un competidor, en lugar de muchos: el único que cuenta es el mejor postor de entre los demás.

Supongamos ahora que la valoración de i del bien a la venta es v_i. A continuación, se demuestra que, en este tipo de subasta, hacer una puja igual a la valoración propia es preferible a cualquier otra puja. Empezaremos por mostrar que la puja igual a la valoración propia es mejor que una puja inferior. Sea $b_i^T = v_i$ la «puja sincera», y $\hat{b}_i < v_i$ la puja inferior de otro postor. Nótese que, siempre que $b^* > v_i$ y $b^* < \hat{b}_i$, las dos pujas, b_i^T y bi, resultan en la misma utilidad: 0 en el primer caso (si $b^* > v_i$, i no adquiere el artículo pujando por debajo de $\hat{b}_i$ o de b^T, porque la puja más alta es b^*); $v_i - b^*$ en el segundo caso (si $b^* < \hat{b}_i$, i adquiere el artículo ya sea su puja $\hat{b}_i$ o b^T, y en ambos casos paga un precio igual a b^*). Así pues, que b^T sea en total mejor que $\hat{b}_i$ depende de dónde se sitúen ambas pujas respecto de aquellas de sus competidores en las que b^* se sitúe entre $\hat{b}_i$ y b_i^T. Dado este valor de b^*, la puja $\hat{b}_i$ genera un beneficio de 0, porque i perdería el artículo; la puja sincera, en cambio, genera un beneficio de $v_i - b^*$, porque i adquiere el artículo y paga el precio de la siguiente puja más alta, b^*. Pero dado que, en este caso concreto, $b^* < v_i$, el excedente $v_i - b^*$ es mayor que 0. Así, en definitiva, constatamos que: frente a toda puja inferior a la valoración propia, $\hat{b}_i < v_i$, la puja sincera depara el mismo resultado si la puja más alta de los competidores es superior a v_i o inferior a $\hat{b}_i$; en cambio, siempre que se sitúe entre una y otra, la puja sincera garantiza un beneficio netamente superior al que se obtiene con la estrategia de pujar a la baja, $\hat{b}_i$.

Un razonamiento similar permite demostrar que la puja sincera es también preferible a la puja superior a la valoración propia, $\hat{b}_i > v_i$. Siempre que la puja más alta de los competidores, b^*, sea superior a b_i o inferior a v_i, ambas estrategias comportan la misma ganancia (cero en el primer caso y $v_i - b^*$ en el segundo), pero, en los casos intermedios, la puja sincera arroja ciertamente mejores resultados, generando un beneficio cero (si $b^T < b^*$, i no se hace con el artículo), mientras que la puja superior a la valoración propia provoca pérdidas.

En suma, queda demostrado que, para todo postor, la puja sincera es lo que los teóricos del

juego denominan una *estrategia dominante*: es óptima, con independencia de lo que hagan los demás. Por consiguiente, si todos los postores actúan en su propio interés, sus pujas serán iguales a sus verdaderas valoraciones, y, en este sentido, las subastas al segundo precio no son sino una manera sofisticada de preguntar a los clientes cuánto están dispuestos a pagar. Más aún, habida cuenta de que, en este equilibrio de la subasta, todos pujan conforme a su propia valoración, las reglas garantizan que el artículo se adjudique al agente verdaderamente dispuesto a pagar el precio más alto (denominémoslo agente 1, y v_1 su valoración), y que pague un precio igual al importe de la segunda valoración más alta (v_2). La adjudicación resultante es por tanto *eficiente* (el bien se adjudica al agente que más lo valora), el ingreso del vendedor es v_2, y el ganador de la subasta obtiene un excedente igual a $v_1 - v_2 > 0$.

Concluimos el examen de la subasta de segundo precio con una observación útil para comprender una importante propiedad de las subastas utilizadas para vender espacios de publicidad *online*. En concreto, nótese que el razonamiento expuesto implica que la puja sincera será siempre óptima, incluso si los postores conocieran las valoraciones de los demás. Por ejemplo, supongamos que la misma subasta se repite varias veces, con el mismo grupo de postores y las mismas valoraciones. Si los postores pujan sinceramente en cada sesión, y se consultan las pujas anteriores, los postores acabarían por saber qué pujas cabe esperar de los demás. Sin embargo, no tendrían incentivo alguno para rebajar sus pujas, porque la puja propia no determina el pago que deberá realizar el postor (8).

Sección avanzada: la subasta óptima. El lector atento se preguntará si, dado que el vendedor no extrae el máximo excedente del ganador en la subasta de segundo precio, puede aumentar sus ingresos valiéndose de un sistema de venta distinto. Ya se ha explicado que el resultado óptimo (que equivaldría a facturar por el importe de v_1) no siempre es factible en este contexto. Cabe pues preguntarse cuál es el segundo mejor resultado: si v_2 es muy baja, por ejemplo, ¿existe un tipo de subasta que garantice ingresos superiores a los señalados? La teoría económica proporciona una respuesta: la *subasta óptima* en este caso es la subasta de segundo precio con un precio de reserva p^*. Las reglas disponen que, si todas las pujas son inferiores a p^*, el artículo no se vende; si la puja más alta es superior y la segunda inferior a p^*, el ganador se lleva el artículo y paga p^*; por lo demás, las reglas son las mismas (en la práctica, es como si p^* fuera la puja del vendedor). Según puede comprobarse, si el precio de reserva se escoge óptimamente (de manera que se cancele la pérdida sufrida si $v_1 < p^*$, al no venderse el artículo, y que se obtengan ganancias cuando $v_1 > p^* > v_2$), la *subasta de segundo precio con el precio de reserva «óptimo»* es asimismo una forma eficaz de conocer la valoración de los postores, de tal suerte que el vendedor pueda maximizar los ingresos previstos. En este sentido, constituye la *subasta óptima* (9).

3.2. La subasta de primer precio

A efectos de posteriores referencias, conviene abordar otro formato de subasta común, tal vez el más intuitivo para quienes no sean economistas: *la subasta de primer precio* (en sobre cerrado). Como se apuntaba, en esta subasta los postores remiten sus pujas simultáneamente (es decir, sin conocer las pujas de los demás), y el mejor postor adquiere el artículo pagando un precio igual a su propia puja.

El hecho de que en este tipo de subasta el ganador pague el precio de su propia puja, complica el análisis estratégico: a diferencia de en la subasta de segundo precio, la puja del postor determina aquí tanto su probabilidad de ganar como el precio que paga si gana. Hacer una puja igual a la propia valoración no resulta ya óptimo: si otro postor hace una más alta, no se adquiere el artículo y la ganancia es nula; pero, si todas las demás pujas son más bajas, nuestro postor gana y paga el precio de su puja —igual a su valoración—, con lo que su ganancia es asimismo nula. Una puja igual a la valoración propia supone, por tanto, que el beneficio sea cero, con independencia de lo que hagan los demás. Pero esto significa a su vez que toda puja $b_i < v_i$ es mejor que la puja sincera para el postor i: por pequeña que sea la probabilidad de ganar, digamos $\varepsilon > 0$, el éxito en la subasta generaría un beneficio de $v_i - b_i$, y así, en valor esperado, será igual a $\varepsilon \cdot (v_i - b_i) > 0$, beneficio siempre mayor que el obtenido con la puja sincera. Así pues, un postor racional no pujaría sinceramente en la subasta de primer precio.

Si los postores no conocen a ciencia cierta las valoraciones de los demás —digamos que cada postor i espera que las valoraciones de los demás postores, v_j, se obtienen de una distribución determinada $F(\cdot)$—, la teoría económica permite calcular las pujas «de equilibrio». Por ejemplo, si hay dos postores, y las valoraciones independientemente de una distribución uniforme de [0,1] (es decir, dado cual-

quier p, la probabilidad de que la valoración de i sea igual o inferior a p es exactamente igual a p), las pujas de equilibrio en esta subasta serían tales que $b_i^* = \frac{v_i}{2}$ (con n postores, las pujas de equilibrio serían $b_i^* = \frac{n-1}{n} v_i$). Nótese que, si los postores pujan con arreglo a este equilibrio, la puja más alta la sigue haciendo el postor con la valoración más alta, de suerte que la asignación definitiva sigue siendo eficiente: el bien se adjudica al postor que tiene la valoración más alta, al igual que en la subasta de segundo precio. Pero, ¿qué hay de los ingresos? Habida cuenta de que en la subasta de primer precio las pujas determinan tanto la probabilidad de ganar como el pago mismo (lo primero hace aconsejable que subamos nuestra puja hasta igualarla con nuestra valoración; lo segundo hace aconsejable mantener nuestra puja lo más baja posible), las pujas de equilibrio serán, por lo general, más bajas que las de la subasta de segundo precio. En este último tipo de subasta, sin embargo, los ingresos equivalen a la segunda puja más alta, mientras que en la subasta de primer precio equivalen a la puja más alta de todas. De ahí que la incidencia general en los ingresos sea incierta. Un sorprendente y famoso resultado en la teoría económica —el teorema de la *equivalencia de ingresos*, debido al premio Nobel de 2007 Roger Myerson— es que los ingresos esperados son los mismos en estos dos tipos de subasta (el teorema de Myerson es de hecho mucho más general) (10).

Así pues, en suma, las subastas de primer y de segundo precio producen las mismas asignaciones y los mismos ingresos previstos, pero la estrategia a seguir es mucho más sencilla en la subasta de segundo precio, y más «robusta» en cuanto a la información que tienen los distintos postores sobre los demás.

III. BREVE HISTORIA Y ANÁLISIS ECONÓMICO DE LAS SUBASTAS DE BÚSQUEDAS PATROCINADAS

En esta sección presentamos una breve historia de la evolución de los principales formatos de subasta utilizados en el mercado de la publicidad *online*, con especial énfasis en la clase más importante: las subastas de búsquedas patrocinadas. En la subasta convencional de una búsqueda patrocinada, un anunciante que tiene una cuenta abierta con el proveedor de un motor de búsqueda (como Google o Microsoft-Bing) elige para cada «palabra clave» (una palabra o frase) el mensaje que desea que aparezca, el precio máximo que está dispuesto a pagar (por clic o por impresión) y el presupuesto general del que dispone, así como toda opción de focalización disponible. En el apartado 3.1 nos remontamos a los albores de este mercado, cuando, en 1998, el motor de búsqueda GoTo.com —renombrado después Overture y adquirido por Yahoo! en 2001— introdujo la llamada *subasta generalizada al primer precio (GFP)* para la venta de espacios de publicidad en sus páginas de resultados de búsqueda. Asimismo, se examinan las propiedades económicas clave de este formato de subasta, lo cual permite además explicar su eventual descarte.

El apartado 3.2 se ocupa por su parte de la subasta *generalizada de segundo precio (GSP)*, que Google incorporó en 2002 a su plataforma de subastas publicitarias *AdWords Select*, y ha sido adoptada desde entonces por los principales motores de búsqueda, habiéndose convertido en el formato de subasta de referencia en la industria. Abordaremos las propiedades económicas de este formato, sus ventajas frente al formato *GFP* que la precedió, y las razones de su éxito.

En el apartado 3.3 nos ocupamos de la subasta *Vickrey-Clarke-Groves (VCG)*. A diferencia de las subastas *GFP* y *GSP*, desarrolladas por empresas privadas activas en el mercado actual, el *VCG* es un viejo formato de subasta desarrollado por economistas académicos a principios de la década de 1960 para solucionar el problema general de la asignación eficiente de bienes (veáse Vickrey, 1961). A pesar de ser muy conocido entre los teóricos de la economía, y acaso debido a la considerable complejidad de su regla de pagos (véase el apartado 2.2.3), este formato de subasta estuvo prácticamente confinado a los manuales avanzados de economía hasta que Facebook decidió adoptarlo. Como veremos, la decisión de Facebook se acogió con cierta sorpresa en la industria, que no veía motivos fundados para la utilización de tan complejo mecanismo en detrimento de las alternativas más simples disponibles. El excelente rendimiento de Facebook desde entonces sugiere que la subasta *VCG* ha rendido a su vez muy bien, hasta el punto de que en la industria se rumorea que Google lo está utilizando experimentalmente en algunas de sus subastas, y posiblemente sopesando usarlo en todas ellas.

En la sección cuarta nos ocuparemos de otros avances recientes en este mercado, y sugeriremos una explicación económica al éxito de la subasta *VCG*, así como las posibles implicaciones de estos últimos avances para el futuro de esta importante industria.

1. Prehistoria: *overture* y subasta *GFP*

En 1998, el motor de búsqueda GoTo.com revolucionó el mundo de la publicidad *online* con la introducción de subastas para la venta de espacios publicitarios en sus páginas de resultados de búsqueda. Esta empresa, rebautizada después Overture y adquirida por Yahoo! en 2001, había ideado la llamada subasta generalizada de primer precio *(GFP)*, en la que el espacio publicitario se asignaba a los anunciantes conforme al rango de sus pujas, pagando cada anunciante el precio de su propia puja por cada clic que recibía. La idea clave era lograr que un motor de búsqueda fuera capaz de cosechar un bien muy preciado: la atención del consumidor. El siguiente paso fue la conversión de cada búsqueda realizada en el motor de búsqueda en una subasta. El modelo, desarrollado originalmente por GoTo.com-Yahoo! y continuado posteriormente por los demás motores de búsqueda, consistía esencialmente en generar una subasta distinta para cada palabra clave buscada en el motor de búsqueda.

En el formato original de Yahoo!, la subasta *GFP*, los espacios se asignaban a los postores conforme a sus pujas en orden decreciente (el mejor espacio para el mejor postor, el segundo espacio para el segundo mejor postor, y así sucesivamente), y cada postor pagaba un precio por clic igual a su propia puja. Así, supongamos que un número n de postores remite un perfil de pujas $b = (b_1, b_2, \ldots, b_n)$, y que la puja de i es la *k-ésima* más alta, de tal suerte que adquiere el *k-ésima* espacio y paga un precio por clic igual a su propia puja. El beneficio resultante para el postor es por tanto $x_k \cdot (v_i - b_i)$. Cada anunciante se ve así constreñido a una puja por palabra clave, sin posibilidad de ofrecer un precio distinto para cada espacio distinto (11).

Este formato de subasta tuvo inicialmente mucho éxito. Los ingresos y la capitalización de Yahoo! crecieron muy rápidamente. Pero, a medida que aumentaba el volumen de las subastas, y los anunciantes se familiarizaban con su mecánica, este modelo al principio tan exitoso se volvió problemático (véase, por ejemplo, Ottaviani, 2003). El motivo es que, tras un período inicial en el que los anunciantes pasaban cíclicamente por fases de puja agresiva y conservadora, sus pujas acabaron por estabilizarse a un nivel muy bajo. Esto supuso ingresos más volátiles y en general inferiores para Yahoo!, que se hizo así vulnerable a la competencia de otros motores de búsqueda capaces de diseñar mejores formatos de subasta. Pero para dilucidar qué características de una subasta permitirían solventar este tipo de problemas, importa comprender primero por qué la subasta *GFP* generó estos fenómenos de pujas cíclicas y colapso implícito de las mismas. Por ello, presentamos a continuación un análisis económico de la subasta *GFP*.

1.1. Análisis económico de la subasta *GFP*

De modo semejante a la subasta básica de primer precio (de un solo bien), puede comprobarse que, cuando los anunciantes no conocen a ciencia cierta las valoraciones de los demás, se produce un equilibrio en la subasta *GFP* merced al cual los espacios se asignan *eficientemente*. En concreto, se trata de estrategias de puja que propician que las pujas de equilibrio resultantes, $\hat{b} = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \ldots, \hat{b}_n)$, tengan la propiedad de que $\hat{b}_1 > \hat{b}_2 > \ldots > \hat{b}_n$, de modo que el postor con la valoración más alta (postor 1) obtiene el mejor espacio, el postor con la segunda valoración más alta (postor 2) obtiene el segundo espacio, etc. Así, cada postor que obtiene en efecto un espacio (a saber, postores $i = 1, \ldots, S$) paga el precio de su puja, $\hat{b}_i$, siendo el beneficio resultante $x_i \cdot (v_i - \hat{b}_i)$.

Supongamos ahora que —en una subasta dada de una palabra clave— el conjunto de postores y sus valoraciones se mantienen razonablemente constantes en el tiempo. En tal caso, los postores acabarían por tener la expectativa de que las pujas de equilibrio de cada cual serán más o menos iguales a $\hat{b} = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \ldots, \hat{b}_n)$. Mas consideremos ahora el problema del postor S, quien se ha hecho con el peor espacio a la venta: su beneficio, si todo el mundo puja de esta forma, es $x_S \cdot (v_S - \hat{b}_S)$. Como en la subasta *GFP* el precio por clic es igual a la puja propia, el *beneficio* es decreciente en la puja de S. De ahí que lo idóneo para este postor sería reducir su puja cuanto le sea posible, pero sin llegar a perder su espacio. Esto significa que, evidentemente, no puede fijar sin más su puja a cero, ya que perdería el espacio. Pero, si el perfil de pujas $\hat{b} = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \ldots, \hat{b}_n)$ se mantiene suficientemente estable, el postor sabe que acabará haciéndose con el mismo espacio siempre y cuando su puja supere a la inmediatamente más baja, $\hat{b}_{S+1}$. Así, el postor S tendría un incentivo para bajar su puja, siempre y cuando esto no suponga perder su posición. Si nadie varía su puja entretanto, la suya bajaría en principio hasta llegar a $\hat{b}_{S+1} + \varepsilon$ (tomando $\varepsilon > 0$ como el menor incremento de puja, p. ej., un céntimo de euro).

Es preciso tener presente que la lógica de este razonamiento rige de hecho para todo postor i: cada

i obtendría el espacio *i-ésimo* siempre y cuando $b_i > b_{i+1}$. Pero, aparte de esto, el beneficio por la obtención del espacio *i-ésimo* se maximiza si se fija b_i al valor mínimo posible que garantice que *i* obtiene su posición «correcta». Esto significa que, partiéndose de un período inicial de pujas más o menos estables a $\hat{b} = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, ..., \hat{b}_n)$, la estructura de pagos de la subasta *GFP* brinda a los postores incentivos fundados para que bajen sus pujas.

Pero supongamos ahora que *i* ha bajado la puja todo lo posible, sin ceder su espacio (p. ej., supongamos que $b_i = \hat{b}_{i+1} + \varepsilon$). En este punto, el postor *i* + 1 obtiene el espacio *i* + 1-*ésimo* a un precio igual a $\hat{b}_i$, pagando esencialmente lo mismo que el postor *i* está pagando por el espacio *i-ésimo*, que tiene un *CTR* más alto. Por tanto, el postor *i* + 1 tendría un incentivo para subir su puja por encima de b_i (digamos, a $b_{i+1} = b_i + \varepsilon = \hat{b}_{i+1} + 2\varepsilon$): de este modo, conseguiría el mejor espacio, y así el *CTR* más alto, sin apenas variación en el precio que paga. Pero entonces el postor *i*, que inicialmente había rebajado su puja con el fin de pagar menos por el espacio *i-ésimo*, vería su puja superada por la de *i* + 1, descendiendo a una posición inferior. En este punto, el postor *i* se ve incentivado a aumentar su puja de nuevo para recuperar su posición original. Así, la fase inicial en la que los postores bajan las pujas para disminuir sus pagos, dada la asignación inicial, da paso a una fase en la que las pujas son objeto de una presión al alza en un intento por mantener la posición original.

Ahora bien, habida cuenta de que los postores con las valoraciones más altas tienen una mayor disposición a pagar por un espacio cualquiera, esta carrera a la cima acaba finalmente por restablecer la clasificación inicial, recuperándose así también la asignación eficiente: un postor que haya hecho una valoración baja dejaría de competir por un espacio antes que un postor con valoración alta, y diversos postores abandonarían la carrera en un orden ascendente acorde al de sus valoraciones. Pero, una vez que la carrera a la cima termina y se restablece la ordenación eficiente de los postores, volvemos a la situación inicial: manteniéndose las posiciones constantes, cada postor que obtiene un espacio tiene el incentivo de rebajar su puja. Esta dinámica se mantiene hasta que las pujas son tan bajas que la carrera a la cima vuelve a empezar, y así sucesivamente. Por consiguiente, la característica principal de la subasta *GFP*, que los postores pagan el importe de su propia puja, implica que no exista un perfil determinante de pujas $\hat{b} = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, ..., \hat{b}_n)$ que pueda establecer un «equilibrio» en la subasta, si las valoraciones de los postores se mantienen estables.

En resumen, cuando existe incertidumbre entre los postores sobre las valoraciones de los demás, la subasta *GFP* admite un equilibrio que propicia asignaciones eficientes, como sucede en la subasta básica al primer precio de un solo bien. Esto se debe a que la incertidumbre sobre las valoraciones del resto se traduce en incertidumbre sobre las pujas, lo que a su vez impide que los postores rebajen las pujas sin arriesgar su espacio. Sin embargo, cuando no hay incertidumbre sobre las valoraciones, no se da un equilibrio «de estrategia pura» en la subasta *GFP*: los únicos equilibrios posibles han de conllevar cierta aleatorización (si no existe incertidumbre respecto a las valoraciones, la aleatorización debe aplicarse a las pujas de los anunciantes) (12).

La razón última por la que la subasta *GFP* acabó provocando ciclos de puja fue pues que, en muchas subastas de palabra clave, el conjunto de postores y sus valoraciones no presentaban el grado de incertidumbre suficiente para impedir que los anunciantes se involucraran en el mecanismo descrito. Los incentivos para que bajasen sus pujas eran demasiado fuertes, lo que a su vez desencadenó la consiguiente reacción en forma de pujas agresivas, dando así lugar al ciclo.

No obstante, una vez que los postores han pasado por varios de estos ciclos, comprenden que no tiene mucho sentido desencadenar la carrera a la cima, ya que no tardan en constatar que cualquier guerra de precios de esta clase la ganan inexorablemente los anunciantes con mayor valoración, restableciéndose así la asignación original, solo que con precios más altos para todos. Así pues, cumplidos varios de estos ciclos, los anunciantes se dan cuenta de que el aumento de las pujas con el objeto de modificar la asignación final no conduce a nada. Por consiguiente, cejan en dicho intento, aceptando la misma asignación en el perfil bajo de pujas. De este modo, los ciclos generados por la ausencia de equilibrios puros en la subasta *GFP* propiciaron una forma indirecta de colusión entre los anunciantes, que a su vez mermó los ingresos generados por la subasta *GFP*.

2. La revolución de Google y la subasta *GSP*

El fenómeno de los ciclos de puja observado en la subasta *GFP*, que puede explicarse por la ausencia de equilibrios puros, se ha considerado el principal desencadenante del abandono definitivo

del formato *GFP* y la creación de un nuevo formato de subasta, que pronto dominaría el mercado: la subasta generalizada de segundo precio *(GSP)*.

En febrero de 2002, Google introdujo la subasta *GSP* en su plataforma de subastas publicitarias *AdWords Select*. Una de las claves del éxito de Google fue su capacidad de incorporar publicidad al pulcro diseño de sus páginas sin diluir el contenido informativo para los consumidores. En el artículo seminal que marcó el nacimiento de Google, sus fundadores, Sergey Brin y Larry Page, se quejaban de que los anteriores motores de búsqueda financiados con publicidad estaban «inherentemente sesgados hacia los anunciantes con desconsideración de las necesidades de los consumidores» (Brin y Page, 1998), lo cual consideraban un obstáculo mayúsculo. El afán por construir y mantener una base de consumidores perdurable ha sido un rasgo capital de la historia de Google, y puede explicarse en los términos de la discusión del apartado 2.2.1 sobre cómo la calidad de la página web puede suponer un aumento de valor para los anunciantes, y así de la rentabilidad de las páginas de búsqueda de Google.

Ahora bien, como examinaremos a continuación, la estructura estratégica de la subasta *GSP* y la sencillez de sus reglas resultó fundamental para garantizar un comportamiento estable de las pujas, y así una base de ingresos sólida, que potenció el negocio de Google hasta cotas sin precedentes: el 19 de agosto de 2004, Google salió a bolsa con un valor de 27.000 millones de dólares. En 2011, la compañía registró unos ingresos globales de 37.900 millones de dólares, de los cuales 36.500 (96 por 100) se atribuyeron a la publicidad (13). Google tiene hoy día un valor próximo a los 300.000 millones de dólares.

El éxito de Google convirtió al formato de subasta *GSP* en el mecanismo preferido del resto de los principales motores de búsqueda, incluidos el anterior líder del sector, Yahoo!, su posterior socio Microsoft-Bing, y Taobao en China. La supremacía del formato *GSP* en las subastas de publicidad *online* no ha sido prácticamente disputada hasta fecha reciente, cuando otro actor principal de la industria probó una vía alternativa, que abordaremos en el apartado 3.

2.1. Análisis económico de la subasta *GSP*

Para comprender las razones del éxito de la subasta *GSP*, conviene recordar sus reglas. Por el momento, procederemos a su exposición sin tomar en consideración los llamados «niveles de calidad», que esencialmente consisten en una reponderación de las pujas conforme al grado en que el anunciante encaje con el contenido de una consulta de búsqueda dada. Aun siendo parte integral de las innovaciones introducidas por Google en sus subastas de búsqueda patroci*nada, los niveles de calidad no pertenecen intrínsecamente al modelo de subasta GSP*; de hecho, Taobao no los utiliza en sus subastas *GSP*.

En la *subasta generalizada al segundo precio (GSP)*, los postores remiten sus pujas simultáneamente. Las pujas se clasifican de mayor a menor, el *j-ésimo* mejor postor consigue el *j-ésimo* espacio, y paga un precio por clic igual al de la siguiente puja más alta (la $j + 1$-*ésima*).

Nótese que, dadas estas reglas, la subasta *GSP* comparte una propiedad muy importante con la subasta básica de segundo precio (de un solo bien), a saber, que la puja de un postor determina qué espacio adquiere, si se da el caso, pero no el precio por clic que debe pagar por ese espacio.

Esto significa que, dado un perfil determinado de pujas $\hat{b} = (\hat{b}_1, \ldots, \hat{b}_n)$, pueden darse dos casos: o bien i) no hay ningún postor que, dando por sentadas las pujas del resto, tome la iniciativa de cambiar la suya (lo que los economistas llaman un *equilibrio*); o bien ii) hay algún postor que prefiere ocupar otro espacio (ya sea uno de menos valor —con una puja inferior a algunas de las más bajas— o uno de más valor —con una superior a algunas de las más altas)—. La diferencia respecto a la subasta *GFP* estriba en que no puede darse el caso de que un postor quiera variar su puja, pero no su posición. Esta propiedad es importante porque, si se da un perfil de pujas $\hat{b}$ tal que cada postor prefiere exactamente la posición que le asignan, a la vista de los precios resultantes, los postores no tendrían incentivos para cambiar sus pujas. Por tanto, esta propiedad esencial de la subasta *GSP* permite solventar el problema básico que subyace a los ciclos de puja en la subasta *GFP*, a saber, el de los incentivos que tenían los postores en dicha subasta para disminuir sus pujas, manteniéndose las asignaciones constantes.

La discusión se ha centrado hasta ahora en las semejanzas entre la subasta básica al segundo precio de un solo artículo y la *GSP* (recuérdese que son equivalentes cuando hay un solo espacio a la venta, $S = 1$). Ahora bien, cuando hay más de un bien a la

venta, $S > 1$, existen también importantes diferencias entre ambas. En particular, que en la subasta *GSP* todos pujen sinceramente (es decir, que cada i establezca $b_i = v_i$) no supone ya un equilibrio. Así, en la subasta *GSP* la puja sincera no es una «estrategia dominante», tal y como lo era en la básica al segundo precio.

Para ilustrar este punto, supongamos que hay cuatro postores, con valoraciones $v_1 = 3$, $v_2 = 2{,}9$, $v_3 = 2{,}8$, y $v_4 = 0{,}1$, que hay tres espacios a la venta, con *CTR* de $x_1 = 10$, $x_2 = 9$ y $x_3 = 8$, y que todos pujan sinceramente. Así, el postor 1 obtiene el mejor espacio al precio de v_2, y un beneficio igual a $x_1 \cdot (v_1 - v_2) = 1$. De otra parte, dadas estas pujas, el precio por clic del tercer espacio es muy bajo: es igual a $v_4 = 0{,}1$. Pero, si en lugar de pujar sinceramente y conseguir el mejor espacio a un precio muy cercano a su propia valoración, el postor i hiciera una puja baja (digamos de 0,5, o cualquier otra que se sitúe entre v_4 y v_3), obtendría el tercer espacio al bajo precio de v_4. Esto generaría un beneficio de $x_3 \cdot (v_1 - v_4) = 23{,}2$. Por consiguiente, en este caso, al postor con la valoración más alta le resultaría mucho más conveniente hacerse con el peor espacio a un precio muy bajo que pujar sinceramente para adquirir el mejor espacio a un precio muy alto. Esto demuestra que la puja sincera ha dejado de ser la estrategia dominante, y por tanto que, a pesar de las semejanzas entre ambos tipos de subasta, el comportamiento estratégico en la subasta *GSP* es mucho más complejo que en la subasta básica de segundo precio.

El análisis económico muestra que la subasta *GSP* puede tener múltiples equilibrios, pero hay uno en concreto que ha recibido especial atención en la literatura teórica económica, y se ha convertido en referente para el estudio del equilibrio competitivo en la subasta *GSP*. Además de sus muchas ventajas teóricas, una razón de peso de por qué este equilibrio resulta especialmente interesante es que se adecua a las instrucciones que proporciona Google en el tutorial de *AdWord* para pujar en las subastas (14). En este equilibrio: i) las pujas se clasifican de acuerdo con las valoraciones de los postores (es decir, $b_1 > b_2 > \ldots > b_n$, de tal manera que la asignación resultante es eficiente); ii) los postores con la valoración más baja que no consiguen un espacio pujan sinceramente (es decir, $b_i = v_i$ siempre que $i > S$); iii) los demás postores, $i = 2, \ldots, n$, hacen una puja b_i que supone que les sea indiferente obtener la *i-ésima* posición al precio actual (que es igual a la siguiente puja más alta, b_{i+1}) o escalar una posición (hasta un *CTR* de x_{i-1}) pagando un precio por clic igual a su propia puja, b_i (en matemática, esto significa que $b_i = v_i - \frac{x^i}{x_{i-x}} (v_i - b_i + 1)$ siempre que $i = 2, \ldots, S$); y iv) la puja del mejor postor no se determina exclusivamente, siendo la única restricción que su valor exceda el de la siguiente puja.

Para ilustrar este equilibrio competitivo, así como otras cuestiones en la discusión subsiguiente, nos remitiremos reiteradamente al siguiente ejemplo (15):

Ejemplo 1. Consideremos una subasta de cuatro espacios con cinco postores, con las siguientes valoraciones: $v_1 = 5$, $v_2 = 4$, $v_3 = 3$, $v_4 = 2$ y $v_5 = 1$. Los *CTR* para las cuatro posiciones son los siguientes: $x_1 = 20$, $x_2 = 10$, $x_3 = 5$, $x_4 = 2$. En este caso, el *referente del equilibrio competitivo en la subasta GSP* es: $b_5 = 1$, $b_4 = 1{,}6$, $b_3 = 2{,}3$ y $b_2 = 3{,}15$. La puja más alta no se determina precisamente, pero no afecta a los ingresos porque no repercute en el pago del mejor postor (solo determina el hecho de que recibe el mejor espacio). En este ejemplo, los ingresos totales son de 96, y la asignación resultante es claramente eficiente.

En la discusión previa hemos omitido deliberadamente un rasgo que fue manifiestamente impuesto por Google cuando lanzó el modelo de subasta *GSP*: los niveles de calidad. El planteamiento esencial es que ciertos anunciantes pueden dar valor a aparecer en palabras clave que poco tienen que ver con sus productos, con la idea de crear un liderazgo potencial (i. e., fomentar un reconocimiento de la marca que pueda generar ventas futuras) a muy bajo precio (un clic en su enlace es muy poco probable). Sin embargo, esto perjudicaría al motor de búsqueda tanto a corto plazo, por el bajo índice de clics, como a largo plazo, ya que a los consumidores del motor de búsqueda les puede resultar particularmente molesto estar expuestos a anuncios sin relación con sus búsquedas. Para resolver estos problemas, la versión de Google de la subasta *GSP* clasifica a los anunciantes no solo según sus pujas, sino también conforme al producto de sus pujas y un nivel de calidad. Este último es una función del historial de clics y, como el algoritmo para los resultados de búsqueda orgánica de Google, asigna más valor a los anunciantes con mayores posibilidades de que se pinche en su enlace. La mecánica de la subasta con la variable de los niveles de calidad es prácticamente idéntica a la recién ilustrada, pero con una notación más enrevesada. Para una ampliación de su conocimiento, remitimos a un trabajo nuestro más técnico, Decarolis, Goldmanis y Penta (2017).

3. Facebook y la subasta *VCG*

Hacia 2007, Facebook empezó a experimentar con la subasta *VCG* para sus subastas de anuncios gráficos o de *display*, y, para 2015, había concluido la transición de todas sus subastas a este formato. Estas subastas de anuncios de *display* son distintas de las utilizadas en los motores de búsqueda que hemos examinado hasta ahora, ya que no son generadas por palabras clave y conllevan dificultades específicas a la hora de integrar los anuncios en el contenido orgánico de Facebook. Pero, más allá de estas cuestiones técnicas, comportan a fin de cuentas el mismo tipo de problema económico que se viene discutiendo: el problema de las subastas multiunidad.

Antes de que John Hegeman, con una Maestría en Economía por la Universidad de Stanford, se convirtiera en el economista jefe de Facebook, la subasta *VCG* (multiunidad) tenía escasa repercusión más allá del ámbito académico. Tal vez por ello, o por su regla de pago un tanto bizantina, la reacción inicial de la industria a la innovación de Facebook fue de sorpresa (cf. *Wired,* 2015). Pero Facebook y su subasta *VCG* son hoy elementos esenciales de esa industria: en el segundo trimestre de 2015, Facebook facturó 4.040 millones de dólares, y, junto con Twitter, se ha convertido en uno de los principales actores en las subastas de anuncios de *display*. Según Varian y Harris (2014), hacia 2012 Google sopesó una transición a la subasta *VCG* para sus subastas de búsqueda, si bien en última instancia decidió pasarse al modelo *VCG* únicamente para las ventas de anuncios contextuales, por la percepción del riesgo asociado a la necesidad de dar a conocer a los postores la compleja regla de pago de la subasta *VCG*.

En efecto, la *VCG* es una clásica subasta ampliamente estudiada en la literatura académica con un mecanismo de pagos bastante complejo. Como explicamos en el apartado 3.3.1, está diseñada para poner precio a las externalidades que cada postor impone a los demás en la asignación eficiente. De otra parte, como también discutiremos en el apartado 3.3.1, la subasta *VCG* presenta la ventaja de que la puja sincera es la estrategia dominante, como en la subasta básica de segundo precio. La asignación resultante es, por tanto, eficiente. La subasta *GSP*, por el contrario, funciona con reglas muy sencillas (el mejor postor k obtiene el mejor espacio k a un precio por clic igual a la $[k + 1]$ puja más alta), pero da lugar a interacciones estratégicas más complejas. Las ventajas relativas de ambas subastas no son pues evidentes, al menos a primera vista.

No obstante, consideremos de nuevo el problema de subasta expuesto en el ejemplo 1:

Ejemplo 2. Hay cuatro espacios y cinco postores, con las siguientes valoraciones: $v_1 = 5$, $v_2 = 4$, $v_3 = 3$, $v_4 = 2$ y $v_5 = 1$. Los *CTR* para las cuatro posiciones son los siguientes: $x_1 = 20$, $x_2 = 10$, $x_3 = 5$, $x_4 = 2$. Pero supongamos esta vez que el vendedor utiliza un modelo de subasta *VCG*, en lugar de *GSP*. Como exponemos a continuación, la puja sincera es la estrategia dominante en la subasta *VCG*. En este equilibrio, todos los postores pujan $b_i = v_i$, de modo que la asignación resultante es la misma que en la subasta *GSP*. Más aun, aplicando la fórmula a los pagos de la subasta *VCG*, se comprueba fácilmente que los ingresos totales son exactamente los mismos que se obtendrían con el equilibrio competitivo de referencia de la subasta *GSP*: 96.

Por consiguiente, como se infiere de este ejemplo, parece que la subasta *GSP* es más simple y garantiza los mismos beneficios y la misma asignación que la *VCG*: si la mayor complejidad de la subasta *VCG* garantiza que la puja sincera sea la estrategia dominante, no parece generar mayores ingresos en este contexto, ni una mejor asignación.

Teóricos de la economía han demostrado que esta equivalencia de resultados entre la subasta *VCG* y el equilibrio competitivo de referencia de la subasta *GSP* se mantiene en general (veáse Edelmann, Ostrovsky y Schwarz (veáse Edelmann, Ostrovsky y Schwarz, 2007). Combinado con la sencillez de las reglas de la subasta *GSP*, este resultado ha contribuido a explicar el sorprendente éxito de la *GSP* y, hasta fecha reciente, su implantación casi universal.

El siguiente punto contiene un escrutinio más profundo de la subasta *VCG* y su relación con la subasta *GSP* y la básica de segundo precio. En la sección cuarta se trata de explicar por qué la subasta *VCG* puede ser preferible hoy día a la GSP, y se examinan otras tendencias recientes en el mercado que, conjuntamente con los cambios en los formatos de subasta, repercuten en su *funcionamiento*.

3.1. Análisis económico de la subasta *VCG*

Empezaremos por explicar por qué la puja sincera es la estrategia dominante en la subasta *VCG*. A tal fin, recordemos las reglas de esta subasta:

- En la *subasta (VCG)*, el *k-ésimo* mejor postor adquiere el *k-ésimo* espacio, y paga un precio igual a la suma ponderada de todas las demás pujas, siendo el coeficiente de la *l-ésima* apuesta más alta (cuando $l > k$) igual a $(x_{l-1} - x_l)$, y estableciéndose $x_k = 0$ siempre que $k > S$.

En primer lugar, nótese que, a semejanza de las subastas *GSP* y básica de segundo precio (de una sola unidad), la puja de un postor no repercute directamente en el precio que paga por el espacio que obtiene (más allá de determinar el espacio que consigue). Si *i* hace la *k-ésimo* puja más alta, obtiene el *k-ésimo* espacio y paga un precio que solo depende de las pujas más bajas (cada una determinada por el término $(x_{l-1} - x_l)$, siempre que $l > k$).

Resulta pues evidente que, a diferencia de en la subasta *GFP*, en la *VCG* los postores no tendrían un incentivo fundado para rebajar sus pujas, manteniendo la asignación constante. De hecho, cuando hay un solo artículo a la venta ($S = 1$), la subasta *VCG* coincide con la básica de segundo precio, al igual que la *GSP*.

Para comprobar que nunca sería óptimo pujar por encima de la valoración propia, nótese que (a semejanza de la subasta básica al segundo precio) pujar $b_i > v_i$ solamente influiría en el resultado en el caso de que otras pujas estuvieran por encima de v_i. Pero, en tal caso, la ganancia debida a un mayor *CTR* se vería sobradamente contrarrestada por el mayor precio: supongamos que, al pujar sinceramente, el agente *i* lograse la posición *k*, mientras que pujando $b_i > v_i$ escalase una posición, hasta el espacio $k - 1$. Esto significa que hay exactamente un competidor, pongamos *j*, cuya puja b_j es tal que $v_i < b_j < b_i$. Ahora, el incremento de utilidad del postor *i* debido a subir una posición de *k* a $k - 1$ es igual a $(x_{k-1} - x_k) \cdot v_i$. Pero el incremento de precio es igual a $(x_{k-1} - x_k) \cdot b_j$, ya que ahora el postor *j* queda debajo del postor *i*, aumentando asimismo el precio a pagar. Pero nótese que hemos supuesto que $b_j > v_i$ en este caso, de modo que el incremento del precio a pagar es mayor que el incremento del beneficio derivado de adquirir un espacio mayor.

Subir la puja por encima de la valoración propia para escalar una posición no sería pues nunca óptimo. Un razonamiento similar es aplicable al caso en el que pujar $b_i > v_i$ permite al postor *i* escalar más de una posición. En todos estos casos, subir la puja por encima de la valoración propia no afecta a la asignación definitiva, o bien reduce el beneficio total, puesto que induce un incremento del pago mayor que el incremento de la utilidad debido a la obtención de un espacio mejor. Un razonamiento simétrico muestra también que pujar por debajo de la valoración propia no comporta nunca un incremento del beneficio: o bien no influye en la asignación ni los beneficios resultantes, o bien depara un espacio peor de forma subóptima, en tanto que ascender hasta el espacio original supondría un incremento de la utilidad mayor que el incremento en el pago que lleva asociado.

En suma, al igual que en la subasta básica al segundo precio, la puja sincera constituye una estrategia óptima en la subasta *VCG*, con independencia de lo que hagan los otros. Recuérdese que no era el caso de la subasta *GSP*, en la que la puja sincera no implica de hecho un equilibrio (véase el ejemplo 1). En este sentido, la subasta *VCG* es en verdad el modo adecuado de generalizar las propiedades de la subasta básica al segundo precio, adaptándolas al caso de múltiples artículos a la venta. A pesar de la aparente conexión más estrecha entre las subastas *GSP* y básica de segundo precio, la *GSP* presenta propiedades muy distintas, heredadas de la más compleja subasta *VCG*: la puja sincera es predominante, e induce una asignación eficiente.

Esto no se produce por casualidad. De hecho, los economistas académicos diseñaron la subasta *VCG* y sus generalizaciones precisamente para alcanzar estos objetivos. Sus ideas se han aplicado, por ejemplo, para garantizar resultados socialmente eficientes no solo en las subastas, sino también en economía medioambiental, o para resolver el problema de la provisión óptima de bienes públicos. El concepto clave que subyace al modelo de pagos de la subasta *VCG*, y el motivo de su asignación eficiente de los recursos, es que proporciona un método sofisticado de poner precio a las externalidades que, de otro modo, podrían provocar ineficiencias, de manera muy similar al impuesto de Pigou, utilizado para reducir las emisiones contaminantes de las empresas.

Para comprobar este extremo, nótese que, si todos pujan sinceramente en la subasta *VCG*, cada postor *i* obtiene el *i-ésimo* espacio y paga un precio igual a la suma ponderada de las valoraciones de todos los agentes $j > i$, determinándose cada v_j por el término $(x_{j-1} - x_j)$. Formalmente, el pago por la *i-ésimo* posición es igual a $\sum_{j=i+1}^{n}(xj - 1 - xj)$. Dicho de otro modo, el postor *i* paga por el *i-ésimo* espacio el valor total de la *externalidad* que impone a los demás. Para comprobar que tal es en efecto

el caso, conviene detenerse un momento a considerar cuál es la externalidad que *i* impone a los otros: si el postor *i* y su puja fueran excluidos del sistema, los postores con una valoración superior a la de *i* (es decir, los indexados $j < i$) seguirían obteniendo los mismos espacios. De otro lado, si *i* y su apuesta fueran excluidos de la subasta, los postores en una posición inferior (cuando $j > i$) escalarían una posición. Por tanto, cada *j* pasaría de un *CTR* x_j a un *CTR* x_{j-1}. La ganancia en utilidad prevista para tal *j* es así $(x_{j-1} - x_j) \cdot v_j$. Por consiguiente, la externalidad total que la presencia de *i* impone a los demás consiste en que evita que los postores con valoración más baja suban una posición en la clasificación de espacios, lo cual supone una desviación de la utilidad de $(x_{j-1} - x_j) \cdot v_j$ siempre que $j > i$. La externalidad total del agente *i* en el espacio *i* es pues precisamente $\sum_{j=i+1}^{n} (x_{j-1} - x_j)$, que corresponde al pago en la subasta *VCG* por el i_n espacio si todos pujan sinceramente.

IV. EVOLUCIÓN RECIENTE: NUEVOS ACTORES Y PUJA A TRAVÉS DE AGENCIA

Además de la evolución de las plataformas de subasta, este mercado ha presenciado también profundos cambios del lado de los anunciantes. En los primeros tiempos de las subastas de publicidad *online*, los anunciantes pujaban desde sus propias cuentas. Es más, las cuentas se gestionaban a menudo por separado para cada participación en una plataforma distinta. Pero ya desde 2011, buena parte de los anunciantes estadounidenses delegaban esta actividad en agencias de *marketing* digital (*DMA*, por sus siglas en inglés) especializadas: Una encuesta de la Association of National Advertisers a 74 grandes anunciantes de EE.UU. señaló que cerca del 77 por 100 de los encuestados externalizaba por completo su actividad de *marketing* en motores de búsqueda en 2011 (y el 16 por 100 lo hacía parcialmente), confiándola a agencias especializadas (ANA, 2011). Análogamente, una encuesta de Econsultancy realizada a 325 anunciantes de tamaño medio reveló que el porcentaje de empresas que no se ocupaban ya directamente del *marketing* en las búsquedas de pago pasó del 53 al 62 por 100 entre 2010 y 2011 (Econsultancy, 2011). Además, muchas de estas *DMA* pertenecen a un puñado de redes (siete en EE.UU.) que realizan toda su actividad en subastas a través de los departamentos centralizados de gestión automatizada de compra de publicidad de las agencias (*ATD*, siglas en inglés de Agency Trading Desks). Así, es cada vez más frecuente que una entidad (ya sea una *DMA* o un *ATD*) puje en la misma subasta en nombre de distintos anunciantes, fenómeno que hemos denominado «agencia común» (16).

Como se expone a continuación, esta tendencia reciente del mercado está llamada a alterar el funcionamiento mismo de los principales formatos de subasta, de tal manera que tiene potencial para revolucionar por completo la industria. Asimismo, genera nuevas oportunidades para que las agencias de *marketing* extraigan excedentes para sus clientes. Esto se debe a que el fenómeno de la agencia común introduce notables cambios en la interacción estratégica, ya que estas agencias tienen ahora la oportunidad de disminuir los pagos coordinando las pujas de sus clientes.

CUADRO N.º 1

LAS SEIS PALABRAS CLAVE PRINCIPALES, EN TÉRMINOS DE SU COSTE (CPC) MEDIO

PALABRA CLAVE	*CPC*	*VOLUMEN*	*POSICIÓN*	
			HABITAT	*SALV. ARMY*
Recogida de donaciones a Habitat for Humanity	4,01	40	1	4
Organizaciones benéficas a las que donar muebles	1,08	20	3	9
Organización benéfica de donaciones *online*	0,93	20	11	10
Página web para donaciones caritativas	0,90	19	11	6
Fondo de asistencia en catástrofes del Salvation Army	0,03	20	2	1
Donaciones a organizaciones benéficas	0,05	30	8	5

Notas: CPC es el coste medio por clic en dólares estadounidenses. Volumen es el número de búsquedas mensuales, en miles. Posición remite al rango entre los enlaces de búsqueda de pago en la página de resultados de Google para la palabra relevante.

Fuente: Datos de búsqueda patrocinada de Google (en EE.UU., 2016) extraídos de SEMrush, en Decarolis, Goldmanis y Penta (2017).

1. El fenómeno de la agencia común

El caso de Merkle, una de las principales agencias en EE.UU., proporciona un claro ejemplo del fenómeno de la agencia común. Una visita rápida a la página *web* de Merkle revela de inmediato que muchos de sus clientes operan en los mismos sectores, siendo así probable que pujen en subastas de las mismas palabras clave (17). Por ejemplo, los datos de Redbook (la base de datos públicos líder en conectar a los anunciantes con sus agencias) confirman que Merkle gestionó las campañas de muchos anunciantes que compiten entre sí. Es por ejemplo el caso de dos destacadas organizaciones benéficas, Habitat for Humanity y Salvation Army, que en 2016 pujaban por cientos de palabras clave a través de Merkle en las mismas subastas. El cuadro n.º 1 incluye las seis palabras clave con el volumen más alto de búsqueda, especificando para cada una de ellas el coste por clic medio y las posiciones de Habitat for Humanity y Salvation Army. Ejemplos semejantes pueden encontrarse en casi todos los sectores: en el textil, tanto Urban Outfitters como Eddie Bauer trabajan con Rimm-Kaufman; en el farmacéutico, Pfizer y Sanofi trabajan con Digitas. El cuadro n.º 1 presenta las seis palabras clave principales, en términos de su coste por clic (CPC) medio.

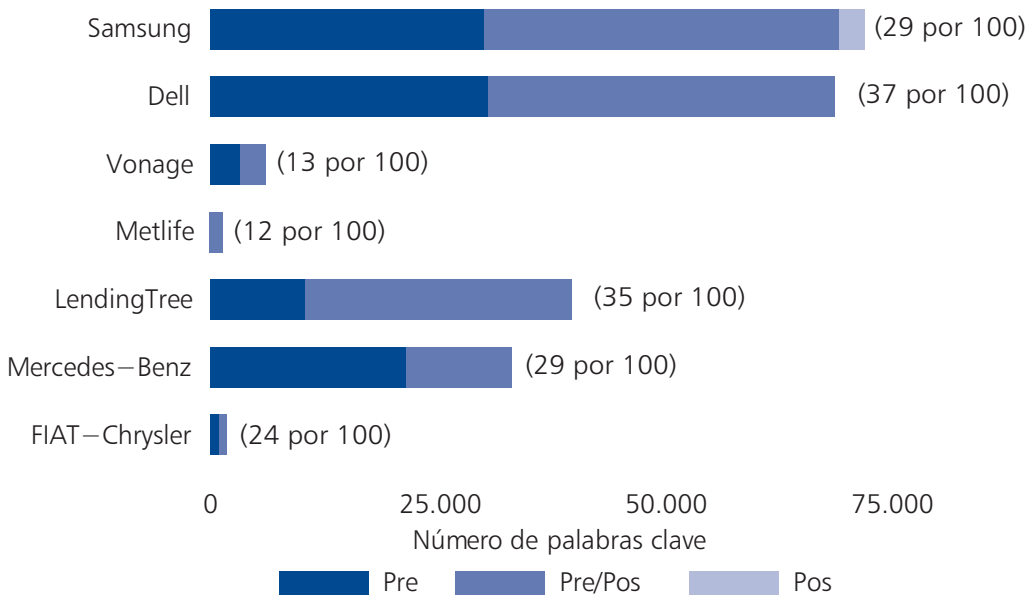
La cuestión de la agencia común se ha hecho aún más relevante en virtud de otro fenómeno reciente, la creación de departamentos de gestión automatizada de compra de publicidad de las agencias (*Agency Trading Desks, ATD*). Aunque hay cientos de *DMA* activas en EE.UU., la mayoría pertenece a una de las siete principales redes de agencias (Aegis-Dentsu, Publicis Groupe, IPG, Omnicom Group, WPP/Group M, Havas, MDC), que operan a través de sus *ATD* correspondientes (respectivamente: Amnet, Vivaki, Cadreon, Accuen, Xaxis, Affiperf y Varick Media). La importancia de los *ATD* viene creciendo a la par de otra tendencia en la industria, en la que las *DMA* desempeñan también un papel fundamental. Se trata de la transición progresiva a las pujas «programáticas» o «algorítmicas» en tiempo real: la adquisición algorítmica de espacios publicitarios en tiempo real por medio de *software* especializado en todas las plataformas donde se puede pujar. Los *ATD* son las unidades que centralizan todas las pujas de una red que opera en los medios «pujables», como Google, Bing, Twitter, iAd y Facebook. Así pues, si las *DMA* no eran originalmente mucho más sofisticadas que los anunciantes particulares, se convirtieron con el tiempo en actores cada vez más sofisticados, y su implantación e integración con los *ATD* ha erigido a la agencia común en un fenómeno crecientemente habitual.

A continuación, se discuten las posibles implicaciones de la agencia común en términos de generación de estrategias colusivas de puja en los diversos formatos de subasta. Pero esta no es necesariamente la única forma que tienen las agencias de implantar estrategias coordinadas. Una alternativa sería repartir las palabras clave entre los clientes de la agencia, de manera que no compitan en las mismas subastas. La estrategia de «retención de pujas» es obviamente ventajosa en las subastas de una sola unidad, pero, en principio, puede usarse también en subastas multiunidad. Un episodio reciente, reflejo también de la tendencia a la concentración de pujas bosquejada más arriba, puede ayudarnos a ilustrar la significación de su potencial para la coordinación de pujas apuntada.

En julio de 2016, Aegis-Dentsu adquirió Merkle, que hasta entonces no estaba afiliada a ninguna red. Por aquel entonces, muchos de los clientes de Merkle pujaban por las mismas palabras clave que algunos de los anunciantes de Aegis-Dentsu. Por ejemplo, en el sector de la electrónica, Dell y Samsung estaban en la cartera de Merkle, pujando por palabras clave que eran también objetivo de los clientes de Aegis-Dentsu Apple, HP, IBM/Lenovo e Intel. Otros ejemplos son: en el sector financiero, Lending Tree y Metlife, clientes de Merkle, pujaban en las mismas subastas que Capitalone, Discover, Fidelity, Equifax y JP Morgan-Chase, clientes de Aegis-Dentsu; en el sector de los fabricantes de automóviles, FIAT-Chrysler y Mercedes-Benz USA, en la cartera de Merkle, pujaban junto con los clientes de Aegis-Dentsu Toyota, Volkswagen y Subaru; en el sector de servicios telefónicos, Vonage, de Merkle, pujaba en las mismas subastas que T-Mobile, en la cartera de Aegis-Dentsu (18).

Esta adquisición aumentó pues aún más el potencial de las pujas coordinadas. El gráfico 1 recoge, para cada anunciante de Merkle antes mencionado, el porcentaje de las palabras clave totales por las que estaban pujando al mismo tiempo que algunos clientes de Aegis-Dentsu, y también si la focalización conjunta de tales palabras clave fue solo preadquisición, solamente posadquisición, o se dio en ambos casos. Aunque existe alguna variación entre estos anunciantes, se aprecia claramente que las palabras clave compartidas son un fenómeno cuantitativamente relevante también posadquisición (resulta interesante que una pequeña parte de las palabras clave se compartieron *solo* posadquisición). Este caso sugiere, por tanto, que la puja coordinada a

GRÁFICO 1
PORCENTAJE DE PALABRAS CLAVE TOTALES POR EL QUE CADA ANUNCIANTE DE MERKLE PUJÓ A LA VEZ QUE ALGUNOS CLIENTES DE AEGIS-DENTSU



Notas: La figura representa el número de palabras clave por el que cada anunciante de Merkle pujó a la vez que, al menos, un miembro de la red Aegis-Datsu (y el porcentaje que representa sobre el número total de palabras clave por las que pujó, entre paréntesis) entre junio de 2015 y enero de 2017 (la compra de Merkle por Aegis-Dentsu tuvo lugar en julio de 2016). El gráfico indica si las pujas por estas palabras clave 'compartidas' se produjo solo preadquisición (en azul oscuro: palabras clave que aparecieron solo antes de julio de 2016), solo posadquisición (en turquesa: palabras clave que aparecieron solamente después de julio de 2016), o en ambos casos (en azul: palabras clave que aparecieron tanto antes como después de julio de 2016).

Fuente: Decarolis, Goldmanis y Penta (2017), manejando datos de nivel de calidad de las palabras clave proporcionados por SEMrush.

través de una agencia común en la misma subasta constituye un fenómeno relevante. Evidentemente, el gráfico refleja que el reparto de palabras clave entre los anunciantes puede tener también su importancia. Dependiendo de la relevancia de las palabras clave para los distintos anunciantes, y de las facilidades para la separación de mercados, cabe esperar que ambos fenómenos acaben por caracterizar las estrategias de puja a través de agencia.

2. Oportunidades de las agencias y sus consecuencias potenciales

Para comprender el impacto potencial de las agencias en las subastas *online*, consideremos en primer lugar la subasta *VCG*. Como ha quedado dicho, cuando los anunciantes compiten entre sí, la puja sincera es la estrategia dominante. Además, si todos adoptan esta estrategia, los espacios se asignan eficientemente a los postores y cada postor paga un precio igual a la externalidad que impone a los otros. Pero supongamos ahora que una sola agencia gestiona las pujas de dos anunciantes, digamos el que tiene la valoración más alta y aquél con la tercera valoración más alta, mientras que el resto de los postores siguen pujando por su cuenta. En tal caso, la apuesta sincera sigue siendo la estrategia dominante para los postores independientes. Sin embargo, la agencia tiene ahora un incentivo para bajar la puja de su cliente menor (el tercero), ya que, merced a la regla de pagos de la subasta *VCG*, la puja de un anunciante repercute directamente en el pago de todos los anunciantes que han pujado por encima de él. Así, bajando la puja del cliente menor, la agencia reduciría el importe del pago de su mejor cliente, sin necesidad de alterar en absoluto la asignación resultante. Nótese que esta oportunidad surge solo cuando la agencia gestiona las pujas de anunciantes distintos en una misma subasta: si los clientes de la agencia compitieran en su-

bastas distintas, no se daría la oportunidad de reducir los pagos de sus clientes mediante la manipulación de sus pujas.

Como mínimo, esta observación indica la nueva oportunidad que tienen las agencias de generar excedentes para sus clientes —al margen de otras actividades destinadas a mejorar sus estrategias publicitarias, el atractivo general del producto, etcétera—. Dicho de otro modo, las *DMA* tienen hoy la oportunidad de generar excedente manipulando las pujas de sus clientes con el fin de minimizar sus pagos en la subasta *VCG,* y así, en última instancia, los costes de su publicidad *online*. Esto acarrea importantes consecuencias tanto para las agencias como para las plataformas de subasta.

Desde el punto de vista de las agencias, esto plantea interrogantes acerca de: i) cuál es la estrategia óptima para generar excedentes mediante pujas coordinadas en una subasta dada, para una cartera dada de clientes; y ii) cuál es la composición óptima de la cartera de clientes para potenciar la capacidad de la agencia de generar excedente mediante pujas coordinadas. El análisis de estas cuestiones es bastante complicado, pero podemos examinar aquí los principales elementos de equilibrio.

Por lo que respecta al punto i) —la estrategia óptima de puja coordinada en una subasta dada—, nótese que el razonamiento expuesto sugiere que los clientes más valorados de una *DMA* ganan más cuando las pujas de los clientes menos valorados se mantienen lo más bajas posible. Huelga añadir que, sin embargo, las agencias no pueden bajar sin más las pujas de sus clientes menores el máximo posible, puesto que tienen que asegurarse también de que esos clientes queden lo suficientemente satisfechos con la asignación que consiguen y el precio que pagan como para no abandonar la agencia.

Por tanto, esta situación de la agencia común en una subasta requiere solucionar un conflicto de intereses entre los clientes de la agencia con valoraciones más altas y aquellos con valoraciones más bajas. La solución para el equilibrio óptimo entre estos intereses contrapuestos es relativamente fácil en el caso de la subasta *VCG,* pero es mucho más complicada en la subasta *GSP*. Resulta, empero, evidente que, dada la compleja fórmula para determinar los pagos en la subasta *VCG*, el margen de las agencias para generar excedente adicional coordinando las pujas de distintos anunciantes es muy amplio. Tal es el caso incluso cuando la agencia gestiona las pujas de un pequeño número de postores. El siguiente ejemplo ilustra numéricamente el razonamiento del presente ejemplo:

Ejemplo 3. Consideremos el contexto del ejemplo 1, y supongamos que la agencia gestiona las pujas de los postores 1 y 3. Ahora, supongamos que la agencia baja b_3 hasta el nivel mínimo que garantice que el postor 3 sigue manteniendo la tercera posición. La rebaja no repercute pues en el espacio ni en el pago del tercer postor, pero reduce el pago tanto del segundo postor (que no pertenece a la agencia) como del primero. El importe del pago de ambos se reduce en cinco puntos. Por ende, manipulando de este modo las pujas, la agencia consigue generar un excedente adicional de cinco puntos para su cliente mejor, sin coste alguno para el menor. Nótese que, dado este ejemplo numérico concreto, un aumento de cinco puntos en el beneficio supone un porcentaje en absoluto despreciable del beneficio general. Con solo observar este ejemplo, se constata que los efectos pueden ser muy considerables, incluso si la agencia gestiona solo las pujas de dos postores, y ello sin perjudicar necesariamente a ninguno de sus clientes.

En cuanto al punto ii) —qué composición de la cartera de clientes maximiza la capacidad de la agencia de generar excedente de esta forma—, parece obvio que cuantos más postores pujen a través de la agencia en una misma subasta mayor será su capacidad de generar excedentes mediante la puja coordinada. Pero, más allá de estas consideraciones obvias, la respuesta general es más compleja. Por ejemplo, manteniéndose constante el número total de clientes cuyas pujas gestiona la agencia en una sola subasta, ¿le conviene más tener clientes con valoraciones altas, o son preferibles aquéllos con valoraciones más bajas? La sorprendente respuesta general en este caso es que resulta indiferente: lo verdaderamente importante para potenciar la capacidad de una agencia de extraer excedente adicional mediante pujas coordinadas no es tanto el nivel de las valoraciones de sus clientes como la posición específica que ocupan respecto de los postores independientes, y los valores exactos de los *CTR.* En este caso, por ejemplo, si la agencia gestiona las pujas del mejor postor de la subasta, su capacidad de generar excedente se maximizaría si tuviera en cartera también al segundo mejor postor. Pero en una subasta con *CTR* distintos, podría tratarse del tercero, o del cuarto.

Resulta, no obstante, evidente que, manteniéndose todo lo demás constante, la incidencia de la agencia en los ingresos generales de la subasta es

mayor cuanto más *bajas* sean las posiciones que ocupan sus clientes en la clasificación de valoraciones. Esto se debe a que, si la agencia disminuye la puja de un postor con una posición baja en la clasificación de valoraciones, contribuirá a disminuir el importe de los pagos de *todos* los postores que se ubiquen por encima del cliente en la clasificación, ya sean clientes de la agencia o postores independientes. Por consiguiente, la capacidad de la agencia de maximizar el excedente que pueda generar para sus clientes en general no coincide con su potencial para perjudicar los ingresos de la plataforma de subastas.

Ejemplo 4. Nótese que, en el ejemplo anterior, mientras que la agencia puede rebajar en cinco puntos los pagos totales de sus clientes, la pérdida total de ingresos de la plataforma de subasta asciende a 10: los ingresos totales con la práctica de la puja coordinada ascienden a 86, frente a los 96 obtenidos utilizando el sistema del referente competitivo.

Estas observaciones bastan para cuestionar seriamente las características de ingresos de la subasta *VCG* cuando se producen pujas coordinadas: puesto que la puja de un postor afecta a los pagos de todos los postores con pujas superiores a la suya, toda manipulación de las pujas, por pequeña que sea, puede tener un fuerte impacto en los ingresos. En este sentido, la subasta *VCG* parece muy vulnerable al potencial de las agencias para coordinar las pujas de sus clientes.

Por el contrario, los pagos en la subasta *GSP* se organizan de tal modo que la puja de un postor repercute solo en el pago del anunciante cuya puja se sitúa inmediatamente por encima de la suya. Sobre la base de esta observación, uno se vería tentado a concluir que la subasta *GSP* es más resistente al fenómeno de la puja a través de agencia. Tal conclusión, sin embargo, resta importancia a la complejidad de la interacción estratégica que produce la subasta *GSP*. Concretamente, dado que en esta subasta los postores independientes no tienen una estrategia dominante, puede suceder que la manipulación que hace la agencia de las pujas de sus clientes repercuta también indirectamente en las pujas de los postores independientes. En tales casos, la repercusión en los pagos de la agencia y los ingresos de la plataforma resultaría incierta.

De hecho, como explicaremos enseguida, tenemos razones para creer que la subasta *GSP* puede ser potencialmente incluso más frágil que la subasta *VCG*. El motivo de dicha fragilidad, y la complejidad de la puja por agencia en este contexto, puede comprenderse partiendo del supuesto de una agencia que gestionase las pujas de los postores primero, segundo y cuarto de una subasta. En este caso, la agencia puede minimizar el pago del mejor postor bajando la puja del segundo, sin que esto repercuta necesariamente ni en su posición ni en su pago (19). Dadas las reglas de la subasta *GSP,* la agencia puede beneficiarse de esta sencilla estrategia solo si dos de sus clientes ocupan posiciones adyacentes. Pero, debido a los complejos efectos del equilibrio de la subasta *GSP*, la agencia puede hacer aún más. Por ejemplo, supongamos que la agencia disminuye la puja de su cliente con menor valoración, sin que repercuta directamente en los pagos de sus demás clientes. Intuitivamente, si esta puja se mantiene persistentemente baja, la lógica del comportamiento de los postores independientes en el equilibrio competitivo de referencia llevaría a que el tercer mejor postor, que es independiente, acabase por disminuir su puja. Pero esto no solo comportaría la reducción del pago del segundo postor, sino que daría a la agencia un mayor margen para bajar la segunda puja más alta, a mayor beneficio del mejor postor. En este caso, tanto el *efecto directo* (la disminución de la segunda puja más alta acarrea la disminución del pago del mejor postor) como el *efecto indirecto* (la disminución de la cuarta puja más alta suscita una puja más baja del independiente, lo que disminuye a su vez el pago del segundo postor) comportan una disminución de los ingresos. Así pues, incluso una agencia que gestione las pujas de un pequeño grupo de anunciantes puede tener un notable impacto en los ingresos totales. El siguiente ejemplo ilustra cómo este mecanismo funciona en el contexto del presente ejemplo:

Ejemplo 5. Retomemos el contexto del ejemplo 4, en el que la agencia tiene en cartera al primer y al tercer postor, pero suponiendo ahora que la plataforma adopta el formato de subasta *GSP*. Así, supongamos que la agencia baja la puja del tercer mejor postor casi por completo hasta 1,6, que equivale a la puja de equilibrio competitivo del cuarto postor, independiente de la agencia. En esta circunstancia, ni la posición ni los pagos del tercer postor resultan afectados. Sin embargo, aplicando la lógica de la puja competitiva al segundo postor (que no está en la cartera de la agencia), este bajaría su puja de 3,15 (véase el ejemplo 1) a 2,8. Esto implica a su vez, indirectamente, la reducción del pago del mejor postor, que es cliente de la agencia. En general, los ingresos totales en esta configuración ascienden a 82, cifra inferior a la que resulta en la subasta *VCG* con la misma estructura de agencia (86), y por supuesto

CUADRO N.º 2

RESUMEN DE LOS RESULTADOS DE LOS EJEMPLOS

VALORACIONES	*VCG COMPETITIVA*	*GSP COMPETITIVA*	*VCG CON AGENCIA*	*GSP CON AGENCIA*
5	**5**	$\mathbf{b_1}$	$\mathbf{b_1}$	$\mathbf{b_1}$
4	4	3,15	4	2,8
3	**3**	**2,3**	**2+**	**1,6+**
2	2	1,6	2	1,6
1	1	1	1	1
Ingresos	96	96	86	82

Notas: Resumen de los resultados de los ejemplos 1-5. Las pujas y valoraciones de los clientes de la agencia aparecen en negrita.
Fuente: Los ejemplos numéricos proceden de Decarolis, Goldmanis y Penta (2017).

inferior a la del referente competitivo, que generaba unos beneficios de 96 en ambas subastas.

La percepción básica de que la subasta *GSP* es más vulnerable a la puja coordinada de una agencia tiene una validez más general. El ejemplo sugiere también que el problema de la identificación de la estrategia óptima de puja, así como de la composición óptima de la cartera de clientes, resulta mucho más complejo en la subasta *GSP* que en la *VCG*. Por ejemplo, en el caso anterior, cabe preguntarse si la agencia podría rebajar aún más la puja de su postor menos valorado (postor 3). El problema aquí es que, entonces, el siguiente postor independiente puede verse incentivado a elevar su puja y escalar una posición, perjudicando al postor 3, que en ese punto tal vez decida abandonar la agencia. En determinadas subastas (es decir, dependiendo de los *CTR* y de las valoraciones de los postores), puede que no sea sostenible para la agencia provocar asignaciones ineficientes, pero sí puede serlo en otras subastas. La optimización exacta requiere, por tanto, una correcta comprensión de la reacción estratégica de los postores independientes y de las repercusiones en los beneficios.

En sentido contrario, cabe considerar la preocupación de que este comportamiento de la agencia pueda juzgarse colusivo, y exista así la posibilidad de que resulte penalizada por un observador externo (por ejemplo, una autoridad pública o la propia plataforma de subastas). Para afrontar tales problemas, la estrategia óptima de la agencia pasaría por ser menos agresiva en la disminución de la puja del tercer postor, a diferencia de lo que sucede en el ejemplo anterior (20). Así pues, a pesar de que la agencia dispone de un amplio margen para generar excedentes para sus clientes mediante la coordinación de las pujas, la estrategia de puja óptima de una agencia en la subasta *GSP* requiere un sofisticado análisis de las interacciones estratégicas que genera.

De otra parte, parece claro que la subasta *GSP* puede ser más vulnerable que la *VCG* a la explotación que hacen las agencias de estas oportunidades. La afirmación resulta chocante, porque la subasta *VCG* es conocida por ser sumamente susceptible a la colusión, pero es especialmente digna de mención teniendo en cuenta la magnitud de las transacciones que se producen actualmente en las subastas *GSP*. Además, apunta la razón de por qué la adopción reciente por parte de Facebook del mecanismo *VCG* ha sido tan exitosa, a pesar de la sorpresa que causó en un principio, y por qué los precios de la publicidad han experimentado un descenso constante los últimos años (21). Google, por ejemplo, declara haber pasado de una tasa de crecimiento positiva de casi un 4 por 100 anual en su coste por clic medio los cuatro años anteriores a 2012, a una tasa de crecimiento negativa cada año desde entonces, con un promedio de descenso anual del 9 por 100 (22).

La sorprendente fragilidad del extendido formato de subasta *GSP* que hemos examinado brevemente en este capítulo sugiere la probabilidad de que se produzcan nuevas transformaciones en la industria, lo cual plantea importantes cuestiones desde diversas perspectivas, entre otras: (i) las nuevas oportunidades para las agencias de *marketing* digital de generar excedentes para sus clientes; (ii) los nuevos problemas para las plataformas de subasta existentes, y nuevos desafíos a la hora de perfeccionar el diseño de los principales formatos de subasta; y iii) las potenciales implicaciones para las autoridades antimonopolio y el bienestar de los consumidores.

Habida cuenta de que se han abordado ya los dos primeros puntos, concluimos este apartado con

un comentario del tercero. Las estrategias óptimas de puja para las agencias previamente descritas comparten importantes rasgos con el comportamiento de los consorcios de compra colusivos, sancionados en el pasado por las autoridades antimonopolio (23). Resulta pues natural llegar a la conclusión de que un comportamiento similar por parte de las agencias puede ser sancionado del mismo modo. No obstante, las especificidades de este mercado hacen aconsejable un examen más matizado del perjuicio a los consumidores. Volveremos sobre este punto en las conclusiones que se detallan en la sección quinta.

V. UNA MIRADA AL FUTURO Y CONCLUSIONES

Una interesante cuestión pendiente es si los problemas recién expuestos pueden mitigarse en virtud de la competencia entre agencias. Aunque la presencia de múltiples agencias, cada una con múltiples postores, en la misma subasta sigue siendo inusual hoy día (lo cual se debe en gran medida a la especialización de las agencias por sectores), la cuestión es, sin embargo, relevante, ya que el fenómeno podría ser más habitual en un futuro. Si un aumento de la competencia entre agencias permitiese restituir las propiedades positivas de estas subastas, la propagación de agencias de *marketing* no tendría por qué acarrear necesariamente profundos cambios estructurales en la industria.

Aunque solo el tiempo lo dirá, la teoría económica aporta razones para ser escépticos sobre el potencial curativo de la competencia entre agencias en este contexto. Como demostramos formalmente en Decarolis, Goldmanis y Penta (2017), dadas ciertas estructuras de agencia, la competencia entre agencias mitiga las pérdidas de ingresos tanto en la subasta *GSP* como en la *VCG*, como sería de esperar; en cambio, otras estructuras hacen que esta competencia tenga un efecto particularmente perverso en ambos tipos de subasta. Esto se debe a que, desde el punto de vista de una agencia que puje en nombre de múltiples clientes, estos mecanismos de subasta tienen el sabor de una subasta de primer precio: incluso si las posiciones se mantienen constantes, el precio total para un cliente de agencia (excepto para el postor con la posición más baja) depende de las pujas que hace la propia agencia. Con múltiples agencias, este rasgo de la puja a través de agencia puede conllevar la inexistencia de equilibrios puros, de modo muy similar al caso de las pujas competitivas (sin mediación de agencia) en la subasta *GFP*. Ahora bien, como se vio a propósito de los primeros tiempos de la industria, cuando se adoptó la subasta *GFP*, la ausencia de equilibrios puros puede dar lugar a ciclos de puja que, a la larga, generan una forma distinta de resultados colusivos y bajos ingresos. Como se discutía en el apartado 3.1, estos ciclos de puja fueron una de las principales causas de la transición de la subasta *GFP* a la *GSP* en los primeros años del siglo. Así pues, la competencia entre agencias no solo no resuelve los problemas existentes en estas subastas, sino que, según parece, podría exacerbarlos, lo cual refuerza la expectativa de cambios fundamentales en la industria.

Según se apuntaba, el fenómeno de la agencia común brinda nuevas oportunidades a las agencias de *marketing* digital de generar excedentes para sus clientes, al mejorar sus estrategias de puja en los formatos de subasta *online* existentes y estructurar la composición de su cartera de clientes con el fin de maximizar su capacidad de manipular los precios que se pagan en las subastas. Las estrategias óptimas son muy difíciles de determinar, especialmente en el caso de la subasta *GSP*, por cuanto requieren de una comprensión cabal de la interacción estratégica que comportan estos formatos de subasta. Resulta, empero, evidente que el impacto potencial en los beneficios de las agencias y los ingresos de las plataformas de subasta es enorme, siendo posible que llegue a alterar la configuración actual del mercado y, en particular, los formatos de subasta vigentes.

Como también hemos apuntado, sería sensato que las agencias fueran cautelosas a la hora de manipular las pujas de sus clientes, evitando así la posibilidad de que sus prácticas se consideren colusivas, y la consiguiente sanción impuesta por un observador externo (por ejemplo, una autoridad pública o la propia plataforma de subastas). Con todo, en Decarolis, Goldmanis y Penta (2017) mostramos cómo, aun imponiendo una *restricción a la indetectabilidad*, las estrategias óptimas para las agencias pueden reducir significativamente los pagos de sus clientes, y así extraer un excedente de la subasta (véase Decarolis, Goldmanis y Penta, 2017 para mayor detalle).

Estas cuestiones son de hecho potencialmente relevantes desde una perspectiva antimonopolio. En muchos aspectos, la práctica de las agencias en nuestro modelo es análoga a la de los consorcios de compra, que han sido sancionados en el pasado (véase *United States v. American Tobacco Company, 221 U.S. 106 [1911]*). No obstante, las especificidades del mercado de la publicidad *online* hacen aconsejable un examen más matizado del perjuicio a

los consumidores. En primer lugar, aunque nuestro estudio se centra en el papel de las agencias en la coordinación de las pujas de sus clientes, las agencias cumplen otras funciones en el mercado que mejoran presumiblemente la eficiencia del sistema (p. ej., fomentar la capacidad del vendedor de llegar a nuevos consumidores, mejorar las campañas de los anunciantes, atraer a nuevos anunciantes al mercado, etc.). En segundo lugar, parece probable que el grado de competencia sea sustancialmente menor entre los distintos motores de búsqueda que entre la mayoría de los anunciantes. Puesto que los menores precios de subasta que propicia la puja a través de agencia implican una reducción del coste marginal de captar clientes para los anunciantes, la competencia entre ellos implica que parte de los ahorros pasen a manos de los consumidores. Por tanto, el perjuicio a los consumidores se produciría únicamente si la agencia se dedica no solo a coordinar las pujas, sino también los precios impuestos a los consumidores. En tercer lugar, la coordinación de pujas puede repercutir negativamente en la calidad del servicio que reciben los consumidores, al exacerbar aún más la ventaja que tienen los motores de búsqueda dominantes frente a los alternativos. En Europa, por ejemplo, donde el 90 por 100 de las búsquedas se realizan a través de Google, las agencias han de ser muy cautelosas para no perjudicar a Google, ante el riesgo de ser excluidas de sus páginas de resultados. Los motores de búsqueda más pequeños no suponen en cambio una amenaza, porque las agencias les resultan esenciales para atraer nuevos clientes. El trasvase de ingresos de los motores de búsqueda pequeños a las agencias de *marketing* podría así privar a aquéllos de recursos esenciales para la inversión en tecnología. Así, en la medida en que la competencia de los motores de búsqueda limita las mejoras de calidad, la coordinación de pujas representa una amenaza para el bienestar del consumidor. La calidad de los enlaces se considera de hecho relevante para las operaciones antimonopolio. Por ejemplo, en el caso de Google ante la autoridad europea antimonopolio, la Comisión resolvió multar a Google con 2.420 millones de euros por abuso de posición dominante como motor de búsqueda, al conceder una ventaja ilegal a su propio servicio de comparación de compras presentando enlaces de calidad inferior destinados a dirigir a los consumidores a las ofertas de Google (24).

NOTAS

(1) Datos tomados de Magna (2017). En 2016, los principales mercados de la publicidad *offline* en EE.UU. eran las televisiones locales y nacionales (67.000 millones de dólares), la radio (14.000 millones), y los periódicos y revistas (20.000 millones).

(2) En 2011, por ejemplo, Google declaró unos ingresos globales de 37.900 millones, de los cuales 36.500 (el 96 por 100) correspondían a la publicidad (Google Inc., Blake, Nosko y Tadelis, 2015).

(3) Existen incontables variantes de estos formatos básicos, como la subasta descendente (holandesa), diversas formas de subasta americana (*all-pay*), etc. En los excelentes libros de Milgrom (2004), Klemperer (2004) y Krishna (2010) son libros de texto excelentes donde se discuten y analizan los principales formatos de subasta existentes.

(4) Wu (2016) aporta una completa y amena historia de la publicidad.

(5) Un tercer sistema empleado en ocasiones se conoce como «pago por compromiso», y supone que el anunciante paga solamente cuando el consumidor se compromete, interactuando activamente con el anuncio. Pero dado que este sistema se utiliza con menor frecuencia, nos centraremos en los otros dos.

(6) La subasta generalizada al segundo precio (*GSP*, por sus siglas en inglés) y la de Vickrey-Clarke-Groves (*VCG*) pueden, en principio, utilizarse para sistemas de pago por clic, pago por impresión y pago por experiencia.

(7) En este artículo no se consideran los casos de empate, en los que, por ejemplo, $b_i = b^*$. En tales casos, las subastas reales especifican normalmente las reglas de desempate, según las cuales suele asignarse el bien con probabilidad igual a los mejores postores empatados, si bien pueden aplicarse otras reglas de desempate distintas.

(8) Evidentemente, en este caso hipotético en el que se conocen las valoraciones, el vendedor se vería tentado a cancelar la subasta y vender el bien a un precio fijo igual a v_1, con el fin de extraer el total del excedente. En la presente discusión partimos de la presunción de que el vendedor está en este punto *comprometido* con la realización de la subasta. De no ser así, si los postores se dieran cuenta, entenderían que sus pujas revelan su valoración, lo cual podría usarse en su contra en un futuro. En tal caso, la puja sincera no resultaría ya óptima, y el vendedor volvería a la casilla de salida. En una mecánica repetitiva, el compromiso es pues importante para que el vendedor resuelva en primer lugar el problema de la información.

(9) Dado que la lógica de la subasta óptima supone contrarrestar la probabilidad de que la valoración más alta sea inferior al precio de reserva, introduciendo la probabilidad de que el precio de reserva se sitúe entre la valoración más alta y la segunda, resulta obvio que la subasta óptima puede solamente determinarse si el vendedor tiene expectativas fundadas sobre la distribución de la valoración de los postores, como también es obvio que esta subasta provoca ineficiencias potenciales, por cuanto se darán casos en que no se produzca la venta incluso si participan anunciantes con valoración positiva (es decir, cuando todas las valoraciones están por debajo del precio de reserva).

(10) Aun siendo más general, este resultado mantiene su validez en determinadas circunstancias específicas, cuya discusión dejamos a la literatura más técnica, pues excede el alcance del presente ensayo.

(11) Una alternativa puesta a prueba por algunos motores de búsqueda, sin que llegara a adoptarse a amplia escala, incorporaba una forma de «puja combinatoria» que permitía al anunciante bien pujar por un espacio normal, o bien por otro mayor que albergaba no solo un mensaje de texto breve, sino también una imagen de mayor tamaño.

(12) Véase, por ejemplo, Edelman y Schwartz (2007), que fueron los primeros en aportar esta explicación de los defectos de la subasta *GFP*.

(13) *Fuente*: Google Inc., en Blake *et al*. (2015).

(14) Varian (2007) y Edelmann, Ostrovsky y Schwarz (2007) fueron los primeros en estudiar las propiedades teóricas de este equilibrio. Para el tutorial de Google *AdWord* en el que Hal Varian enseña a maximizar beneficios adoptando esta estrategia de puja, véase http://www.youtube.com/watch?v=jRx7AMb6rZ0

(15) El ejemplo se ha tomado de Decarolis, Goldmanis y Penta (2017).

(16) Otra forma de agencia común habitual en el sector minorista, dado que marcas y minoristas pueden anunciarse en las mismas palabras clave, consiste en la coordinación entre fabricantes y minoristas a efectos de gasto publicitario en las páginas de búsqueda. Véase Cao y Ke (2017) para un análisis de esta forma de publicidad cooperativa.

(17) Véase https://www.merkleinc.com/who-we-are-performance-marketing-agency/our-clients

(18) *Fuente*: Redbook.

(19) Evidentemente, se asume aquí implícitamente que la agencia tiene el incentivo de disminuir el pago de sus clientes por una cantidad dada de clics. Este es en verdad el caso, ya que el acuerdo habitual en la relación agencia-anunciante supone que la agencia cobra una tarifa plana por campaña publicitaria, de tal modo que las probabilidades de la agencia de conseguir futuros contratos dependen de su capacidad de generar valor para el anunciante, por ejemplo, consiguiendo un ahorro en el coste por clic.

(20) Abordamos estas complejas cuestiones en Decarolis, Golmanis y Penta (2017).

(21) Para la sorpresa inicial que suscitó la adopción por Facebook de la subasta VCG, véase Wired (2015).

(22) Fuente: 10-k filings of Alphabet inc.

(23) Véase, por ejemplo, el caso del consorcio de productores de tabaco que compraban hoja de tabaco en las subastas, *United States v. American Tobacco Company, 221 U.S. 106 (1911)*.

(24) Véase Comisión Europea, Caso Antimonopolio/Cártel no. 39740. Google Search (Shopping).

BIBLIOGRAFÍA

Association of National Advertisers (ANA) (2011), *Trends in Digital Agency Com- pensation*, 4th Edition, ANA publishing.

Blake, T.; Nosko, C., y S. Tadelis (2015), «Consumer Heterogeneity and Paid Search Effectiveness: A Large Scale Field Experiment», *Econometrica*, 83(1): 155-174.

Cao, X., y T. T. Ke (2016), «Cooperative Search Advertising», *MIT Sloan School, Working Paper,* 5176-16.

Decarolis, F.; Goldmanis, M., y A. Penta (2017), «Marketing Agencies and and Col- lusive Bidding in Online Ad Auctions», *NBER Working Paper*, n.º 23962.

Econconsultancy (EC) (2011), «State of Search Marketing Report 2011», acceso enero de 2012: http://econsultancy.com/us/reports/sempo-state-of-search

Edelman, B.; Ostrovsky, M., y M. Schwarz (2007), «Internet Advertising and the Generalized Second-Price Auction: Selling Billions of Dollars Worth of Keywords», *American Economic Review*, 97: 242-259.

Edelman, B., y M. Ostrovsky (2007), «Strategic Bidder Behavior in Sponsored Search Auctions», *Journal of Decision Support Systems*, 43: 192-198.

Magna (2017), «US Advertising Forecast Update March 2017», *IPG Mediabrands*.

Ottaviani, M. (2003), *Overture and Google: Internet Pay-Per-Click (PPC) Ad-vertising Auctions*, London Business School-Case Study-03-022.

Varian, H. (2007), «Position auctions», *International Journal of Industrial Organization*, 25: 1163-1178.

Varian, H., y C. Harris (2014), «The VCG Auction in Theory and Practice», *American Economic Review: Papers & Proceedings*, (5): 442-445.

Vickrey, W. (1961), «Counterspeculation, Auctions, and Competitive Sealed Ten- ders», *Journal of Finance*», 16: 8-37.

Wired (2015), https://www.wired.com/2015/09/facebook-doesnt-make-much-money-couldon-purpose/

Wu, T. (2016), *The attention merchants: the epic scramble to get inside our heads*», Knopf, Nueva York.

BÚSQUEDA DEL CONSUMIDOR EN LOS MERCADOS DIGITALES

José L. MORAGA GONZÁLEZ (*)
Vrije Universiteit Amsterdam (**)

Resumen

El modo en que los consumidores realizan búsquedas en los mercados digitales difiere de aquél que tradicionalmente se suponía en los modelos estándar de búsqueda del consumidor. En concreto, las búsquedas en los mercados digitales son búsquedas predominantemente *dirigidas* (*directed search*). Esto se debe a que los productos y/o las empresas a menudo son heterogéneos, de forma que las preferencias de los consumidores influyen no solo en lo que acaban comprando, sino también en la forma en la que activamente buscan entre las alternativas disponibles. Más importante aún, las empresas pueden influir en la dirección de la búsqueda modificando variables, en especial los precios, que son importantes para los consumidores. A fin de lograr una mejor comprensión del modo en que operan los mercados digitales, la literatura se ha renovado recientemente para dar cabida al concepto de búsqueda dirigida. El presente artículo se propone revisar esta nueva línea de la literatura sobre la búsqueda del consumidor.

Palabras clave: mercados digitales, preferencias del consumidor, precios.

Abstract

The way consumers search in digital markets is different from the way standard models of consumer search presuppose. Specifically, consumer search in digital markets is predominantly directed. It is directed because products and/or firms are often heterogeneous so consumer preferences do have a bearing not only on what consumers end up buying but also on the way consumers actively search through the available alternatives. More importantly, firms can affect the direction of search by changing variables that are important to consumers, notably prices. Seeking to properly understand the functioning of digital markets, the consumer search literature has recently been revamped to accommodate search that is directed. It is this new strand of the consumer search literature that I attempt to review in this chapter.

Key words: digital markets, consumer prefererences, prices, consumer search.

JEL classification: D11, L80.

I. INTRODUCCIÓN

La literatura tradicional sobre la búsqueda del consumidor se remonta al menos al importante artículo de Stigler (1961) en el que éste expresa su sorpresa por la omnipresencia de la dispersión de precios, incluso en mercados de productos en apariencia homogéneos. Stigler expuso ejemplos de los mercados automovilístico y del carbón, presentando distribuciones de precios para un vehículo de la marca de Chevrolet y para la antracita despachada en Washington (1). Reconoció que la dispersión de precios podía deberse en parte a la heterogeneidad de los vendedores, pero se negó rotundamente a admitir que ésta la explicase en su totalidad. Conjeturó entonces que la dispersión de precios era la respuesta de las empresas a la ignorancia del consumidor en el mercado, si bien no ofreció una teoría integrada en la que ambas, búsqueda del consumidor y dispersión de precios, surgieran endógenamente en el equilibrio del mercado. En su lugar, se centró en sentar las bases de una teoría de la búsqueda del consumidor (2). El artículo de Stigler engendró numerosos trabajos teóricos que se centraron en caracterizar la búsqueda óptima del consumidor. Algunos años más tarde aparecieron, motivados probablemente por la crítica de Rothschild (1973) al enfoque de los equilibrios parciales de Stigler, numerosos trabajos que se proponían encontrar la lógica de la dispersión de precios en equilibrio. Ambas líneas de trabajo se examinarán brevemente en la sección segunda.

El presente artículo se centra en la búsqueda del consumidor en mercados digitales. El modo en que los consumidores realizan búsquedas en los mercados digitales difiere del asumido en los modelos tradicionales de búsqueda del consumidor. La principal diferencia reside en que las búsquedas en mercados digitales son búsquedas predominantemente *dirigidas* (*directed*). Esto se debe a que los productos y/o las empresas son a menudo heterogéneos, de forma que las preferencias de los consumidores influyen no solo en qué acaban comprando, sino también en la forma en que activamente buscan entre las alternativas disponibles. Más importante aún, las empresas pueden influir en la dirección de la búsqueda modificando variables, en especial los precios, que son importantes para los consumidores. A fin de lograr una mejor comprensión del modo en que operan los mercados digitales, la literatura se ha renovado en los últimos años para dar cabida al concepto de búsqueda dirigida. Esta nueva línea de la literatura sobre la búsqueda del consumidor se examinará en la sección tercera (3).

Queda aún trabajo por hacer. La cuarta sección examina aplicaciones recientes y posibles líneas de investigación futuras, con la esperanza de que las últimas

contribuciones teóricas y empíricas inspiren nuevos trabajos.

II. CONTRIBUCIONES INICIALES

Entre los primeros trabajos que describen la búsqueda óptima del consumidor cabe mencionar las contribuciones de McCall (1970), Kohn y Shavell (1974) y Weitzman (1979). Es importante decir de entrada que, pese a haber enfocado su análisis en el comportamiento de búsqueda de los consumidores ignorando por completo el lado de la oferta, sus trabajos siguen siendo fundamentales, en la medida en que cualquier intento de elaborar una teoría completa de un mercado de búsqueda debe incorporar como elemento clave el comportamiento de búsqueda óptima del consumidor.

McCall (1970) (4) estudió el problema de un consumidor (5) interesado en la compra de un artículo que busca *secuencialmente* hasta encontrar un precio satisfactorio con un horizonte temporal infinito. McCall demostró que la política de búsqueda óptima. Consiste en rechazar todos los precios que superen un precio umbral que no varía en el tiempo, denominado *precio de reserva*, y aceptar cualquier precio inferior a éste. Además, mostró que la noción de precio de reserva, que refleja la compleja comparación entre las ganancias dinámicas de la búsqueda y los costes de ésta, puede calcularse con facilidad igualando el beneficio de realizar una sola búsqueda adicional con el coste de la misma. Como es lógico, cuanto más costoso sea buscar, mayor será el precio de reserva, de modo que los consumidores estarán dispuestos a aceptar precios más altos conforme vaya aumentando el coste de búsqueda.

Como el precio umbral no varía en el tiempo, con un horizonte infinito (o, lo que es equivalente, con un número infinito de alternativas) un precio rechazado una vez queda rechazado para siempre. Esto implica que con un horizonte infinito no existe diferencia real entre situaciones de búsqueda en las que los consumidores pueden regresar a las tiendas ya visitadas sin coste alguno y situaciones en las que existes costes de retorno. Un trabajo posterior, Kohn y Shavell (1974), demostró que la solución al problema de la búsqueda secuencial con un número de alternativas *finito* (un supuesto indudablemente mucho más realista) también tiene la propiedad de que el precio de reserva es constante cuando retornar no tiene coste. Cuando tiene coste, en cambio, el precio de reserva disminuye a medida que progresa la búsqueda (véase, p. ej., Janssen y Parakhonyak, 2014).

Weitzman (1979) amplió la teoría de la búsqueda del consumidor en una dirección decisiva al permitir la heterogeneidad *ex ante* en las alternativas existentes. En concreto, consideró el problema de un decisor que se enfrenta a un número finito de opciones diferentes cuyo valor se desconoce. En tales casos, la solución al problema de búsqueda consiste no solo en una regla de interrupción de búsqueda, sino también de orden de búsqueda. Weitzman concluyó que la política de búsqueda óptima consiste en ordenar las opciones por sus utilidades de reserva (noción similar a la de precio de reserva), realizar la búsqueda en orden de utilidad de reserva decreciente e interrumpirla cuando la utilidad observada más alta sea mayor que la utilidad de reserva de la siguiente opción objeto de búsqueda.

Chade y Smith (2006) representan otro avance crucial hacia una mejor comprensión de la búsqueda del consumidor dirigida, examinando el mismo contexto de búsqueda que Weitzman (1979), pero modelizando la búsqueda simultánea en lugar de la secuencial. Esto significa que los consumidores deben elegir de manera óptima un subconjunto de opciones para maximizar la utilidad esperada. El artículo muestra la notable dificultad del problema en general, pero proporciona un algoritmo que permite resolverlo cuando la función de utilidad del consumidor satisface una condición de regularidad, o cuando cabe ordenar las distribuciones de utilidad de las diferentes alternativas de acuerdo al criterio de dominancia estocástica de segundo orden. El algoritmo, llamado *algoritmo de mejora marginal*, es sencillo. Las opciones se clasifican en primer lugar según la utilidad esperada. La opción con la máxima utilidad esperada se agrega al conjunto óptimo siempre que su utilidad esperada sea mayor que el coste de examinar la opción. La segunda opción se agrega al conjunto siempre que la máxima utilidad esperada conjunta de ambas opciones menos la utilidad esperada de la primera opción, es decir, el incremento marginal en la utilidad esperada sea mayor que el coste de búsqueda. Y así sucesivamente.

Sorprende que las formulaciones de Weitzman y de Chade y Smith de la búsqueda del consumidor óptima entre alternativas heterogéneas recibieran escasa atención hasta hace poco, lo cual,

tal vez se deba a las dificultades para modelizar el lado de la oferta con empresas heterogéneas. Como se apreciará mejor en la próxima sección, sus contribuciones constituyen un punto de apoyo fundamental en el desarrollo de las bases teóricas y empíricas de los mercados con búsqueda del consumidor dirigida.

Según se ha mencionado, otra importante línea de trabajo intentó encontrar una lógica a la dispersión de precios en equilibrio. Stigler (1961) argumentó que la dispersión de precios probablemente respondía a fricciones de búsqueda en el mercado, pero no consiguió elaborar un modelo que conjugase dispersión de precios y búsqueda en el equilibrio del mercado. Diamond (1971) fue más allá y demostró que, en el supuesto de búsqueda secuencial, no es posible tener simultáneamente dispersión de precios y búsqueda activa de los consumidores. Su resultado, la famosa *paradoja de Diamond*, se entiende mejor con un sencillo ejemplo. Sea un mercado de n vendedores de productos homogéneos compitiendo en precio por vender sus productos a consumidores idénticos. Supongamos consumidores con una valoración $v > 0$ del producto, que buscan secuencialmente para encontrar un precio razonable y que incurren en un mismo coste de búsqueda positivo $c < v$ cada vez que buscan (tras la primera búsqueda). Diamond (1971) demostró que no cabe un equilibrio con dispersión de precios y que, por tanto, no habrá búsqueda del consumidor; además, en el equilibrio único, todas las empresas cobrarán el precio de monopolio, que, en este caso, coincide con la disposición de los consumidores a pagar, v. En palabras de Stiglitz (1989), si existiera un equilibrio con dispersión de precios la empresa que cobrara el precio más bajo del mercado lo lamentaría y de inmediato se desviaría de su posición, subiendo el precio en una cuantía tal que no excediera del coste de búsqueda de los consumidores, c (6). Dicha desviación incrementaría el margen de la empresa que se desvía sin reducir su demanda, aumentando así los beneficios.

Rob (1985) y Stahl (1996) demostraron la considerable robustez del resultado de Diamond en mercados con productos homogéneos y búsqueda secuencial de los consumidores, incluso con costes de búsqueda heterogéneos. Stahl (1989) (véase también Stahl, 1996) describió un caso particular de heterogeneidad de costes de búsqueda capaz de provocar la aparición conjunta de dispersión de precios y búsqueda en el equilibrio; en concreto, cuando los costes de búsqueda son nulos para una parte de los consumidores.

En la contribución de Stahl (1989) un número finito de empresas simétricas compiten en precio por vender un producto homogéneo. Algunos consumidores tienen un mismo coste de búsqueda positivo y buscan de forma secuencial un precio razonable, mientras que otros no incurren en coste de búsqueda alguno y compran de la empresa que fija el precio más bajo en el mercado. Resulta fácil comprobar que en cualquier equilibrio existirá dispersión de precios. Adviértase, en primer lugar, que los consumidores con un coste de búsqueda positivo adoptarán una regla de interrupción de búsqueda caracterizada por un precio de reserva invariable en el tiempo, mientras que los consumidores con coste de búsqueda nulo comprarán de la empresa con el precio más bajo en el mercado. Supongamos ahora que todas ellas cobrasen el mismo precio en equilibrio. En tal caso, cada empresa individual tendría un incentivo para rebajar ligeramente su precio por debajo del de equilibrio, pues con ello atraería a todos los consumidores con coste de búsqueda nulo sin comprometer el margen por consumidor y sus beneficios aumentarían. Este razonamiento descarta un equilibrio de precio único en el que el precio fuese mayor que el coste marginal. Ahora bien, prosigue el argumento, fijar un precio igual al coste marginal tampoco es un equilibrio porque, conforme a la lógica de la paradoja de Diamond antes explicada, una empresa individual podría subir el precio sin comprometer sus ventas a los consumidores con costes de búsqueda positivos, lo cual incrementaría su margen. En conclusión, la disyuntiva entre cobrar precios bajos para atraer a los consumidores con coste de búsqueda nulo y cobrar precios altos para extraer excedente de aquéllos con costes de búsqueda positivos se resuelve cuando las empresas aleatorizan sus precios. El siguiente paso en este análisis es entender que, en cualquier equilibrio, la distribución de precios tiene que ser continua, que el soporte ha de ser convexo y que el precio máximo debe ser igual al precio de reserva de los consumidores con coste de búsqueda positivo (para más detalles, remito al lector a la contribución original de Stahl). La última observación implica que ningún consumidor buscará más allá de la primera empresa (7).

El modelo de Stahl es uno de los modelos de búsqueda más elogiados, ya que ofrece una amplia variedad de resultados en un marco común y relativamente

manejable. La distribución de precios de equilibrio pasa sin discontinuidad de la paradoja de Diamond (precio de monopolio) a la de Bertrand (precio igual al coste marginal) a medida que la proporción de consumidores sin coste de búsqueda incrementa de 0 a 1. Además, la distribución de precios sube (en el sentido de dominancia estocástica de primer orden) conforme se incrementa el coste de búsqueda. Por último, un aumento en el número de competidores en el mercado conduce a unos precios en promedio más elevados.

Stahl probablemente se inspiró en el famoso *modelo de ofertas* de Varian (1980). En el modelo de Varian, algunos consumidores compran de la empresa que cobra el precio más bajo en el mercado y los demás lo hacen al azar de una de las restantes. En equilibrio, siguiendo la misma lógica que en el trabajo de Stahl, existe dispersión de precios. Varian arguyó que su supuesto informacional respecto a la demanda del mercado podría endogeneizarse con facilidad suponiendo que la búsqueda del consumidor fuera a «todo o nada», en el sentido de que los consumidores que incurriesen en el coste de búsqueda averiguarían los precios de todas las empresas del mercadoy los que no lo hicieran no descubrirían precio alguno. Baye y Morgan (2001) presentan una excelente aplicación del modelo de Varian (1980) a los motores de búsqueda.

Otra contribución clave para comprender mejor la ocurrencia conjunta de dispersión de precios y búsqueda en equilibrio es Burdett y Judd (1983). En su artículo, Burdett y Judd consideran un mercado en el que un número infinito de empresas compiten en precios por vender un artículo homogéneo a consumidores simétricos que buscan de forma no secuencial cosimultánea precios más bajos. Y muestran que, además del equilibrio de Diamond, cabe un equilibrio con búsqueda y dispersión de precios. El equilibrio del mercado tendría estas características: los consumidores, esperando acertadamente que habrá dispersión de precios, decidan aleatoriamente buscar entre una y dos veces (8); las empresas, esperando correctamente que aquéllos combinarán entre una y dos búsquedas, de nuevo por la misma lógica que en los artículos de Varian y Stahl, variarán sus precios en el equilibrio.

Burdett y Judd (1983) es una contribución muy influyente porque, a juicio del autor, es la primera en obtener dispersión de precios sin heterogeneidad *ex ante* alguna en el mercado. Janssen y Moraga-González (2004) ampliaron su marco al caso del oligopolio y permitieron que algunos consumidores tuvieran costes de búsqueda nulos. Concluyen que el precio medio no es monótono respecto al número de competidores en el mercado, sino que primero disminuye y luego aumenta.

La literatura examinada anteriormente contiene modelos en los que los consumidores realizan búsquedas de precios. En los mercados del mundo real, ya sean digitales o no, es común que los consumidores visiten las tiendas para conocer características adicionales del producto. Wolinsky (1986) es un artículo inspirador, con empresas que venden productos diferenciados y consumidores que buscan secuencialmente un producto que les satisfaga. Wolinsky demuestra que se llega a un equilibrio de estrategias puras bajo condiciones bastante razonables. En él, el precio de equilibrio es inferior al precio de monopolio, por lo que el resultado de Diamond no aplica en este marco con productos diferenciados. La razón estriba en que, cuando los productos se diferencian, los consumidores buscarán incluso aunque todos los precios sean iguales en equilibrio. La disposición de consumidor a buscar hasta que se encuentre un producto satisfatorio disciplina la actuación de las empresas, que terminan cobrando precios inferiores al de monopolio. Otra observación de interés es que el precio de equilibrio es superior al coste marginal aun en el supuesto de existir libertad a la entrada de empresas. Así pues, los costes de búsqueda constituyen una fuente de poder de mercado, de ahí que los mercados competitivos con costes de búsqueda puedan verse como un cimiento de la competencia monopolística.

Aunque el trabajo de Wolinsky se considera en la actualidad el modelo de referencia de búsqueda del consumidor con diferenciación de producto, llevó sus años encontrarle aplicaciones en organización industrial. Anderson y Renault (1999) desarrollaron el marco de Wolinsky y demostraron cómo el precio de equilibrio sube al hacerlo el coste de búsqueda, un resultado bastante obvio en el caso de que exista libertad de entrada de empresas, pero más difícil de probar en el oligopolio. Anderson y Renault también estudiaron cómo el precio de equilibrio depende del grado de heterogeneidad del producto y del número de competidores, concluyendo que el precio de equilibrio puede disminuir al aumentar la diferenciación del producto. Esto resulta un tanto sorprendente, puesto que el precio tiende a disminuir cuanto más heterogéneos

son los productos; sin embargo, una mayor heterogeneidad incentiva la búsqueda, y este efecto puede predominar sobre el anterior. Anderson y Renault también estudiaron el efecto de la entrada de empresas sobre el precio de equilibrio, concluyendo que éste disminuye al aumentar el número de empresas y, además, que el mercado con fricciones de búsqueda tiende a tener demasiadas empresas en comparación con la cantidad socialmente óptima.

Moraga-González, Sándor y Wildenbeest (2017b) generalizan el marco de Wolinsky al caso en que los consumidores incurren en costes de búsqueda heterogéneos. Argumentan que una característica insatisfactoria de la mayoría de los modelos de búsqueda es que suponen que todos los consumidores realizan búsquedas. Esta suerte de hipótesis de «mercado completamente cubierto» contradice en cierto modo la idea de que los consumidores divergen en sus costes de búsqueda. De hecho, salvo que estemos dispuestos a asumir que la heterogeneidad en los costes de búsqueda de los consumidores es limitada, habrá consumidores que consideren que no les compensa buscar un producto en particular. Admitir esto implica que un incremento en los costes de búsqueda influye en dos márgenes. En primer lugar, afecta negativamente a la intensidad de la búsqueda, un efecto en virtud del cual la demanda tiende a ser más inelástica y los precios tienden a aumentar. En segundo lugar, un mayor coste de búsqueda implica que más consumidores decidirán no buscar en absoluto. Si los consumidores no adaptaran su intensidad de búsqueda, la demanda se volvería más elástica y los precios tenderían a aumentar. En su artículo, Moraga-González, Sándor y Wildenbeest formulan condiciones sobre densidades de coste de búsqueda en las que un efecto domina sobre el otro y viceversa (9).

III. BÚSQUEDA DEL CONSUMIDOR DIRIGIDA

La influyente literatura presentada en la sección segunda aborda mercados donde los consumidores realizan búsquedas al azar. De este modo, el hecho de que visiten una empresa depende simplemente de la propia existencia de ésta, no del atractivo de sus precios, alta calidad o buena ubicación. En los mercados digitales, y también en algunos convencionales, las cosas son bien diferentes. En primer lugar, es muy fácil para los consumidores comparar precios; de hecho, las alternativas se clasifican a veces en función del precio y se inspeccionan las opciones más económicas antes de pasar a otras más caras. En segundo lugar, es muy habitual observar fácilmente otras características del producto además del precio. Por ejemplo, un consumidor que use un agente de viajes *online* para reservar un hotel a menudo ve el nombre del hotel, su categoría, ubicación, puntuación de las reseñas, fotografía, etc., sin incurrir prácticamente en costes de búsqueda. Esa información fácilmente accesible revela una gran parte de la heterogeneidad del producto, siendo precisamente la interacción entre tal heterogeneidad y los gustos del consumidor lo que guía la búsqueda de éste. Es razonable esperar, por tanto, que la búsqueda de los consumidores en los mercados digitales sea *dirigida* y que, en reflejo de la heterogeneidad de las características del producto y de las preferencias del consumidor, la distribución de las visitas de los consumidores entre las empresas sea bastante desigual.

De los Santos (de próxima publicación) presenta datos empíricos sobre los patrones de búsqueda de compradores de libros utilizando datos de 2002 y 2004 del Panel de Comportamiento Web de ComScore. El comprador típico adquirió 2,2 libros en 2002 y 2,4 libros en 2004 y visitó respectivamente 1,2 y 1,3 tiendas. Únicamente alrededor del 30 por 100 de ellos buscaron en más de una tienda y únicamente en una cuarta parte de las compras lo hicieron en más de una. Esto revela que apenas existe búsqueda, pero también es consistente con la idea de que, si los consumidores buscan un buen precio para un libro dado, buscar mucho probablemente será subóptimo (véase Burdett y Judd, 1983). Asimismo, De los Santos señala que la distribución de las búsquedas está desigualmente dividida entre tiendas, con un fuerte sesgo hacia los principales vendedores, Amazon y Barnes & Noble. En concreto, los compradores visitaron Amazon en el 74 por 100 de las compras de libros, y solo el 17 por 100 de quienes compraron en Amazon visitaron otras tiendas de libros; de quienes lo hicieron en Barnes & Noble, el 39 por 100 visitó al menos otra librería. En cuanto al orden de búsqueda, Amazon fue la primera en ser visitada en el 65 por 100 de los casos y Barnes & Noble, en el 17 por 100. Entre quienes compraron un libro en Amazon, el 91 por 100 visitó primero Amazon y, entre quienes lo hicieron en Barnes & Noble, el 68 por 100 visitó primero esta librería (10).

Arbatskaya (2007) es de los primeros trabajos en el que

los consumidores no realizan búsquedas al azar. Puesto que los consumidores no deciden el orden en que buscan, es más exacto considerar este trabajo como uno en el que la búsqueda es *ordenada*, no dirigida. Las empresas venden productos homogéneos, compiten en precio y el consumidor busca secuencialmente en un orden predeterminado, y conocido por las empresas, hasta encontrar un precio atractivo. Los consumidores tienen costes de búsqueda heterogéneos. Arbatskaya concluye que los precios han de disminuir según el orden de búsqueda. La lógica que subyace a dicho resultado proviene de la observación de que solo los consumidores con costes de búsqueda relativamente bajos estarán dispuestos a saltarse las empresas que aparecen antes por orden de búsqueda para aventurarse con las que vendrán después. Las empresas que aparecen después en el orden de búsqueda, sabiendo que únicamente los consumidores con una mayor elasticidad-precio frecuentarán sus tiendas, tienen un incentivo para cobrar un precio más bajo. En el equilibrio habrá dispersión de precios y búsqueda activa.

Cuando los productos se diferencian como en Wolinsky (1986), la lógica de Arbatskaya no tiene por qué operar, dado que los consumidores pueden optar por saltarse las empresas que aparecen antes por orden de búsqueda en un intento por encontrar mejores productos, aun cuando cabe esperar encontrar precios más altos más adelante. Para modelizar esta idea, Armstrong, Vickers y Zhou (2009) consideran un mercado en el que los consumidores visitan primero una empresa prominente y, si su producto no les satisface, siguen buscando, en este caso al azar, entre las empresas restantes. Armstrong, Vickers y Zhou concluyen que la empresa que destaca sobre el resto cobrará un precio inferior al de las no prominentes siempre que el coste de búsqueda sea estrictamente positivo (11). Este resultado nace de la observación de que solo los consumidores que estén insatisfechos con el producto de la empresa prominente terminarán visitando a las empresas no prominentes para examinar sus productos. Sabiendo esto, estas últimas tienen incentivos para aumentar sus precios sobre el de la prominente, ya que el grupo de consumidores al que se enfrentan es menos sensible al precio. A pesar de cobrar un precio más bajo, la empresa prominente obtendrá mayor beneficio que las demás (12), proporcionando una base teórica al dicho *el que golpea primero golpea dos veces* (13). Que una empresa se torne prominente eleva por lo general los beneficios empresariales, a costa del excedente del consumidor. Asimismo, cuando una empresa destaca sobre el resto, el bienestar total disminuye.

Zhou (2011) amplía la formulación del artículo de Armstrong, Vickers y Zhou describiendo una situación en que los consumidores buscan secuencialmente a través de *n* opciones en un orden preestablecido conocido por las empresas, como en Arbatskaya (2007). Zhou muestra que los precios aumentarán según el orden de búsqueda, generalizando con ello el resultado de Armstrong, Vickers y Zhou. El equilibrio de Zhou también exhibe dispersión de precios y búsqueda activa del consumidor pero, a diferencia del resultado de Arbatskaya, sin necesidad de que exista heterogeneidad en los costes de búsqueda. Zhou también concluye que, en comparación con la búsqueda aleatoria, la búsqueda ordenada puede generar precios más altos cuando hay suficientes empresas en el mercado.

1. Influyendo en la dirección de búsqueda

Los artículos antes descritos suponen que los consumidores cotejan los precios de las empresas o evalúan las opciones disponibles de una manera especificada exógenamente. A continuación analizo investigaciones que suponen que los consumidores eligen por sí mismos el orden en que examinarán diversas alternativas y que las empresas pueden actuar para influir en ese orden.

Wilson (2010) es uno de los primeros artículos que modeliza la idea de que las empresas pueden modificar la facilidad con la que los consumidores encuentran sus ofertas, influyendo de ese modo al orden de búsqueda (14). Wilson considera un modelo de duopolio similar al descrito en Stahl (1989), con consumidores con coste de búsqueda positivo y zero, y permite a las empresas elegir, antes de competir en el mercado, el coste de búsqueda de los consumidores. Wilson demuestra la inexistencia de un equilibrio en el que ambas empresas eligen un coste de búsqueda nulo. De existir un equilibrio como ése, ambas obtendrían beneficio cero. En esa situación, cada una saldría ganando si se desviase y elevase el coste de búsqueda. Si bien la empresa que se desviase perdería atractivo ante los consumidores con coste de búsqueda nulo y disminuiría su volumen de ventas, la desviación relajaría la competencia para ven-

der a los consumidores con coste de búsqueda nulo e incrementaría el margen de beneficio para la empresa. Wilson (2010) muestra cómo, partiendo de una situación simétrica, las fuerzas del mercado pueden llevar a una asimetría en el coste en que han de incurrir los consumidores para visitar las empresas. Esta circunstancia reduce el bienestar del consumidor. Sus resultados podrían explicar por qué no todas las empresas eligen tener actividad en Internet, donde los costes de búsqueda son decididamente más bajos.

Haan y Moraga-González (2011) es otro intento temprano de modelizar situaciones en las que las empresas pueden influir en el orden de búsqueda del consumidor. Lo hace en el marco de Wolinsky (1986) y de Anderson y Renault (1999), en los que empresas simétricas venden productos diferenciados y los consumidores buscan secuencialmente para encontrar una oferta satisfactoria. Por razones que se apreciarán mejor más adelante, Haan y Moraga-González plantean una situación en la que las empresas compiten por la atención de los consumidores vía publicidad y no mediante precios más bajos. En su modelo, una empresa que se anunciase más o mejor, incurriendo presuntamente en un coste bastante mayor, se destacaría en el mercado y atraería a un porcentaje mayor de los consumidores que, en cualquier momento dado, estuviesen planteándose realizar otra búsqueda. Aunque la publicidad no influye en la disposición de los consumidores a pagar, la propensión de éstos a comprar el producto de una empresa aumenta si observan que ésta se anuncia más que el resto (15). Las empresas se enfrentan al clásico «dilema del prisionero»: aquélla que se publicitara menos que sus rivales probablemente quedaría relegada en el orden de búsqueda de los consumidores, si es que no postergada a la última posición de todas. En el equilibrio, todas las empresas se anuncian con idéntica intensidad para ganarse la atención del consumidor y la publicidad acaba siendo un puro despilfarro. Haan y Moraga-González concluyen que en el equilibrio los precios se incrementarán en los costes de búsqueda. Este aumento del precio eleva la recompensa que obtiene la empresa que gane la batalla por captar la atención del consumidor y, por tanto, aumenta los incentivos para publicitarse. Juntos, estos dos efectos pueden hacer que los beneficios disminuyan a medida que aumente el coste de búsqueda.

Una forma obvia en la que las empresas pueden influir a su favor en el orden de búsqueda del consumidor es ofertando precios más bajos. Ahora bien, la modelización de la búsqueda dirigida por precios se ha revelado harto difícil, y solo muy recientemente se han logrado avances reseñables. Como ponen de manifiesto Armstrong y Zhou (2011) y Haan, Moraga-González y Petrikaitė (2017), si los precios fuera observables con anterioridad a la búsqueda en el modelo estándar de Wolinsky (1986) y Anderson y Renault (1999), no cabría que se diera un equilibrio simétrico de estrategia pura. El razonamiento es el siguiente. Supongamos que todas las empresas cobran un precio estrictamente superior al coste marginal en equilibrio simétrico. En ese caso, la búsqueda de los consumidores sería aleatoria y ninguna empresa sería la primera, segunda, tercera, etc. en ser visitada con una probabilidad distinta a la de las otras. Si una empresa se desviara ofertando un precio ligeramente inferior al de equilibrio, todos los consumidores comenzarían su búsqueda por esta empresa, lo que aumentaría de forma discontinua su demanda sin comprometer su margen. Tal desviación sería, por tanto, rentable para esa empresa. Esta lógica sugiere que solo un precio igual al coste marginal podría ser un equilibrio simétrico en estrategias puras. Sin embargo, tal igualación tampoco es un equilibrio, pues cualquier empresa individual encontraría ahora rentable desviarse ofertando un precio superior. Aun cuando aquélla que lo hiciera quedaría relegada a la última posición en el orden de búsqueda, incluso los consumidores insatisfechos con las ofertas de las empresas rivales la visitarían y terminarían comprando de ella. Tal desviación del equilibrio sería, por tanto, rentable para esta empresa. La inexistencia de un equilibrio simétrico en estrategias puras no tendría por qué constituir de por sí un problema, pero lo que sucede es que formular el equilibrio en estrategias mixtas se ha revelado un problema muy complejo.

La literatura reciente ha superado esta dificultad a través de dos enfoques. Un acercamiento, ejemplificado por Armstrong y Zhou (2011) y los trabajos de Ding y Zhang (de próxima publicación), ha consistido en modificar el modelo para hacerlo lo suficientemente manejable como para calcular el equilibrio de estrategias mixtas. La otra manera de abordarla, expuesta en Haan, Moraga-González y Petrikaitė (2017) y en Choi, Dai y Kim (2017), ha implicado enriquecer el modelo de diferenciación de producto para restaurar la existencia de un equilibrio de estrategia pura.

Ambos enfoques se abordarán con más detalle a continuación.

Ding y Zhang (de próxima publicación) es uno de los primeros trabajos en incluir búsqueda dirigida por precios (16). Ding y Zhang, con el fin de modelizar la búsqueda de los consumidores en situaciones en las que éstos pueden observar fácilmente los precios, introducen una forma simple de diferenciación de producto en el trabajo de Stahl (1989). En concreto, suponen que las empresas ofrecen productos que podrían o no corresponderse con los gustos de los consumidores; además, el encaje entre los productos de las empresas y los consumidores es aleatorio. Esta forma simple de diferenciación de producto constituye un inteligente recurso que permite modelar la búsqueda por precio, manteniendo manejable el modelo. En su trabajo, como en Stahl (1989), hay consumidores con coste de búsqueda positivo y zero. Los primeros saben qué productos satisfacen sus necesidades y los precios a los que se venden, de modo que eligen el producto más barato que, en su caso, satisfaga sus necesidades. Los segundos buscan entre las empresas secuencialmente y en orden creciente de precios con ese mismo objetivo, a saber, verificar si hay productos adecuados. Un atractivo del modelo de Ding y Zhang es que converge al modelo de Stahl (1989) cuando los productos casan con certeza las necesidades de los consumidores y los precios no son observables antes de la búsqueda.

Algunos resultados del artículo de Ding y Zhang (de próxima publicación) merecen destacarse. Un primer resultado interesante se refiere a la forma en que buscan los consumidores: los no consumidores con coste de búsqueda nulo nunca buscarán en empresas que cobren un precio superior a cierto precio umbral. Dicho umbral sube a medida que disminuyen los costes de búsqueda, reflejando con ello la disposición de los consumidores a buscar en empresas que cobren un mayor precio si su coste de búsqueda se reduce.

El segundo resultado es que existe un equilibrio en estrategias mixtas, el cual puede describirse explícitamente. La dispersión de precios surge por razones similares a las descritas en Stahl (1989). A saber, dado que la probabilidad de que un producto satisfaga los gustos de un consumidor es inferior a uno, entre los compradores «emparejados» con una empresa caben tanto consumidores con coste de búsqueda positivo y zero. Al ser probable que los compradores emparejados lo estén también con otras empresas, la empresa tiene un incentivo para cobrar precios bajos. Al mismo tiempo, puesto que los no consumidores con coste de búsqueda positivo tienen que pagar costes de búsqueda para comprobar si existe emparejamiento con otros productos, es menos probable que lo hagan y, por tanto, las empresas también tienen un incentivo para cobrar precios altos. Al igual que en el artículo de Stahl, estos dos incentivos se equilibran cuando las empresas aleatorizan sus precios. Curiosamente, el equilibrio en estrategias mixtas puede tener un soporte no convexo; en concreto, cuando el coste de búsqueda es alto, las empresas obtienen sus precios de dos conjuntos disjuntos de precios. Esto sucede porque, cuando el coste de búsqueda es alto, el precio umbral por encima del cual los no consumidores con coste de búsqueda positivo decidirán no visitar una empresa es relativamente bajo (17). Al disminuir el coste de búsqueda, se eleva de forma óptima la probabilidad de que las empresas cobren un precio del intervalo de precios bajos. Sin embargo, Ding y Zhang muestran que, sorprendentemente para un modelo de búsqueda, el precio medio del mercado puede aumentar al disminuir el coste de búsqueda. La razón es que el menor coste de búsqueda eleva el precio máximo que las empresas pueden ofertar a los no compradores para inducirles a visitarlas y examinar sus productos.

Armstrong y Zhou (2011) introducen costes de búsqueda en un modelo de mercado duopolístico en el que las empresas venden productos que se diferencian *à la* Hotelling. Los consumidores, que acceden fácilmente a los precios a través de un sitio web, aún tendrán que comprobar la adecuación de los productos, lo que harán examinando primero el producto de la empresa que cobre un menor precio. Debido a la especial estructura de las preferencias de los consumidores en el modelo de Hotelling, basta con que un consumidor realice una búsqueda para descubrir el valor que otorga a ambos productos. En virtud de la lógica mencionada antes en el contexto de la búsqueda dirigida por precios, es fácil ver que no existe un equilibrio en estrategias puras en precios. Sin embargo, las preferencias de Hotelling permiten la caracterización explícita del equilibrio en estrategias mixtas, que presenta una función de densidad continua. En equilibrio, los precios disminuyen al aumentar el coste de búsqueda, lo que, como se mencionó, contrasta con la mayoría de los modelos de búsqueda. En este caso sucede que, al aumentar los costes de búsqueda, los consumidores se

tornan más reacios a buscar más allá de la primera empresa. Esto aumenta el valor de estar situado el primero en el orden de búsqueda de los consumidores, lo que refuerza el incentivo de las empresas para competir por esa posición.

Haan, Moraga-González y Petrikaitė (2017), hasta donde conozco, fueron los primeros (18) en proponer diferenciar adicionalmente el producto en el marco de Wolinsky para restaurar la existencia de un equilibrio de precios en estrategias puras. En su modelo de duopolio, las empresas venden productos con dos atributos, ambos con diferenciación horizontal. La hipótesis clave es que un atributo es observable antes de la búsqueda y el otro, solo después: el primero representa características del producto fácilmente observables, por ejemplo en un sitio web; el segundo representaría las características de la búsqueda, es decir, las propiedades del producto que solo cabe determinar tras un minucioso y atento examen. En muchas situaciones en Internet, los consumidores se enfrentan a esta complicación en la búsqueda. Por ejemplo, cuando se busca un vuelo a una ciudad determinada, algunas características del producto suelen ser fácilmente observables, como el nombre de la aerolínea, el aeropuerto de destino, el precio y los horarios de vuelo. En cambio, otras características del servicio como la terminal de llegada, bonificaciones de millas aéreas, comidas a bordo, política de equipaje, comisiones de gestión, etc., solo se averiguan tras una lectura detenida de los particulares del vuelo.

En este modelo, al ser algunas características del producto observables con anterioridad a la búsqueda, esta ya es lógicamente dirigida. Además, las empresas pueden orientar a su favor la dirección de la búsqueda ofertando precios más bajos. Como dicta la intuición, mientras exista una diferenciación suficiente en los atributos del producto fácilmente observables, existirá un equilibrio en estrategias puras. La lógica anteriormente mencionada de que una empresa que redujera ligeramente su precio respecto al de equilibrio vería impulsada fuertemente su demanda no se aplicaría en este caso, pues los consumidores no solo se interesan por el precio cuando eligen por dónde empezar a buscar un producto que les satisfaga. El precio podrá ser lo suficientemente bajo, pero si las restantes características observables no son lo suficientemente buenas será muy difícil inducir a un consumidor a realizar una visita. Haan, Moraga-González y Petrikaitė comparan el equilibrio de precios cuando el precio es fácilmente observable con aquél en el que el precio no lo es, como en el modelo estándar de Wolinsky (1986) y Anderson y Renault (1999). Su conclusión es que el precio de equilibrio siempre es menor cuando el consumidor puede ver los precios de las empresas antes de iniciar la búsqueda. La razón es que, en este caso, un precio más bajo no solo aumenta la probabilidad de que los consumidores dejen de buscar al llegar a esa empresa, sino también la de que la visiten. Cuando el precio es observable antes de la búsqueda, la demanda a la que se enfrenta la empresa es más elástica y, por tanto, los precios serán más bajos en equilibrio. Haan, Moraga-González y Petrikaitė también estudian los efectos de estática comparativa de un aumento en los costes de búsqueda, y muestran que si los precios de oferta son observables antes de la búsqueda, disminuirán a medida que el coste de búsqueda se eleve. La intuición es similar a la de Armstrong y Zhou (2011). Cuando los costes de búsqueda aumentan, la probabilidad de que los consumidores den la espalda a la empresa que visitaron primero disminuye, lo que refuerza el incentivo de las empresas a competir por ocupar esa primera posición. Curiosamente, pese a complicar las cosas a los consumidores, un mayor coste de búsqueda puede beneficiarles debido a este efecto de reducción del precio (19).

Haan, Moraga-González y Petrikaitė (2017) analizaron un modelo de duopolio; ampliar el análisis al oligopolio se reveló un arduo desafío. El problema es que calculan la demanda considerando explícitamente las diferentes rutas de búsqueda que los consumidores pueden seguir antes de comprar en una empresa dada. Si solo hay dos empresas, la demanda de cualquiera de ellas la conforman tres grupos de consumidores: un primer grupo de consumidores que empiezan a buscar en la empresa de que se trate y, al identificar un producto adecuado, detienen su búsqueda; el segundo grupo lo forman quienes empiezan a buscar en la empresa rival, no encuentran nada adecuado y se pasan a la empresa en cuestión, donde encuentran algo de su agrado; y, por último, están los consumidores que empiezan buscando en la empresa de que se trate, se pasan a comparar el producto de la empresa rival, y deciden retornar a la primera para comprar en ella. Si hay tres empresas, un consumidor puede seguir once rutas de búsqueda distintas antes de comprar a un vendedor dado. El número de rutas de búsqueda se incrementa

factorialmente a medida que aumenta el número de vendedores.

Armstrong (2017) y Choi, Dai y Kim (de próxima publicación) han resuelto de manera independiente el problema de calcular la demanda con carácter general. Muestran que, para calcularla, cabe obviar las numerosas rutas de búsqueda que los consumidores pueden seguir y reformular el problema como un problema estático de elección discreta en el que los consumidores eligen, entre todas las alternativas disponibles, aquélla que les da la utilidad de reserva como mínimo o, de ser mayor, la utilidad efectivamente materializada (20). Intuitivamente, la razón por la que lo que importa para realizar una compra es la menor de la utilidad de reserva o la utilidad materializada guarda relación con el hecho de que ambas han de ser relativamente altas. De hecho, antes de decidirse por una opción, ésta debe haber sido objeto de búsqueda, en cuyo caso el valor de reserva debe ser relativamente alto. Además, la utilidad materializada también debe ser relativamente alta, pues de lo contrario los consumidores no elegirían la alternativa actual y seguirían buscando.

La reformulación equivale a «excluir» del modelo las rutas de búsqueda que pueden seguir los consumidores antes de comprar el producto de una empresa, con lo que la demanda adquiere una expresión relativamente sencilla y conocida. Lo que es más importante, lo que se conoce de los modelos de elección discreta se aplica al modelo de búsqueda secuencial del consumidor y, por ejemplo, cabe determinar la existencia y unicidad del equilibrio a partir de resultados de esa literatura. Choi, Dai y Kim muestran además cómo realizar análisis de estática comparativa sobre la distribución de los mínimos de los valores de la utilidad de reserva y de la utilidad materializada. Su hallazgo es que, en ausencia de una opción exógena, el precio de equilibrio aumentará a medida que se disperse la distribución de los mínimos de los valores de la utilidad de reserva y de la utilidad materializada. Un aumento en la diferenciación de producto suele aumentar la dispersión y, con ello, conducir a precios más altos. Este resultado contrasta con el antes mencionado de Anderson y Renault (1999), en el que el precio de equilibrio disminuye a medida que aumenta la diferenciación de producto porque los consumidores buscan más. La principal diferencia es que en Anderson y Renault los precios no son observables antes de buscar. Choi, Dai y Kim también muestran que al aumentar los costes de búsqueda se reduce la dispersión de los valores mínimos, disminuyendo con ello el precio de equilibrio. En consecuencia, el resultado que para el duopolio obtuvo Haan, Moraga-González y Petrikaitė (2017) cabe aplicarse de forma más general.

Sobre todo en los mercados digitales, donde las plataformas se han convertido en mercados centrales, otra forma en que las empresas pueden influir en el orden de búsqueda es ofreciendo pagos a las plataformas a cambio de aparecer destacadas en la clasificación de resultados de una petición de búsqueda determinada (21). Athey y Ellison (2011) y Chen y He (2011) son los primeros trabajos que presentan modelos con empresas diferenciadas horizontalmente que pujan por posicionarse en listas de resultados de búsqueda y consumidores que buscan secuencialmente entre las opciones presentadas (22).

Chen y He (2011) describen empresas heterogéneas respecto a la probabilidad con la que pueden satisfacer las necesidades del consumidor. Los consumidores conocen dichas probabilidades, pero no saben qué empresa tiene qué probabilidad de ser la adecuada para ellos, lo que simplifica el análisis. Los consumidores deciden cómo buscar entre la lista de opciones que se les presenta. Chen y He muestran que existe un equilibrio de *separación* (*separating*) en el que los vendedores con mayor adecuación pujan por encima de los que son menos adecuados, de forma que el orden de clasificación de las alternativas revela la calidad de los productos de las empresas. En consecuencia, una búsqueda de los consumidores que empiece por el primer clasificado y vaya bajando es óptima. El equilibrio de separación comporta mayor eficiencia de búsqueda, mayor cantidad producida y mayor bienestar social que si la búsqueda de los consumidores es al azar. Athey y Ellison (2011) presentan una estructura de información incompleta más general en la que las probabilidades de adecuación se extraen aleatoriamente de una distribución. Esto eleva notablemente la complejidad del análisis, ya que los consumidores deben actualizar su opinión sobre las probabilidades de que los productos de las empresas sean aptos para ellos mientras buscan. El equilibrio que acertadamente caracterizan de este modo es similar al de Chen y He, en el sentido de que la determinación del precio de las alternativas enumeradas no juega un papel importante en ninguno de ellos.

Chen y He (2011) y Athey y Ellison (2011) modelizan la interacción entre la búsqueda del consumidor y la empresa que

puja por posicionarse en contextos en los que el precio de los productos no desempeña un papel importante. En concreto, en Athey y Ellison (2011) el precio es exógeno, mientras que en Chen y He (2011), siempre que se satisfagan las preferencias de los consumidores, los productos son homogéneos, por lo que, según la lógica de Diamond (1971), el único precio de equilibrio es el precio de monopolio. Anderson y Renault (2017) se suma a esta línea de trabajo con un modelo que incorpora pujas por posiciones, precios de los productos y búsqueda del consumidor. Para ello, modifica el marco de Wolinsky (1986) y Anderson y Renault (1999) permitiendo heterogeneidad en las empresas, y se sirve de la regla de Weitzman (1979) para caracterizar el comportamiento de búsqueda del consumidor. Su modelo modifica hábilmente las preferencias de los consumidores para evitar que estos retornen a opciones visitadas anteriormente, haciendo con ello que el análisis resulte manejable. Anderson y Renault muestran que el orden de búsqueda de equilibrio está relacionado con los precios, no con las pujas, en contraste con Chen y He (2011) y Athey y Ellison (2011). Su resultado principal es que en su modelo más general existe un desajuste entre el orden preferido por las empresas y el preferido por los consumidores, algo que no sucede en las configuraciones más sencillas de Chen y He (2011) y Athey y Ellison (2011).

IV. CONCLUSIONES

En los mercados digitales, aunque no solo en estos, el orden en el que los consumidores examinan las alternativas disponibles viene dictado por lo que estos conocen *a priori* de ellas, lo que a menudo, si bien no siempre, incluye sus precios. Esto significa que, en el entorno digital, la búsqueda del consumidor difiere bastante de la forma de entender la búsqueda del consumidor en los modelos tradicionales. Este artículo se inicia con un resumen de las principales contribuciones clásicas a la literatura sobre búsqueda del consumidor, para exponer a continuación avances recientes que mejoran la aplicabilidad del aparato de búsqueda del consumidor al análisis de desafíos teóricos y empíricos que facilitan una mejor comprensión del funcionamiento de los mercados digitales.

Me gustaría concluir el artículo mencionando áreas de trabajo que se han desarrollado en paralelo y que se han beneficiado, o podrían hacerlo, de los últimos avances. Al reseñarlas, describiré también algunas líneas de investigación futuras.

Para empezar, merecen mención los estudios empíricos sobre estimación de la demanda de productos diferenciados y sobre evaluación del poder de mercado. El supuesto habitual en esta línea de trabajo es que los consumidores poseen información perfecta sobre todos los productos disponibles en el mercado (véanse, p. ej., Berry, 1994; Berry, Levihnson y Pakes, 1995, y Nevo, 2001). Huelga decir que este supuesto no es nada realista en numerosos mercados del mundo real, pues los consumidores a menudo ignoran, aunque sea en parte, la utilidad que obtienen de las diversas alternativas, ya sea porque no conocen los precios a que se ofertan los productos o porque tienen que examinarlos atentamente para descubrir todas sus características. Además, si los consumidores cuentan con información parcial antes de buscar, su estrategia de búsqueda estará lógicamente dirigida. Ignorar que el conjunto de alternativas que sopesan los consumidores es endógeno posiblemente generará sesgos al estimar sus preferencias y poder de mercado. Lidiar con esta complicación requiere métodos nuevos.

Reconociendo que los modelos de demanda con búsqueda del consumidor se prestan más a realizar inferencias en ciertos entornos del mundo real, una cuestión crucial es la identificación de los costes de búsqueda. En entornos con productos diferenciados y preferencias heterogéneas, identificar los costes de búsqueda plantea un desafío (23). La razón es que puede ser difícil separar el efecto de costes de búsqueda y de preferencias sobre las elecciones. Por ejemplo, el hecho de que la cuota de mercado de una empresa sea relativamente baja, ¿se debe a la baja afinidad por los productos que vende esa empresa o a unos costes de búsqueda altos? Del mismo modo, que un consumidor omita examinar el producto de una empresa o visitarla, ¿responde a que éste asigna un valor bajo al producto de esa empresa o a que el consumidor tiene un coste de búsqueda alto?

En Moraga-González, Sándor y Wildenbeest (2017c) se propone un enfoque empírico para estimar la demanda en el mercado automovilístico que da cabida a la búsqueda secuencial dirigida. El trabajo adapta el enfoque de Armstrong (2017) y de Choi, Dai y Kim (de próxima publicación) al permitir heterogeneidad de costes de búsqueda y empresas multiproducto, y estima la demanda en el conocido marco de Berry, Levihnson y Pakes (1995). Para

estimar los costes de búsqueda utiliza la variación del coste de visitar concesionarios de coches y concluye que las estimaciones de costes de búsqueda difieren significativamente de cero. El modelo de coste de búsqueda produce demandas menos elásticas y, por lo tanto, las empresas poseen mayor poder de mercado que en el modelo de información completa. En trabajos futuros convendría investigar la optimalidad de las redes de concesionarios. En términos más generales, futuros trabajos sobre el tema podrían permitir modelos de búsqueda más generales, por ejemplo, incorporando la búsqueda de la calidad y la negociación de precios.

Ershov (2018) también se vale de la variación en los costes de búsqueda. Aprovechando un experimento natural en la tienda de aplicaciones móviles Google Play, que redujo los costes de búsqueda para aplicaciones de juegos pero no para otras, el artículo estima los efectos de unos menores costes de búsqueda sobre la entrada, el diseño de producto y la calidad de las aplicaciones, y concluye que hay más entrada pero menos calidad en el grupo examinado que en el de control. En el futuro debería investigarse más la forma en que los costes de búsqueda afectan a la entrada y a la inversión en calidad en los mercados de búsqueda, y decididamente convendría hacerlo en entornos de búsqueda dirigida (24).

En la mayoría de los casos es difícil explotar la variación en los costes de búsqueda simplemente porque no suele disponerse de esa información. Los datos de Internet tienen la gran ventaja de que el económetra puede observar no solo las compras, sino también el comportamiento de búsqueda o los clics. Koulayev (2014) muestra cómo utilizar datos detallados de navegación y de clics en Internet para identificar costes de búsqueda secuencial. Sus datos proceden de un motor de búsqueda para reservas de hotel. Tras realizar una consulta, el usuario observa una página con un primer conjunto de resultados; a continuación, deberá hacer clic para pasar a la siguiente página de resultados, y así sucesivamente. Si el económetra observa el primer conjunto de resultados de búsqueda y el comportamiento de cliqueo posterior, los cambios en los productos observados entre usuarios ofrecen una fuente de variación que permite estimar costes de búsqueda. Siguiendo esta línea de razonamiento, Kim, Albuquerque y Bronnenberg (2010) analizan datos de búsqueda del sistema de recomendación de Amazon.com para estimar un modelo de búsqueda secuencial. Sus autores amplían el enfoque en un artículo posterior (Kim, Albuquerque y Bronnenberg, 2017), para aprovechar los datos de búsqueda y de compra, lo que facilita identificar los costes de búsqueda del consumidor. Hay mercados digitales como las plataformas *online* de hoteles que permiten a los usuarios ordenar y filtrar resultados de búsqueda. Chen y Yao (2017) incorporan esas decisiones de refinamiento de la búsqueda en un modelo de búsqueda secuencial, que se estima utilizando datos de la secuencia de clics descrita por los usuarios de un sitio web de reservas de hotel.

Anteriormente he reseñado que De los Santos, Hortaçsu y Wildenbeest (2012) analizan datos de comportamiento *online* para contrastar las búsquedas secuencial y simultánea. De los Santos, Hortaçsu y Wildenbeest, relajan el supuesto de que los consumidores conocen la distribución de utilidad cuando buscan, mostrando la manera de utilizar los datos de búsqueda y de compra para estimar un modelo de aprendizaje bayesiano.

Honka (2014) usa también datos de búsqueda y compra de consumidores para aislar el efecto ejercido por los costes de búsqueda y cambio (*switching*) en la generación de inercia en el mercado de seguros de automóviles estadounidense. Su autora utiliza el marco de búsqueda simultánea de Chade y Smith (2006) y concluye que tanto los costes de búsqueda como los de cambio son significativos. Los costes de búsqueda, con todo, parecen afectar a la inercia con mucha mayor intensidad que los costes de cambio. Este resultado empírico está en línea con Wilson (2012).

Ursu (2017) es otra contribución interesante que utiliza datos de búsqueda y compra. Su autora aprovecha un experimento natural para identificar el efecto causal de la posición en la clasificación del motor de búsqueda, concluyendo que el *ranking* afecta a la probabilidad de recibir clics, pero no a la de vender. Lo que es más interesante, muestra que el *ranking* de Expedia no maximiza la utilidad, un resultado en cierto modo acorde con Anderson y Renault (2017).

Campos clásicos de investigación en Organización Industrial, como la teoría de la colusión y el análisis de fusiones, se han beneficiado o pueden hacerlo de recientes desarrollos en la teoría de la búsqueda dirigida. Por ejemplo, Petrikaitė (2015) investiga la estabilidad de la colusión en entornos con costes de búsqueda. La autora concluye que, con diferenciación de producto,

unos mayores costes de búsqueda están relacionados con cárteles más estables, cuestión esta que estudia en el contexto de un modelo de búsqueda aleatoria. Sin embargo, los incentivos para desviarse dependen claramente de si los consumidores observan, o no, los precios de desviación antes de la búsqueda. Ampliar su trabajo permitiendo la búsqueda dirigida por precios ayudaría a dilucidar mejor el papel de los costes de búsqueda en la teoría de la colusión.

Moraga-González y Petrikaitė (2013) estudian fusiones en el contexto clásico de la competencia en precio con diferenciación de producto, mostrando que la coordinación de precios no es rentable para las empresas. La razón estriba en que la búsqueda del consumidor está dirigida y, si los consumidores anticipasen que la entidad resultante de la fusión cobrará precios más altos, preferirán visitarla en último lugar. En cambio, cuando las empresas fusionadas deciden vender todos los productos de las empresas constituyentes tras la fusión, la fusión resulta compatible con incentivos e incluso puede mejorar el bienestar social debido a la mejor correspondencia entre consumidores y productos.

La discriminación de precios constituye otra área en la que reconocer de forma explícita que los mercados no están libres de fricciones conduce a nuevas y fructíferas lecciones. En los mercados digitales en particular, los vendedores minoristas rastrean el comportamiento de búsqueda del consumidor a través del almacenamiento de *cookies* en sus navegadores. Algunos minoristas *online* ofrecen descuentos de precio al «observar» que un usuario se dispone a dejar su sitio web, habiéndose alegado también que lo elevan cuando «ven» que el usuario regresa al sitio. Armstrong y Zhou (2016) estudian los incentivos de los vendedores minoristas para adoptar estas prácticas de establecimiento de precios en una versión duopolítica del modelo de búsqueda del consumidor de Wolinsky (1986). Los autores de ese trabajo muestran que una empresa dada siempre tendrá un incentivo para ofrecer descuentos que induzcan a la compra inmediata y, en ciertas condiciones, para realizar ofertas explosivas. El recurso a descuentos por compra inmediata o a ofertas explosivas reduce el bienestar social debido a que menos consumidores compran y a que, los que sí lo hacen, dejan de buscar demasiado pronto y, como resultado de ello, obtienen un producto poco satisfactorio.

En el contexto de una empresa multiproducto, Petrikaitė (2018) demuestra que un monopolista puede beneficiarse de la existencia de costes de búsqueda (por lo que tendrá incentivos para invertir en crearlos) en relación con su gama de productos. Petrikaitė muestra que la política de determinación de precios del monopolista consiste en tal caso en una secuencia decreciente de precios. Esta política de precios aumenta el beneficio de la empresa a costa del consumidor en virtud de la criba (*screening*). Supongamos que el vendedor ofrece dos productos (sustitutivos). Los compradores que consideran suficientemente bueno el primer producto descartan pasar a examinar el siguiente, lo que otorga al vendedor poder de mercado sobre ellos; en cambio, aquéllos a quienes no atrae ese primer producto pasan a examinar el segundo, que se ofrece a menor precio. Curiosamente, esta práctica también es rentable en un régimen de oligopolio.

Por último, quisiera mencionar el tema de las relaciones y restricciones verticales. No hace mucho que la literatura comenzó a incorporar la búsqueda del consumidor en las relaciones verticales. Janssen y Shelegia (2015) argumentan que es lógico pensar que en los mercados en los que los consumidores necesitan buscar entre los minoristas para encontrar precios aceptables lo probable es que ignoren también el precio mayorista. En esta situación, Janssen y Shelegia muestran que, en relación con el conocido problema de la doble marginalización, un fabricante tiene potentes incentivos para elevar su precio, empeorando aún más con ello el resultado del mercado. Otro documento interesante es Wang y Wright (2017), que estudia un modelo en el que los consumidores pueden buscar productos que les satisfagan a través de plataformas o bien directamente. Las plataformas reducen los costes de búsqueda, pero cobran comisiones que crean un problema de doble marginalización. Este problema se manifiesta con más crudeza a través de la práctica de buscar en la plataforma para, llegado el momento de la compra, pasarse al canal directo a fin de beneficiarse de menores precios (*showrooming*). Wang y Wright estudian los efectos sobre el bienestar de las cláusulas de paridad de precios, es decir, cláusulas contractuales impuestas por las plataformas en virtud de las cuales quienes venden un producto en ellas se obligan a no cotizar precios inferiores para éste en otros sitios. Estas cláusulas han sido objeto de recientes investigaciones por la Comisión Europea en el marco de políticas comunitarias. Al ser la búsqueda

en plataformas predominantemente dirigida, las conclusiones de política de Wang y Wright se beneficiarían de seguir investigando sobre el papel que desempeña la búsqueda dirigida en el seno de las plataformas.

La teoría de la búsqueda del consumidor, con sus tres o cuatro décadas de existencia, está hoy más viva que nunca. Esto se debe, por un lado, al desarrollo de los mercados digitales: no es solo que Internet haya hecho que los investigadores sean conscientes de que las fricciones de búsqueda son un elemento importante que no puede omitirse en los modelos, sino también porque ahora se entiende que los modelos existentes tenían que adaptarse para reflejar mejor las características de los mercados *online*. Por otro lado, se debe a la riqueza de datos disponible gracias a Internet. Esta riqueza de información, en concreto de datos de búsqueda y compra, ha permitido a los investigadores acometer nuevos desafíos empíricos. Por limitaciones de espacio, en este artículo solo se han expuesto algunos de estos desarrollos (25). Los mercados digitales siguen gozando de una gran capacidad de innovación y los próximos años depararán seguramente numerosas contribuciones teóricas y empíricas relacionadas con la búsqueda del consumidor.

NOTAS

(*) El autor desea agradecer a Vaiva Petrikaitė, Zsolt Sándor y Matthijs Wildenbeest sus certeros comentarios.

(**) También en la Universidad de Groningen. Asimismo, el autor está afiliado a las siguientes instituciones: CEPR, Tinbergen Institute, CESifo y Public-Private Sector Research Center (IESE, Barcelona).

(1) Otras obras importantes que documentan la dispersión de precios son Pratt, Wise y Zeckhauser (1979) y Lach (2002) y, en particular en los mercados digitales, Baye, Morgan y Scholten (2004).

(2) Stigler expuso un modelo con búsqueda del consumidor *simultánea*. La búsqueda simultánea, o búsqueda *no secuencial*, es un método de búsqueda según el cual el consumidor decide *a priori* buscar entre un conjunto particular de empresas; una vez las ha visitado y ha inspeccionado sus productos o precios, elegirá, en su caso, aquélla de la que comprará. La búsqueda simultánea contrasta con la búsqueda *secuencial*, un procedimiento por el cual un consumidor busca primero en una empresa dada y luego, una vez conocidos los detalles de la oferta de esa empresa, decide si compra el producto de ésta, continúa buscando en otra empresa o deja por completo el mercado. Morgan y Manning (1985) muestran que un método de búsqueda no es mejor que el otro en todas las circunstancias y sostiene que a menudo la regla de búsqueda óptima combina la eficiencia en costes de la búsqueda simultánea con las ventajas informativas de la búsqueda secuencial.

(3) Llegados a este punto es pertinente señalar que existe otro campo importante y amplio de la literatura, en Economía del trabajo, en el que las búsquedas también son dirigidas. En esa literatura, sin embargo, los trabajadores suelen preocuparse por la disponibilidad de empleo, no por los precios o características de un producto. El problema de búsqueda surge porque las empresas suelen tener restricciones de capacidad, y como los trabajadores no se coordinan entre sí cuando solicitan empleo, no están seguros de si lo obtendrán. Si bien no forma parte de la materia a examen aquí, una revisión reciente de esta literatura se encuentra en Wright, Kircher, Julien y Guerrieri (2017).

(4) Véase también Mortensen (1970).

(5) En su obra original, McCall trata el caso de un trabajador que busca un empleo bien remunerado, pero ese problema es isomorfo al de un consumidor que busca un artículo a un precio razonable.

(6) Más en concreto, supóngase un equilibrio con dispersión de precios; en él, al ser las empresas simétricas, sus beneficios deberán ser idénticos con independencia del precio cobrado. Puesto que los consumidores no ven los precios antes de buscar, cabe esperar que en su primera búsqueda elijan al azar una de las empresas y la visiten para conocer su precio. Considérese ahora una empresa que cobrase el precio mínimo en el soporte de la distribución de precios. Esta empresa podría subir el precio hasta justo por debajo del coste de búsqueda c y los consumidores (que se presentan al azar) no abandonarían su tienda para explorar otra en busca de un mejor trato, por lo que tal desviación de precio elevaría el beneficio de la empresa. Este argumento, sencillo y potente, descarta los equilibrios asimétricos con precios diferentes y los equilibrios simétricos con precios inferiores a v. El único candidato a equilibrio que queda es el equilibrio del precio de monopolio.

(7) Estrictamente hablando, Stahl (1989) sería entonces un modelo de búsqueda en el que no existe búsqueda real, en el sentido de que los consumidores con coste de búsqueda positivo no buscan más allá de la primera empresa. Adviértase, con todo, que esto responde al supuesto de que todos los consumidores con coste de búsqueda positivo tienen idéntico coste de búsqueda. Si éstos fueran diferentes, tendrían precios de reserva distintos y habría búsqueda activa en el equilibrio (véase Stahl, 1996). Para una aplicación, véase Giulietti, Waterson y Wildenbeest (2014).

(8) Adviértase que, para consumidores similares, no existe equilibrio en el que éstos busquen dos o más veces. Esto se explica porque en tal caso, siguiendo la lógica de Bertrand, todas las empresas cobrarían un precio igual al coste marginal; pero si todos los precios fueran iguales, entonces no tendría sentido buscar tanto. Con heterogeneidad en el coste de búsqueda, en cambio, algunos consumidores buscarán una vez y, otros, dos, tres veces, etc., según señaló primero Hong y Shum (2006) y elaboró Moraga-González, Sándor y Wildenbeest (2017a). Este último trabajo muestra cómo la relación entre precios y excedente del consumidor respecto al número de competidores depende de la naturaleza de la dispersión de los costes de búsqueda. Cuando dicha dispersión es amplia el precio promedio aumenta, mientras que el excedente del consumidor puede disminuir con el número de competidores; cuando es pequeña, el precio medio se reduce y el excedente del consumidor aumenta al hacerlo el número de empresas activas en el mercado.

(9) Los resultados de Moraga-González, Sándor y Wildenbeest (2017b) pueden ayudar a entender la observación empírica de Hortaçsu y Syverson (2004) de que, pese a la reducción observada en los costes de búsqueda, los precios subieron en el sector de fondos de inversión colectiva en EE.UU. en la década de 1990.

(10) Véase también De los Santos, Hortaçsu y Wildenbeest (2012), que utilizan un conjunto similar de datos para testar las teorías de búsqueda secuencial y simultánea del consumidor, concluyendo que la búsqueda simultánea se aproxima más a lo que realmente hacen los consumidores que buscan en Internet. Véase también Honka y Chintagunta (2017), que, con datos sobre búsqueda y compra del seguro de automóviles en Estados Unidos, avalan el protocolo de búsqueda simultánea.

(11) Cuando el coste de búsqueda tiende a cero, cada uno de los consumidores visita todas y cada una de las empresas antes de

elegir un producto y, en consecuencia, las empresas terminan cobrando esencialmente el mismo precio. Con ello, la prominencia pierde su valor. En Rhodes (2011), por el contrario, la prominencia es valiosa incluso si la búsqueda no tiene coste. La diferencia clave es que Rhodes supone que los consumidores conocen las valoraciones que dan a los productos que ofrecen las empresas, pero ignoran qué empresa vende cada producto. Los consumidores conocen qué producto vende una empresa en concreto tras visitarla. Incluso en una búsqueda sin coste, no hay razón alguna para que el consumidor siga buscando tras haber encontrado un producto óptimo. Dado que todos los consumidores buscan primero en la empresa prominente, el vendedor no prominente sabe que atraerá a los consumidores que otorgan un valor alto a su producto y, por tanto, cobrará un precio alto. La empresa prominente cobra un precio menor, pero tiene más demanda y obtiene mayor beneficio, aun cuando la búsqueda sea prácticamente gratuita.

(12) Ursu (de próxima publicación) presenta evidencia empírica, obtenida de consumidores que buscan hoteles en la agencia de viajes *online* Expedia, de que la posición de un producto en la lista de Expedia tiene un efecto causal en los clics que recibe, pero también de que, una vez examinado el producto, dicha posición no afecta a la probabilidad de realizar una compra.

(13) Fishman y Lubensky (de próxima publicación) modifican el marco de Armstrong, Vickers y Zhou al incluir explícitamente los costes de retorno (es decir, de reconsiderar una opción). Cuando un consumidor incurre en costes tanto por buscar como por retornar a un vendedor que previamente ha visitado, surge una disyuntiva al considerar los incentivos para situarse el primero por orden de búsqueda. Ser la primera empresa en ser examinada es ventajoso si el consumidor identifica valor en su oferta porque, en tal caso, los costes de búsqueda y retorno reducen el incentivo para seguir buscando. Pero ser la segunda resultaría ventajoso si fuera improbable que la oferta de la primera aportase valor, porque entonces el coste de retorno sería crucial para que el consumidor optase por «quedarse» en la segunda empresa, aun cuando la primera resultare ser mejor *a posteriori*. Fishman y Lubensky concluyen que, para densidades de utilidad crecientes, estar en una posición anterior es mejor, mientras que, para densidades de utilidad decrecientes, es mejor estarlo en una posterior. Con *n* empresas, cualquier posición puede ser mejor en función de la distribución de utilidad, pero un aumento en el número de empresas hace la primera posición más favorable que cualquier otra, lo que concuerda con algunos resultados empíricos recientes (véase, por ejemplo, De los Santos y Koulayev, 2013).

(14) Ellison y Wolitzky (2012) es otro artículo que modeliza la idea de que los costes de búsqueda son endógenos, pero, como los consumidores no conocen el coste de búsqueda de las empresas antes de visitarlas, éstas no pueden afectar al orden de búsqueda, ni siquiera fuera de la senda de equilibrio. El artículo, partiendo del escenario de Stahl (1989), introduce la idea de que los costes de búsqueda aumentan de forma convexa (en lugar de lineal, como es habitual) con el número de visitas. Ellison y Wolitzky identifican un equilibrio simétrico en el que las empresas eligen el mayor coste de búsqueda posible, lo que debilita la presión competitiva y aumenta sus beneficios.

(15) La publicidad es, de este modo, *persuasiva* en Haan y Moraga-González (2011), pero, a diferencia de la idea tradicional de publicidad persuasiva en la literatura económica, la disposición a pagar no resulta afectada, lo que permite realizar un análisis de bienestar.

(16) Hasta donde conozco, la primera versión de este artículo tiene como único autor a Zhang, y data de 2011.

(17) Si interpretamos los precios del intervalo bajo como precios de venta y los precios del intervalo alto como precios normales, este equilibrio concuerda con la evidencia empírica sobre la fijación de precios por los minoristas *online* en Internet (Baye, Morgan y Scholten, 2004).

(18) La primera versión de este artículo es de Haan y Moraga-González y data de 2011.

(19) Cuando los precios influyen en la dirección de búsqueda, se establece un vínculo directo entre el precio y la propensión que tienen los consumidores a visitar la empresa. Este vínculo produce el resultado no convencional de que costes de búsqueda más altos conducen a menores precios y beneficios. En el artículo de García y Shelegia (de próxima publicación) sobre el aprendizaje (*learning*) por observación, el precio no se observa, pero aun así influye en el número de consumidores que visitarán la empresa en el futuro. Esto explica, asimismo, que los precios de equilibrio puedan disminuir a medida que aumentan los costes de búsqueda.

(20) En cierto sentido, Armstrong y Vickers (2015) anticiparon esta posibilidad y señalaron que, bajo ciertos supuestos, el modelo de búsqueda secuencial produce demandas que son consistentes con la elección discreta.

(21) Véase igualmente Armstrong y Zhou (2011) para un modelo en el que las empresas pagan comisiones a intermediarios para que éstos promocionen sus productos.

(22) Esta línea de trabajo se inicia con Varian (2007) y Edelman, Ostrovsky y Schwarz (2007), que estudiaron las pujas óptimas en subastas de posicionamiento. No consideraron, sin embargo, el problema de las pujas en relación con un contexto de búsqueda.

(23) Utilizando una versión con costes de búsqueda heterogéneos del modelo de búsqueda simultánea de Burdett y Judd (1983), el trabajo de Hong y Shum (2006) fue el primero en presentar una metodología estructural para estimar los costes de búsqueda en mercados de bienes homogéneos a partir únicamente de datos de precios. Moraga-González y Wildenbeest (2008) ampliaron su enfoque al caso del oligopolio y presentaron una forma de estimar la distribución del coste de búsqueda por máxima verosimilitud. Moraga-González, Sándor y Wildenbeest (2013) demostraron que no es posible identificar no paramétricamente en todo su soporte la distribución del coste de búsqueda a partir de datos de precios de un único mercado, aun cuando hubiera un número infinito de empresas en el mercado. El artículo muestra que combinar datos de precios de muchos mercados de productos en los que los consumidores tienen a costes de búsqueda idénticos permite identificar toda la distribución de costes de búsqueda y proporciona un enfoque semi noparamétrico para estimarlo utilizando este tipo de datos. Sanches, Silva Junior y Srisuma (de próxima publicación) proponen un enfoque de mínima distancia para estimar la distribución del coste de búsqueda. De los Santos (de próxima publicación) muestra cómo utilizar datos de búsqueda, además de datos de precios, para estimar el modelo permitiendo probabilidades de visitas desiguales. Por último, Hortaçsu y Syverson (2004) muestran que, cuando se dispone de datos de precio y cantidad, esta metodología puede ampliarse a contextos más ricos en los que la variación de precios no solo la causan fricciones de búsqueda, sino también las diferencias de calidad entre productos.

(24) Chen y Zhang (2016) identifican efectos novedosos de la entrada de empresas sobre los incentivos de búsqueda del consumidor y, en un modelo de búsqueda aleatoria, concluyen que la entrada puede ser excesiva desde el punto de vista del bienestar del consumidor. Fishman y Levy (2015) estudian la forma en la que los costes de búsqueda afectan a los incentivos para invertir en calidad en un modelo de búsqueda aleatoria con infinitas empresas; su conclusión es que tal efecto es ambiguo. Moraga-González y Sun (2018) se centran en la eficiencia del equilibrio del mercado y determinan condiciones bajo las cuales la inversión en calidad puede ser excesiva o insuficiente desde el punto de vista de la maximización del bienestar social.

(25) Se recomienda al lector interesado en esta línea consultar los excelentes estudios de Anderson y Renault (2018) y Armstrong (2017).

BIBLIOGRAFÍA

Anderson, S. P., y R. Renault (1999), «Pricing, product diversity, and search costs: a Bertrand-Chamberlin-Diamond model», *The RAND Journal of Economics*, 30(4): 719-735.

— (2016), «Search direction: position externalities and position bias», (no publicado).

— (2018), «Firm pricing with consumer search», en L. G. Corchón y M. A. Marini (eds.), *Handbook of Game Theory and Industrial Organization*, Edward Elgar Publishing, 177-224.

Arbatskaya, M. (2007), «Ordered search», *The RAND Journal of Economics,* 38(1): 119-126.

Armstrong, M. (2017), «Ordered consumer search», *Journal of European Economic Association,* 15(5): 989-1024.

Armstrong, M.; Vickers, J., y J. Zhou (2009), «Prominence and consumer search», *The RAND Journal of Economics,* 40(2): 209-233.

Armstrong, M., y J. Zhou (2011), «Paying for prominence», *The Economic Journal,* 121: 368-395.

Athey, S., y G. Ellison (2011), «Position auctions with consumer search», *The Quarterly Journal of Economics,* 126: 1213-1270.

Baye, M. R., y J. Morgan (2001), «Information gatekeepers on the Internet and the competitiveness of homogeneous product markets», *American Economic Review,* 91: 454-474.

Baye, M. R.; Morgan, J., y P. Scholten (2004a), «Temporal price dispersion: evidence form an online consumer electronics market», *Journal of Interactive Marketing,* 18(4): 101-115.

— (2004b), «Price Dispersion in the small and in the large: evidence from an Internet price comparison site», *The Journal of Industrial Economics,* 52(4): 463-496.

Berry, S. (1994), «Estimating discrete-choice models of product differentiation», *The RAND Journal of Economics,* 25(2): 242-262.

Berry, S.; Levinsohn, J., y A Pakes (1995), «Automobile prices in market equilibrium», *Econometrica,* 63: 841-890.

Chade, H., y L. Smith (2006), «Simultaneous search», *Econometrica,* 74: 1293-1307.

Chen, Y., y CH. He (2011), «Paid placement: advertising and search on the internet», *The Economic Journal,* 121: F309-F328.

Chen, Y., y T. Zhang (2016), «Entry and welfare in search markets», *The Economic Journal,* 128: 55-80.

Chen, Y., y S. Yao (2017), «Sequential search with refinement: Model and application with click-stream data», *Management Science,* 63(12): 4345-4365.

Choi, M.; Dai, A. Y., y K. Kim (2017), «Consumer search and price competition», *Econometrica* (próxima publicación).

De los Santos, B.; Hortaçsu, A., y M. R. Wildenbeest (2012), «Testing models of consumer search using data on web browsing and purchasing behavior», *The American Economic Review,* 102(2): 2955-2980.

— (2017), «Search with learning for differentiated products: evidence from E-commerce», *Journal of Business & Economic Statistics,* 35: 626-641.

De los Santos, B., y S. Koulayev, «Optimizing click-through in online rankings for partially anonymous consumers», *Marketing Science* (próxima publicación).

Diamond, P. A. (1971), «A Model of Price Adjustment», *Journal of Economic Theory,* 3: 156-168.

Ding, Y., y T. Zhang, «Price-directed consumer search», *International Journal of Industrial Organization* (próxima publicación).

Edelman, B.; Ostrovsky, M., y M. Schwarz (2007), «Internet advertising and the generalized second price auction: selling billions of dollars worth of keywords», *American Economic Review,* 97(1): 242-59.

Ellison, G., y A. Wolitzky (2012), «A search cost model of obfuscation», *The RAND Journal of Economics,* 43(3): 417-441.

Ershov, D. (2018), «The effects of consumer search costs on entry and quality in the mobile app market» (no publicado).

Fishman, A., y N. Levy (2015), «Search costs and investment in quality», *The Journal of Industrial Economics,* 63: 625-641.

Fishman, A, y, D. Lubensky, «Search prominence and return costs», *International Journal of Industrial Organization* (próxima publicación).

Giulietti, M.; Waterson, M., y M. R. Wildenbeest (2014), «Estimation of search frictions in the British electricity market», *Journal of Industrial Economics,* 62: 555-90.

Haan, M.; Moraga-González, José L., y P. Vaiva (2017), «A Model of directed consumer search» (no publicado).

Hong, H., y M. Shum (2006), «Using price distributions to estimate search costs», *The RAND Journal of Economics,* 37: 257-275.

Honka, E. (2014), «Quantifying search and switching costs in the U.S. auto insurance industry», *The RAND Journal of Economics,* 45: 847-884.

Honka, E., y P. Chintagunta (2016), Pradeep: «Simultaneous or sequential? search strategies in the US auto insurance industry», *Marketing Science,* 36(1): 21-42.

Hortaçsu, A., y Ch. Syverson (2004), «Product differentiation, search costs, and competition in the mutual fund industry: a case study of S&P 500 index funds», *Quarterly Journal of Economics,* 119: 403-456.

Janssen, M. C. W.; Moraga-González, J. L., y M. R. Wildenbeest (2005), «Truly costly sequential search and oligopolistic pricing», *International Journal of Industrial Organization,* 23(5): 451-466.

Janssen, M. C. W., y A. Parakhonyak (2014), «Consumer search markets with costly revisits», *Economic Theory,* 55: 481-514.

Janssen, M. C. W., y S. Shelegia, S., «Consumer search and double marginalisation», *The American Economic Review,* 105(6): 1683-1710.

Kim, J. B.; Albuquerque, P., y B. J. Bronnenberg (2010), «Online demand under limited consumer search», *Marketing Science,* 29: 1001-1023.

— (2017), «Online demand under limited consumer search», *Management Science,* 63(11): 3911-3929.

Kohn, M. G., y S. Shavell (1974), «The theory of search», *Journal of Economic Theory,* 9: 93-123.

Lach, S. (2002), «Existence and persistence of price dispersion: an empirical analysis», *Review of Economics and Statistics,* 84(3): 433-444.

McCall, J. J. (1970), «Economics of information and job search», *Quarterly Journal of Economics,* 84: 113-126.

Moraga-González, J. L., y V. Petrikaitė (2013), «Search costs, demand-side economies and the incentives to merge under Bertrand competition», *The RAND Journal of Economics,* 44: 391-424.

Moraga-González, J. L.; Sándor, Z., y M. R, Wildenbeest (2013), «Semi-nonparametric estimation of consumer search costs», *Journal of Applied Econometrics,* 28: 1205-1223.

— (2017a), «Nonsequential search equilibrium with search cost heterogeneity», *International Journal of Industrial Organization,* 50: 392-414.

— (2017b), «Prices and heterogeneous search costs», *The RAND Journal of Economics,* 48(1):125-146.

—(2017c), «Consumer search and prices in the automobile market» (no publicado).

Moraga-González, J. L., y M. R. Wildenbeest (2008), «Maximum likelihood estimation of search costs», *European Economic Review,* 52: 820-848.

Moraga-González, J. L., y Y. Sun (2018), «Quality provision and consumer search» (no publicado).

Morgan, P., y R. Manning (1985), «Optimal search», *Econometrica,* 53: 923-944.

Mortensen, D. (1970), «Job search, the duration of unemployment, and the Phillips curve», *The American Economic Review,* 60(5): 847-62.

Nevo, A. (2001), «Measuring market power in the ready-to-eat cereal industry», *Econometrica,* 69: 307-342.

Petrikaitė, V. (2016), «Collusion with costly consumer search», *International Journal of Industrial Organization,* 44: 1-10.

— (2018), «Consumer obfuscation by a multiproduct firm», *The RAND Journal of Economics*, 49: 206-223.

Pratt, J. W.; Wise, D. A., y R. Zeckhauser (1979), «Price differences in almost competitive markets», *Quarterly Journal of Economics,* 93(2): 89-211.

Rhodes, A. (2011), «Can prominence matter even in an almost frictionless market?», *The Economic Journal,* 121: F297-F308.

Rob, R. (1985), «Equilibrium price distributions», *Review of Economic Studies,* 52: 452-504.

Rothschild, M. (1973), «Models of market organization with imperfect information: a survey», *Journal of Political Economy,* 81(6): 1283-1308.

Shelegia, S., y D. García, «Consumer search with observational learning», *The RAND Journal of Economics* (próxima publicación).

Sanches, F.; J. Silva, y D. y S. Sorawoot, «Minimum distance estimation of search costs using price distribution», *Journal of Economics and Business Statistics* (próxima publicación).

Stahl, D, O. (1989a), «Oligopolistic pricing with sequential consumer search», *The American Economic Review,* 79(4): 700-712.

— (1989b), «Oligopolistic pricing with heterogeneous consumer search», *International Journal of Industrial Organization,* 14: 243-268

Stigler, G. J. (1961), «The Economics of information», *The Journal of Political Economy,* 69: 213-225.

Stiglitz, J. E. (1989), «Imperfect information in the product market», en R. Schmalensee y R. D. Willig (eds.), *Handbook of Industrial Organization*, 1: 769-847.

Ursu, R., «The power of rankings: quantifying the effect of rankings on online consumer search and purchase decisions» *Marketing Science* (próxima publicación).

Varian, H. R. (1980), «A model of sales», *The American Economic Review,* 70(4): 651-659.

— (2007), «Position auctions», *International Journal of Industrial Organization,* 25(6): 1163-78.

Wang, Ch., y J. Wright (2017), «Search platforms: showrooming and price parity clauses» (no publicado).

Weitzman, M. L. (1979), «Optimal search for the best alternative», *Econometrica,* 47(3): 641-654.

Wilson, CH. M. (2010), «Ordered search and equilibrium obfuscation», *International Journal of Industrial Organization,* 28(5): 496-506.

— (2012), «Market frictions: A unified model of search costs and switching costs», *European Economic Review,* 56: 1070-1086.

Wolinsky, A. (1986), «True monopolistic competition as a result of imperfect information», *The Quarterly Journal of Economics,* 101(3): 493-511.

Wright, R.; Kircher, P.; Julien, B., y V. Guerrieri (2017), «Directed search: a guided tour» (no publicado).

Zhou, J. (2011), «Ordered search in differentiated markets», *International Journal of Industrial Organization*, 29(2): 253-262.

— (2014), «Multiproduct search and the joint search effect», *The American Economic Review,* 104(9): 2918-2939.

COLABORACIONES

III.
NUEVOS MODELOS DE NEGOCIOS DIGITALES

EL *CROWDFUNDING* Y LA FINANCIACIÓN DEL EMPRENDIMIENTO (*)

Carlos BELLÓN
Universidad Pontificia Comillas (ICADE)

Pablo RUIZ-VERDÚ
Universidad Carlos III de Madrid

Resumen

El *crowdfunding* es una nueva forma de financiación a través de plataformas *online* en la que interviene un gran número de participantes. Gracias a su potencial para agregar información que se encuentra dispersa entre numerosos consumidores o inversores, muchos lo consideran una forma revolucionaria de financiar nuevas iniciativas empresariales. Al mismo tiempo, el *crowdfunding* se presenta como una vía para democratizar la inversión en empresas de nueva creación, algo que generalmente ha estado fuera del alcance de los pequeños inversores por motivos de regulación. En este artículo analizamos el papel que puede desempeñar el *crowdfunding* como fuente de financiación de iniciativas emprendedoras. Para ello, revisamos los estudios teóricos y empíricos existentes sobre el *crowdfunding* y describimos la regulación aplicable hasta este momento.

Palabras clave: *crowdfunding, crowdfunding* de inversión, *crowdfunding* de recompensa, financiación del emprendimiento, regulación.

Abstract

Crowdfunding is a new form of financing that takes place through online platforms and involves the participation of a large number of contributors. Because of crowdfunding's potential to aggregate the information dispersed among many consumers or investors, crowdfunding is regarded by many as a revolutionary way of financing new ventures. At the same time, crowdfunding is touted as a way to democratize investment in entrepreneurial firms, which regulation has kept mostly outside the reach of small investors. In this article we survey the role that crowdfunding may play as a source of financing for entrepreneurial firms. To do so, we review the existing theoretical and empirical work on crowdfunding and describe how crowdfunding has been regulated so far.

Keywords: Crowdfunding, equity crowdfunding, reward crowdfunding, entrepreneurial finance, regulation.

JEL classification: G32, G38.

I. INTRODUCCIÓN

EL *crowdfunding* (*CF*) se ha descrito como un nuevo y revolucionario método de financiación de iniciativas emprendedoras y se ha presentado como una forma de democratizar la inversión en empresas de nueva creación, un tipo de inversión anteriormente reservado a inversores institucionales y grandes patrimonios. Como su propio nombre indica, el *CF* conjuga las aportaciones monetarias (*funding*) de un gran número de inversores (*crowd*) y, en consecuencia, su desarrollo ha ido acompañado de cambios de regulación orientados a promover las ventajas del *CF* minimizando los posibles riesgos para los pequeños inversores. En este artículo describimos el fenómeno del *CF* como una forma de financiación a emprendedores, revisamos la investigación académica sobre el tema y analizamos las inquietudes que suscita el *CF* en el ámbito de la regulación.

Enmarcamos el *CF* en el contexto amplio de la financiación de nuevas iniciativas empresariales, para entender cómo aborda los tres problemas básicos a los que se enfrenta cualquier tipo de financiación del emprendimiento: el alto grado de incertidumbre sobre el proyecto que va a financiarse; la asimetría de información sobre las expectativas del proyecto entre emprendedor e inversores potenciales; y la posibilidad de que el emprendedor no utilice los fondos obtenidos en interés de los inversores.

Es importante señalar que en este artículo no evaluamos todas las formas de financiación que a veces se describen como *CF*. Aunque no existe una definición universalmente aceptada de *CF*, podría afirmarse que este término describe un proceso de captación de fondos en el que se solicitan contribuciones de un gran número de personas a través de Internet. Sin embargo, las dos características citadas (participación de un gran número de financiadores —también llamados «mecenas»— y uso de Internet) están también presentes en otros métodos de financiación.

En este estudio nos centraremos en la financiación de proyectos empresariales que se encuentran en su fase inicial mediante las dos prácticas a las que se aplica más comúnmente el término *CF*, y que han recibido más atención de la literatura académica: el *crowdfunding* de recompensa (en inglés, *reward crowdfunding*) y el *crowdfunding* de inversión (*equity crowdfunding*) En el *CF* de recompensa, los mecenas financian a un emprendedor a cambio de una recompensa no monetaria, que por lo general es el producto o servicio para cuya producción el emprendedor está captando fondos, pero que

puede ir desde un simple mensaje de agradecimiento hasta versiones especiales del producto con complementos personalizados. En el *CF* de inversión (*equity crowdfunding*, también llamado *crowdinvesting* en inglés), los financiadores aportan fondos al emprendedor a cambio de un beneficio económico. En ambas modalidades, el proceso tiene lugar en una plataforma *online* de *CF*. Este enfoque limitado al *CF* de recompensa y el *CF* de inversión deja de lado prácticas de financiación que no van dirigidas a apoyar proyectos empresariales, como el préstamo al consumo entre particulares (P2P), el *CF* de donación o el *CF* inmobiliario. Existen algunas otras introducciones al *CF* y estudios sobre la literatura de *CF*. Agrawal, Catalini y Goldfarb (2014) y Belleflamme, Omrani y Peitz (2015) solo cubren la literatura temprana sobre el *CF*, pero describen bien el fenómeno y algunas de las cuestiones económicas que plantea. Moritz y Block (2016) y Wallmeroth *et al*. (2018) aportan visiones más recientes de la literatura. En ambos casos, la intención de los autores es abarcar todo lo publicado sobre el *CF*, de modo que sirven como complemento a este estudio. Short *et al.* (2017) y McKenny *et al.*(2017) repasan los trabajos sobre *CF* publicados en revistas de gestión y emprendimiento e identifican líneas de investigación futura.

El artículo está estructurado de la siguiente forma: en la sección segunda se describen el estado y la evolución del *CF* de recompensa y el *CF* de inversión. En la tercera sección se abordan los principales problemas que surgen en la financiación de iniciativas empresariales y cómo los gestionan las distintas formas de financiación. En las secciones cuarta y quinta se habla del potencial del *CF* como medio para estimar la demanda del mercado y como mecanismo de discriminación de precios, respectivamente. En la sección sexta se evalúa la capacidad del *CF* de inversión para evaluar proyectos de inversión. La séptima sección aborda cómo trata el *CF* el problema del oportunismo empresarial, y en la sección octava se describen los tipos de contratos utilizados en *CF*. Por último, la novena sección está dedicada a la regulación del *CF* y en la sección décima se presentan las conclusiones.

II. *CROWDFUNDING* DE RECOMPENSA Y DE INVERSIÓN: TENDENCIAS Y SITUACIÓN ACTUAL

En esta sección se describen más detalladamente el funcionamiento del *CF* de recompensa y de inversión y la evolución y el alcance actual de estas formas de *CF* en relación con otras fuentes de financiación empresarial.

1. *Crowdfunding* de recompensa

En el *CF* de recompensa, el emprendedor publica una descripción de su proyecto en una plataforma o portal *online* de *CF* (por ejemplo, los portales estadounidenses Kickstarter o Indiegogo, el británico Crowdfunder o los franceses Ulule o KissKissBankBank).

La descripción de una campaña de *CF* de recompensa contiene información sobre el producto o servicio que el emprendedor (también llamado «promotor») tiene previsto desarrollar con los fondos captados, un objetivo de financiación y una tabla de posibles niveles de contribución y la recompensa correspondiente a cada nivel. Las recompensas suelen incluir la entrega del producto, con frecuencia en versiones diferentes o personalizadas, o con complementos añadidos. Sin embargo, existe una amplia gama de recompensas posibles, incluyendo algún tipo de agradecimiento público por parte del emprendedor (por ejemplo, la mención del nombre del financiador en la lista de mecenas) o material promocional, como camisetas o invitaciones a eventos.

Las campañas de *CF* de recompensa establecen un período limitado para hacer aportaciones, generalmente uno o dos meses (1). Durante la campaña, los financiadores potenciales pueden hacer un seguimiento de la cantidad de dinero recaudada hasta la fecha y ver cómo se distribuyen las aportaciones realizadas, e incluso, en algunos casos, la identidad de los financiadores. Los portales de *CF* de recompensa suelen disponer de canales públicos de comunicación entre los financiadores y los promotores.

Las campañas de *CF* de recompensa generalmente adoptan uno de estos dos formatos: campañas Todo o Nada (*All or Nothing* o *AoN*), en las que si no se alcanza el objetivo de financiación se devuelve el dinero a los financiadores, y «Me lo Quedo Todo» (*Keep It All* o *KiA*), en las que el emprendedor se queda con todo el dinero recaudado de los financiadores con independencia de la cantidad total que se consiga. Algunas plataformas (como Indiegogo) permiten a los emprendedores elegir el formato de la campaña, y otras (como Kickstarter) ofrecen un solo formato.

Si el proyecto consigue la financiación prevista, se espera del emprendedor que entregue

las recompensas en las fechas establecidas y que mantenga una comunicación abierta con los mecenas. Por lo demás, el emprendedor no tiene ninguna otra obligación ni hacia los financiadores ni con el portal.

2. *Crowdfunding* de inversión

El *CF* de inversión funciona igual que el *CF* de recompensa excepto por dos diferencias esenciales. La primera (y determinante) es que los financiadores del *CF* de inversión reciben, a cambio de su aportación, el derecho contractual a un beneficio económico. Ese derecho puede revestir la forma de acciones ordinarias de la empresa que va a financiarse, pero existen otras modalidades frecuentes, como distintos tipos de deuda convertible o la promesa de recibir una participación en el capital en el futuro. Por tanto, aunque se suele aludir a este formato como «equity crowdfunding», probablemente sea más exacto aludir a él como *CF* basado en valores mobiliarios (*securities-based CF*) o por el término más general *CF* de inversión (*crowdinvesting*), también denominado microfinanciación colectiva.

La segunda diferencia respecto al *CF* de recompensa es que las plataformas de *CF* de inversión llevan a cabo procesos de evaluación de la propuesta de inversión (diligencia debida o *due diligence*) mucho más significativos que los de las plataformas de *CF* de recompensa.

Así, mientras que las plataformas de *CF* de recompensa solo realizan algunas comprobaciones básicas de las descripciones de los proyectos, los procesos de diligencia debida de las plataformas de *CF* de inversión incluyen, entre otras cosas, comprobaciones de los antecedentes de los emprendedores o de la veracidad de su información financiera y de otros datos relevantes aportados por el emprendedor (2).

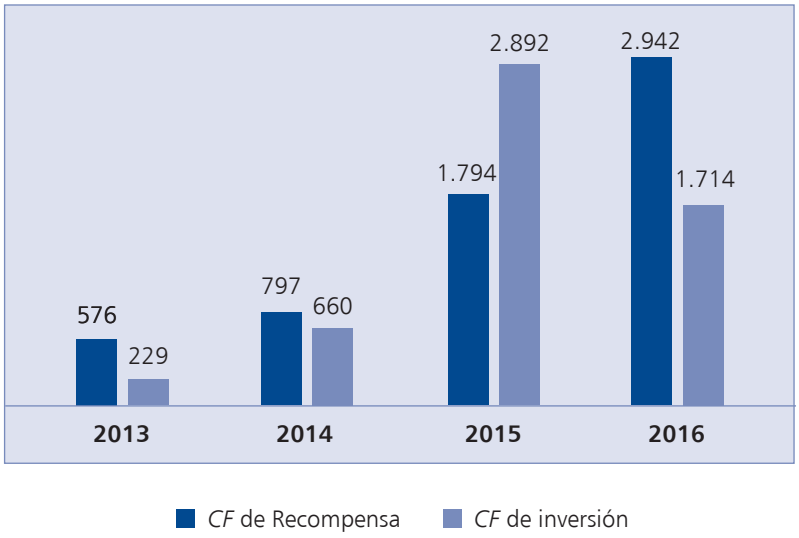
3. Evolución y alcance del *crowdfunding*

Antes de pasar a describir la evolución y el estado actual del *CF*, es importante subrayar que no existe una única fuente de confianza de datos sobre el *CF* y que, en general, la amplitud y la calidad de la información sobre financiación a emprendedores son limitadas. Por consiguiente, las cifras que facilitamos deben tomarse con prudencia, como aproximaciones generales.

El gráfico 1 ilustra el desarrollo del *CF* de recompensa y de inversión a nivel mundial. Aunque los orígenes del *CF* pueden situarse en los primeros años de este siglo, en el año 2013 el *CF* de recompensa ya recaudó más de 500 millones de dólares, y en

GRÁFICO 1

EVOLUCIÓN DEL TAMAÑO DEL MERCADO DE *CROWDFUNDING*

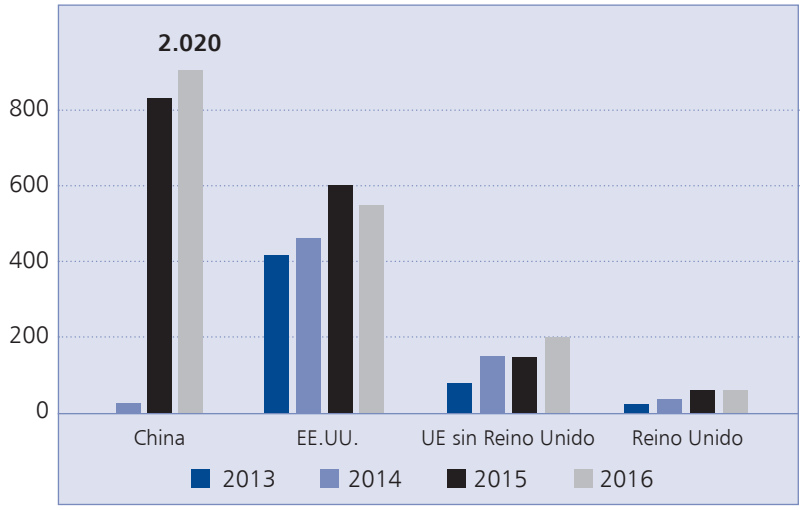


Nota: Volumen total captado a nivel mundial (en millones de dólares). En la definición del *CF* de recompensa se incluyen proyectos de *CF* que proporcionan a los contribuidores recompensas no monetarias, siendo algunas de ellas lo bastante significativas como para que el gasto no se considere estrictamente una donación. La definición de *CF* de inversión incluye proyectos de *CF* que proporcionan a los financiadores un beneficio económico vinculado al rendimiento del proyecto; comprende plataformas dirigidas solo a inversores acreditados y plataformas abiertas al público en general.

Fuentes: Volúmenes mundiales calculados sumando cifras regionales publicadas para Asia-Pacífico (Garvey *et al.,* 2017), África y Oriente Próximo (Rau *et al.,* 2017), América (Ziegler *et al.,* 2017), Europa (Ziegler *et al.,* 2018) y el Reino Unido (Zhang *et al.,* 2017). Datos en libras esterlinas convertidos a dólares al tipo de cambio medio de 0,770 (2016) y 0,681 (2015). Datos en euros convertidos a dólares al tipo de cambio medio de 0,940 (2016) y 0,937 (2015).

GRÁFICO 2

TAMAÑO DEL MERCADO DE *CROWDFUNDING* DE RECOMPENSA POR REGIONES



Nota: Volumen de *CF* de recompensa (en millones de dólares) en regiones seleccionadas. La cifra de China de 2016 no se presenta a escala. En la definición del *CF* de recompensa se incluyen proyectos de *CF* que proporcionan a los contribuidores recompensas no monetarias, siendo algunas de ellas pueden ser lo bastante significativas como para que el gasto no se considere estrictamente una donación.

Fuentes: China (Garvey *et al.,* 2017), US (Ziegler *et al.,* 2017), Europa (Ziegler *et al.,* 2018) y el Reino Unido (Zhang *et al.,* 2017). Libras esterlinas convertidas a dólares usando un tipo de cambio medio de 0,770 (2016) y 0,681 (2015). Euros convertidos a dólares usando un tipo de cambio medio de 0,940 (2016) y 0,937 (2015).

2016 llegó a casi 3.000 millones de dólares a escala global. Como muestra el gráfico 2, el *CF* de recompensa ha aumentado significativamente en Europa y EE.UU. desde 2013 (aunque a un ritmo decreciente, y con un descenso en EE.UU. en 2016). Sin embargo, su crecimiento ha sido explosivo en China, que contribuyó casi dos tercios del importe total recaudado en el mundo en 2016. El gráfico 3 muestra que el *CF* de inversión también ha crecido significativamente, aunque con un fuerte descenso en 2016 debido, sobre todo, a los cambios del entorno normativo chino (Garvey *et al.*, 2017). Cabe señalar que las cifras del *CF* de inversión incluyen *CF* restringido a inversores «cualificados» con grandes patrimonios (de hecho, es el único tipo de *CF* permitido en China y, hasta 2016, también en EE.UU.). En los gráficos 4 y 5 se muestra la evolución del *CF* en el Reino Unido, que es la economía sobre la que se dispone de series históricas más largas.

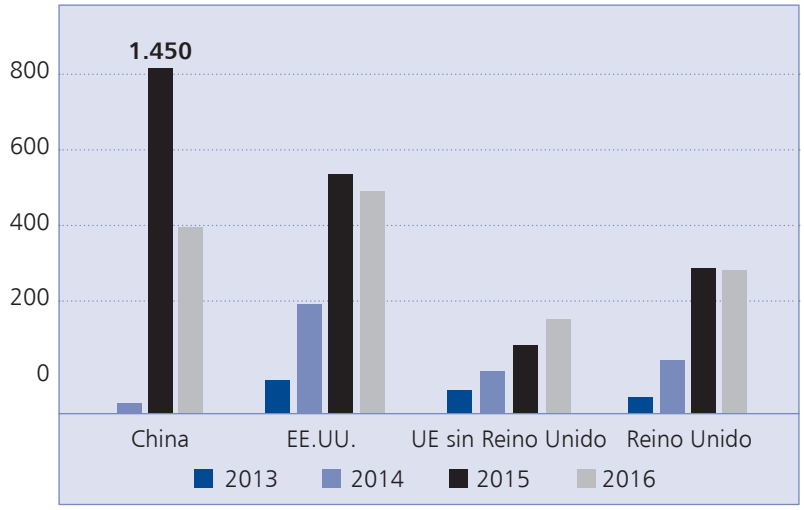
En el cuadro n.º 1 se comparan el volumen de financiación y el número de operaciones de *CF* de inversión y *CF* de recompensa con los de otras grandes modalidades de financiación de nuevas iniciativas empresariales: la de los *business angels* (o *angel investors*) y la del capital riesgo (*venture capital*), lo que nos permite medir la importancia relativa del *CF* como fuente de financiación de nuevas empresas.

Los *business angels* son individuos con grandes patrimonios, con frecuencia con experiencia como emprendedores o directivos, que invierten su propio dinero en empresas privadas (3). El término capital riesgo alude a la financiación de empresas en su fase temprana por inversores profesionales que invierten, a través de fondos de capital riesgo, en nombre de instituciones o personas con grandes patrimonios (4). Los fondos de capital riesgo invierten, generalmente, en negocios que ofrecen un alto potencial de crecimiento. Aunque proporcionan algo de financiación «semilla» para las actividades más tempranas del arranque de un proyecto, tales como la formación del equipo directivo o el desarrollo inicial de un producto, sus inversiones se concentran en las siguientes fases del desarrollo de la empresa; por ejemplo, en la fase denominada *start-up* o *venture* —donde la financiación se dirige fundamentalmente al desarrollo del producto, su comercialización y las operaciones iniciales, normalmente antes de que la empresa genere beneficios— o en las fases ulteriores de crecimiento y expansión.

El desarrollo del *CF* como fuente de financiación a emprendedores destaca especialmente en el Reino Unido, donde en 2016 representó un 18,9 por 100 de la totalidad de la inversión de capital semilla y *venture* (5), y el porcentaje de operaciones de *CF* de inversión fue de un 36 por 100 del número de operaciones de capital riesgo en las fases semilla o *venture*. British Business Bank (2017) confirma que hubo un 34 por 100 de participación de plataformas de *CF* en todas las operaciones financiadas en fase semilla (incluyendo no solo capital riesgo, sino también *business angels*), y que el número de

GRÁFICO 3

TAMAÑO DEL MERCADO DE *CROWDFUNDING* DE INVERSIÓN POR REGIÓN



Nota: Volumen de *CF* de inversión (en millones de dólares) en regiones seleccionadas. La cifra de China de 2015 no se presenta a escala. La definición de *CF* de inversión incluye proyectos de *CF* que proporcionan a los financiadores un beneficio económico vinculado al rendimiento del proyecto; comprende plataformas dirigidas solo a inversores acreditados y plataformas abiertas al público en general.

Fuentes: China (Garvey *et al.,* 2017), EE.UU. (Ziegler *et al.,* 2017), Europa (Ziegler et al., 2018) y el Reino Unido (Zhang *et al.,* 2017). Libras esterlinas convertidas a dólares usando un tipo de cambio medio de 0,770 (2016) y 0,681 (2015). Euros convertidos a dólares usando un tipo de cambio medio de 0,940 (2016) y 0,937 (2015).

operaciones realizadas por esas plataformas (192) en esa fase fue superior al de la financiación con capital riesgo (132) en 2016. Aunque hubo unas 4.000 operaciones de *CF* de recompensa en el Reino Unido en el año 2016, la cantidad recaudada con *CF* de recompensa fue de menos del 20 por 100 del importe captado mediante *CF* de inversión.

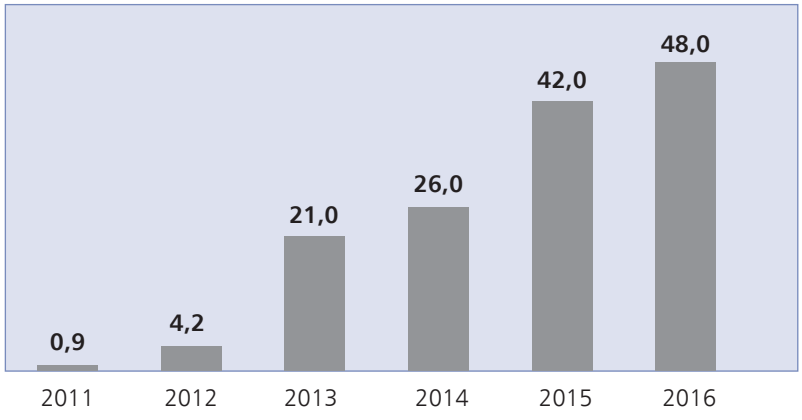
En el resto de la Unión Europea (UE), el volumen total de *CF* de inversión en 2016 representó alrededor del 5 por 100 del total financiado con capital riesgo en las fases semilla y *venture*, y fue similar al importe recaudado mediante *CF* de recompensa. Los tres mercados de *CF* de inversión más significativos son Alemania (47 millones de euros), Suecia (467 millones de euros) y Francia (43 millones de euros), mientras que en *CF* de recompensa, Francia (48 millones de euros), Alemania (32 millones de euros) e Italia (34 millones de euros) son las jurisdicciones más relevantes (Ziegler *et al.,* 2018).

En EE.UU., el *CF* de recompensa y el de inversión representan cada uno en torno a un 1,6 por 100 del total de financiación con capital riesgo en las fases semilla y *venture* y un 5 por 100 de la totalidad de las inversiones de *business angels* y capital riesgo en fase semilla en 2016. Sin embargo, cabe señalar que la cifra de *CF* de inversión incluye tanto *CF* de inversión como la inversión por inversores acreditados realizada a través de plataformas *online* (que podría considerarse una forma de inversión por Internet de *business angels*, más que propiamente *CF*). La comparación entre EE.UU. (donde el *CF* de recompensa recaudó más fondos que el *CF* de inversión) y el Reino Unido es interesante porque ilustra el impacto de la regulación (que fue mucho más indulgente con el *CF* de inversión en el Reino Unido hasta 2016) en el desarrollo del *CF*.

Más allá de las consideraciones de tamaño del sector de *CF*, importa entender los tipos de proyectos que financia. Como se muestra en el cuadro n.º 2, los proyectos financiados con *CF* de recompensa son, por término medio, sustancialmente más pequeños que los financiados por cualquier otra vía, aunque existan algunos muy voluminosos (Pebble Time, que es el proyecto que ha recaudado la mayor cantidad de fondos en Kickstarter, consiguió más de 20 millones de dólares en 2015). Un análisis individualizado de las plataformas ofrece un panorama más completo de la distribución de tamaños de los proyectos. En Kickstarter, la mayor plataforma estadounidense de *CF* de recompensa, el proyecto en la mediana de los concluidos con éxito en el período 2009-2015 recaudó 1.496 dólares, y los cuartiles primero y tercero fueron de 120 y 5.796 dólares, respectivamente. En el mismo período, la mediana del objetivo de financiación era de 5.000 dólares (media de 31.170 dólares) (6). Mollick (2014) también indica (para Kickstarter) que los objetivos de financiación medios varían significativamente según los sectores.

GRÁFICO 4

EVOLUCIÓN DEL *CROWDFUNDING* DE RECOMPENSA EN EL REINO UNIDO



Nota: Volumen total en millones de libras esterlinas.

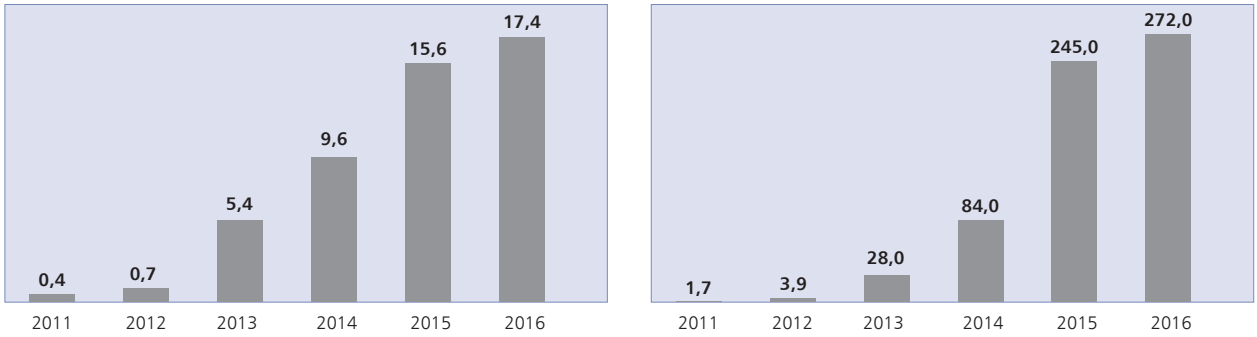
Fuente: Zhang *et al.* (2017).

A diferencia de los financiados mediante *CF* de recompensa, los proyectos que recurren al *CF* de inversión tienen un tamaño medio que se sitúa entre los financiados por *business angels* y las operaciones de capital riesgo en fase semilla. Los objetivos de financiación de las campañas de *CF* de inversión son considerablemente superiores a los de las campañas de *CF* de recompensa. Por ejemplo, Vulkan, Astebro y Sierra (2016) mencionan como objetivo medio de una campaña 138.228 libras esterlinas en los proyectos de Seedrs (uno de los sitios de *CF* de inversión británicos de mayor tamaño). También hablan de una gran heterogeneidad y un aumento constante a lo largo del tiempo (de 68.000 libras esterlinas en 2012 a 200.000 en 2015).

En línea con el tamaño relativamente pequeño de los proyectos financiados con *CF*, el importe comprometido por cada financiador de campañas de *CF* también es muy bajo, especialmente en el *CF* de recompensa. Por ejemplo, la mediana del importe comprometido por financiador en la plataforma de *CF* de recompensa Kickstarter es de 45,91 dólares (media de 66,49 dólares) (7). En cuanto al *CF* de inversión, Vulkan, Astebro y Sierra (2016) reportan que el compromiso medio por persona en campañas realizadas con éxito en la plataforma de *CF* de inversión británica Seedrs es de 368 libras esterlinas, en compa-

GRÁFICO 5

EVOLUCIÓN DEL *CROWDFUNDING* DE INVERSIÓN EN EL REINO UNIDO



(a) Porcentaje del total de financiación *semilla* y *venture*

(b) Volumen total (en millones de libras esterlinas)

Nota: Datos de capital riesgo obtenidos de Beauhurst. Semilla se define como la inversión en empresas que van a crearse o buscan financiación para establecer o desarrollar más sus productos. Venture es la inversión en empresas que tienen algunos años de antigüedad y están en proceso de alcanzar un nivel de operación significativo.

Fuente: Zhang *et al.* (2017).

CUADRO N.º 1

TAMAÑO DE MERCADO DE DISTINTAS FUENTES DE FINANCIACIÓN DE NUEVAS INICIATIVAS EMPRESARIALES
(VOLUMEN TOTAL CAPTADO —EN MILLONES DE DÓLARES— Y NÚMERO DE OPERACIONES POR FUENTE DE FINANCIACIÓN DE NUEVAS EMPRESAS EN REGIONES SELECCIONADAS)

	EE.UU.		UE sin Reino Unido		Reino Unido	
	(MILL. DÓLARES)	*OP.*	*(MILL. DÓLARES)*	*OP.*	*(MILL. DÓLARES)*	*OP.*
Crowdfunding de recompensa						
2016	551.4(a)	22.056(a)	203.2(b)	12.675(b)	62.3(c)	4.068(c)
2015	601.2(a)	15.820(a)	148.3(b)	32.583(b)	61.7(c)	N.A.(c)
Crowdfunding de inversión						
2016	549.1(a)	637(a)	233.0(b)	724(b)	353,2(c)	337(c)
2015	590.9(a)	612(a)	169.7(b)	346(b)	359.8(c)	468(c)
Préstamos P2P entre empresas						
2016	1.350.0(a)	N.A.(a)	372.3(b)	6.244(b)	1.600.0(c)	12.968(c)
2015	2.555.0(a)	N.A.(a)	226.3(b)	3.661(b)	1.293.7(c)	11.550(c)
Business angels						
2016	21.300.0(d)	64.380(d)	5.692.0(e)	30.230(e)	980.0(e)	8.000(e)
2015	24.600.0(d)	71.110(d)	5.109.0(e)	27,270(e)	960.0(e)	5,670(e)
Capital riesgo (fase semilla)						
2016	2.322(f)	1.698(f)	425,5(g)	767(g)	703,9(h)	569(h)
2015	2.277(f)	1.961(f)	106,7(g)	456(g)	552,7(h)	625(h)
Capital riesgo (fase *venture*)						
2016	31.720,0(f)	2.346(f)	3.191,5(g)	2.282(g)	1.161,0(h)	372(h)
2015	35.851,0(f)	2.595(f)	2.988,3(g)	2.519(g)	1.823,3(h)	503(h)
Capital riesgo (fase de crecimiento)						
2016	5.964,0(f)	1.224(f)	8.617,0(g)	1.702(g)	2.597,4(h)	207(h)
2015	6.642,0(f)	1.230(f)	5.229,5(g)	1.808(g)	2.966,5(h)	265(h)

Nota: Libras esterlinas convertidas a dólares usando un tipo de cambio medio de 0,770 (2016) y 0,681 (2015). Euros convertidos a dólares usando un tipo de cambio medio de 0,940 (2016) y 0,937 (2015).
En la definición de *CF* de recompensa se incluyen proyectos de *CF* que proporcionan a los contribuidores recompensas no monetarias, siendo algunas de las cuales lo bastante significativas como para que el gasto no se considere estrictamente una donación. La definición de *CF* de inversión incluye proyectos de *CF* que proporcionan a los financiadores un beneficio económico vinculado al rendimiento del proyecto; comprende plataformas dirigidas solo a inversores acreditados y plataformas abiertas al público en general. Los volúmenes de *business angels* son estimaciones que abarcan tanto el mercado visible como el no visible.

Fuentes: a) Ziegler *et al.* (2017), b) Ziegler *et al.* (2018), c) Zhang *et al.* (2017), d) Sohl (2017), e) EBAN (2016), f) PwC/CB Insights (2018) (*Semilla* contiene toda la financiación antes de la Serie A. *Venture* contiene las Series A a C. *Crecimiento* contiene la Serie D y financiación posterior), g) Invest Europe (2017) (*Semilla* contiene la financiación recibida antes de que la empresa inicie la producción, utilizada en investigación o diseño de productos. *Venture* incluye financiación para iniciar, incrementar o expandir la producción. *Crecimiento* es la inversión en una empresa relativamente madura que va a tratar de ampliar o mejorar sus operaciones), h) British Business Bank (2017) (*Semilla* se define como la inversión en empresas que van a crearse o buscan financiación para establecer o desarrollar más sus productos. *Venture* es la inversión en empresas que tienen algunos años de antigüedad y están en proceso de adquirir un nivel de operación significativo. La financiación de *Crecimiento* es la inversión en empresas que llevan al menos cinco años en funcionamiento y es probable que busquen financiación para aumentar su mercado principal o expandirse).

ración con 233 libras esterlinas en campañas fracasadas.

Por sectores, el *CF* de recompensa financia principalmente proyectos de tecnología, arte y medios de comunicación en EE.UU., Europa continental y China, mientras que en el Reino Unido también se dirige a servicios empresariales e iniciativas sociales. Esto concuerda con los datos de Kickstarter, que indican que los sectores más financiados fueron juegos (22 por 100), diseño (21 por 100), tecnología (20 por 100), películas (11 por 100) y vídeo (6 por 100) (8). El *CF* de inversión se utiliza fundamentalmente para apoyar proyectos de tecnología, finanzas, mercado

CUADRO N.º 2

TAMAÑO DE OPERACIONES POR FUENTE DE FINANCIACIÓN DE NUEVAS EMPRESAS
(TAMAÑO MEDIO DE LAS OPERACIONES EN USD POR FUENTE DE FINANCIACIÓN DE NUEVAS EMPRESAS EN REGIONES SELECCIONADAS)

	EE.UU.	*UE SIN RU*	*RU*
Crowdfunding de recompensa			
2016	25.000(a)	16.031(b)	15.325(c)
2015	38.003(a)	4.553(b)	N.A.(c)
Crowdfunding de inversión			
2016	861.852(a)	321.937(b)	1.048.330(c)
2015	965.361(a)	489.864(b)	769.424(c)
Préstamos P2P entre empresas			
2016	N.A.(a)	118.759(b)	123.377(c)
2015	85.902(a)	106.708(b)	112.012(c)
Financiación por *business angels*			
2016	330.185(d)	188.290(e)	112.500(e)
2015	345.390(d)	187.349(e)	169.312(e)
Capital riesgo (fase semilla)			
2016	1.367.720(f)	554.800(g)	1.558.442(h)
2015	1.161.270(f)	234.043(g)	1.152.717(h)
Capital riesgo (fase *venture*)			
2016	13.520.827(f)	1.398.549(g)	3.896.104(h)
2015	13.815.449(f)	1.186.288(g)	4.111.601(h)
Capital riesgo (fase de crecimiento)			
2016	22.319.395(f)	5.062.880(g)	15.844.156(h)
2015	31.416.845(f)	2.892.398(g)	14.390.602(h)

Notas: Libras esterlinas convertidas a dólares usando un tipo de cambio medio de 0,770 (2016) y 0,681 (2015). Euros convertidos a dólares usando un tipo de cambio medio de 0,940 (2016) y 0,937 (2015).

La definición de *CF* de inversión incluye proyectos de *CF* que proporcionan a los financiadores un beneficio económico vinculado al rendimiento del proyecto; comprende plataformas dirigidas solo a inversores acreditados y plataformas abiertas al público en general. Los volúmenes de financiación de *business angels* son estimaciones que abarcan tanto el mercado visible como el no visible.

Fuentes: a) Ziegler *et al.* (2017), b) Ziegler *et al.* (2018), c) Zhang *et al.* (2017), d) Sohl (2017), e) EBAN (2016), f) PwC/CB Insights (2018) (*Semilla* contiene toda la financiación antes de la Serie A. *Venture* contiene las Series A a C. *Crecimiento* contiene la Serie D y financiación posterior), g) Invest Europe (2017) (*Semilla* contiene la financiación recibida antes de que la empresa inicie la producción, utilizada en investigación o diseño de productos. *Venture* incluye financiación para iniciar, incrementar o expandir la producción. *Crecimiento* es la inversión en una empresa relativamente madura que va a tratar de ampliar o mejorar sus operaciones), h) British Business Bank (2017) (*Semilla* se define como la inversión en empresas que van a crearse o buscan financiación para establecer o desarrollar más sus productos. *Venture* es la inversión en empresas que tienen algunos años de antigüedad y están en proceso de adquirir un nivel de operación significativo. La financiación de *Crecimiento* es la inversión en empresas que llevan al menos cinco años en funcionamiento y es probable que busquen financiación para aumentar su mercado principal o expandirse).

inmobiliario e Internet en Europa continental, Reino Unido y EE.UU. (Ziegler *et al.*, 2017; Zhang *et al.*, 2017; Ziegler *et al.*, 2018; Garvey *et al.*, 2017).

En definitiva, el *CF* es una fuente de financiación de pequeños proyectos en etapas muy incipientes de su desarrollo. En algunos países (como el Reino Unido), el tipo de *CF* más utilizado es el de inversión, mientras que en otros (como EE.UU.) predomina el *CF* de recompensa. Si bien el *CF* no es la principal vía de financiación para empresas en fase semilla, sí desempeña un papel significativo en ese sector.

III. FINANCIACIÓN DE NUEVAS INICIATIVAS EMPRESARIALES: PRINCIPALES PROBLEMAS Y POSIBLES SOLUCIONES

1. Principales problemas de la financiación a emprendedores

Al igual que cualquier otra forma de financiación de iniciativas empresariales, el *crowdfunding* ha de abordar dos problemas clave que aparecen siempre que los inversores aportan financiación a un emprendedor para un proyecto de inversión: el hecho de que la calidad del proyecto sea incierta y el riesgo de que el emprendedor no utilice los fondos del modo prometido.

Incertidumbre en cuanto a la calidad del proyecto. La incertidumbre relacionada con la calidad del proyecto puede deberse a que se desconocen la demanda del producto que va a financiarse, la capacidad del emprendedor para concluir el proyecto en su forma propuesta y la honesti-

dad del emprendedor. Frecuentemente, los distintos actores disponen de distinta información sobre los factores determinantes de la calidad del proyecto. Los compradores potenciales conocen su propia demanda del producto y los emprendedores están mejor informados sobre su propia honestidad y, generalmente, sobre la viabilidad técnica del proyecto y su coste.

Aunque las perspectivas de un proyecto de inversión siempre son inciertas, las relativas a nuevas iniciativas empresariales lo son todavía más. Muchas empresas nuevas nacen para ofrecer un nuevo producto o dar servicio a un nuevo mercado, por lo que en general se enfrentan a una gran incertidumbre en cuanto a la demanda. También hay muchas empresas que aparecen para explotar una nueva tecnología, lo que añade otra incertidumbre relacionada con la viabilidad, el tiempo de desarrollo y el coste de la tecnología. Un elemento más de incertidumbre significativa es la capacidad de los fundadores de la empresa para concluir con éxito el proyecto de inversión. En muchos casos, los fundadores se encuentran por primera vez al frente de una empresa, pero incluso cuando se trata de emprendedores «en serie» o fundadores bregados en empresas de mayor tamaño, su capacidad para dirigir esta iniciativa en concreto no está demostrada.

Conflictos de intereses y riesgo moral. El segundo problema que caracteriza a la financiación a emprendedores es la posibilidad de que los intereses de los inversores y los del emprendedor no estén alineados. Por ejemplo, puede que los emprendedores prefieran invertir en determinados proyectos que consideran intrínsecamente gratificantes o que pueden aportarles visibilidad. También es posible que prefieran ejercer el control personalmente y, por tanto, se resistan a ser sustituidos por personas más capacitadas que ellos para lograr los objetivos de los inversores. Otros riesgos posibles son que se asignen una retribución excesiva, que eludan sus obligaciones, que dediquen demasiado tiempo a actividades que ellos consideren atractivas pero no sean las óptimas para los inversores, o incluso que desvíen fondos de la empresa en beneficio propio. El problema de riesgo moral generado por el conflicto entre los intereses de los inversores y los emprendedores puede dar lugar a resultados ineficientes cuando los segundos toman medidas que son rentables individualmente, pero no maximizan el excedente conjunto de emprendedores e inversores. Si los inversores dudan de recibir una recompensa suficiente por su inversión debido a ese riesgo moral, pueden reducir su inversión, o incluso no invertir en proyectos que podrían generar un excedente conjunto para inversores y emprendedores.

2. Cómo abordan los diversos tipos de financiación los problemas clave de incertidumbre del proyecto y riesgo moral

Los tipos de financiación difieren en su modo de abordar estos dos problemas esenciales por medio de sus procesos de selección (*screening*), el *seguimiento* y *asesoramiento* del proyecto y la *asignación de derechos de decisión y sobre participación en resultados*.

Selección. Antes de aportar los fondos, los inversores potenciales pueden estudiar el proyecto y al emprendedor para informarse del valor del primero y la capacidad o la credibilidad del segundo. Además, los inversores pueden estructurar la financiación a fin de persuadir a los emprendedores para que revelen información mediante su aceptación de los términos propuestos.

Los *business angels* y los fondos de capital riesgo tienen diversos métodos para seleccionar proyectos. Primero, utilizan redes formales e informales para seleccionar posibles inversiones. Luego escuchan presentaciones de los emprendedores, los entrevistan, leen sus planes de negocio y llevan a cabo otras tareas de *due diligence* que incluyen comprobar la trayectoria del emprendedor o la solidez de sus proyecciones de ingresos y gastos.

Los emprendedores también seleccionan proyectos a fin de lanzar aquéllos con mayor rentabilidad esperada. Tradicionalmente, la selección realizada por los emprendedores mediante distintas formas de estudios de mercado no se ha estudiado como parte del proceso de financiación. Sin embargo, es importante señalar este proceso de selección de proyectos porque, como veremos, forma parte integral del *crowdfunding*.

Seguimiento y asesoramiento. Una vez que se produce la financiación, los inversores pueden hacer un seguimiento del emprendedor para impedir comportamientos oportunistas o proporcionar asesoramiento. Por ejemplo, los *business angels* suelen mantener un contacto estrecho con los emprendedores a los que financian para seguir sus actividades, y es frecuente que utilicen su propia experiencia como directivos para asesorarlos y ayudarles a crear el equipo de

dirección. Por lo general, los fondos de capital riesgo entran en el consejo de administración de las entidades que financian y, en el ejercicio de dicha función rectora, controlan la actividad de los emprendedores y los asesoran.

La capacidad de los inversores de hacer un seguimiento del emprendedor y los incentivos de éste para actuar en interés de los inversores difieren según las distintas formas de financiación, pero en general vienen determinados por el modo en que inversores y emprendedores asignan los derechos de decisión y participación en los flujos de efectivo.

Derechos de decisión. Para permitir a los inversores vigilar el comportamiento del emprendedor, se puede limitar la capacidad de decisión de éste o asignar algunos derechos de decisión a los inversores. Por ejemplo, los emprendedores conceden derechos formales de decisión a los fondos de capital riesgo al darles derechos de voto y un puesto en el consejo de administración. Los acuerdos entre inversores de capital riesgo y emprendedores también pueden incluir otros derechos para los primeros, como derechos de reembolso (que obligan a la empresa a reembolsar la inversión de capital riesgo), o pueden poner límites a las decisiones del emprendedor; por ejemplo, prohibiéndole, mediante cláusulas de no competencia, trabajar para otra compañía del mismo sector cuando abandone la actual. Es frecuente que esos derechos de decisión dependan de los resultados de la empresa (9).

Otra opción habitual para asignar derechos de decisión es la inversión escalonada, es decir, la aportación de financiación parcial para que bien los inversores iniciales, bien los futuros, dispongan del derecho efectivo de interrumpir el proyecto. Este procedimiento de inversión escalonada es el que predomina en la financiación mediante capital riesgo.

Derechos a participar en flujos de efectivo y resultados. Como alternativa a la intervención, existe la posibilidad de asignar resultados al emprendedor como incentivo para que actúe en interés de los inversores. Por ejemplo, los acuerdos entre inversores de capital riesgo y emprendedores contienen una descripción detallada de los derechos de cada parte a participar en los flujos de efectivo, que con frecuencia dependen del rendimiento de la empresa o de que ocurran determinados eventos; por ejemplo, una nueva ronda de financiación (Kaplan y Strömberg, 2003, 2004).

Contratos formales y acuerdos informales. El emprendedor y los inversores pueden plasmar formalmente en un contrato por escrito los derechos de decisión y control de los inversores, o la manera de ejercer el seguimiento, pero también pueden acordar tácitamente algunos de ellos. Los acuerdos con fondos de capital riesgo son formales y contienen descripciones detalladas de los derechos a los flujos de efectivo y de control. En cambio, los *business angels* optan más por acuerdos no formales como base de la relación que establecen con los emprendedores.

En las siguientes secciones analizamos cómo el *crowdfunding* realiza las tareas de selección y seguimiento, y cómo son los contratos de *crowdfunding*.

IV. CÓMO APROVECHAR LA SABIDURÍA COLECTIVA: LA SELECCIÓN DE LOS PROYECTOS DE INVERSIÓN MEDIANTE EL *CROWDFUNDING*

El proceso de selección realizado por inversores de capital riesgo, *business angels* o entidades bancarias consiste en evaluar las capacidades y la credibilidad del emprendedor, así como las proyecciones de ingresos y gastos del proyecto. Aunque es probable que, en el proceso de análisis, los inversores averigüen información que el emprendedor no poseía inicialmente, el análisis conlleva sobre todo la obtención de información que ya tiene el emprendedor. En jerga económica, la evaluación realizada por los inversores puede considerarse una solución al problema de asimetría de la información, por el que el emprendedor dispone de información importante que no tienen los inversores.

Sin embargo, la característica por excelencia del *CF* es, precisamente, que permite al emprendedor aprender el valor de su proyecto y, por tanto, seguir adelante solo si el valor esperado es suficientemente alto. Dicho de otro modo, a diferencia de lo que ocurre con el proceso de selección tradicional realizada por los inversores, que les permite acceder a información que el emprendedor poseía desde el principio, el *CF* genera nueva información sobre el valor del proyecto mediante la agregación de información dispersa entre financiadores potenciales aprovechando así la «sabiduría colectiva» o «de la mutitud» (*the wisdom of the crowd*) (10). Así, el *CF* es una forma de financiación que incorpora de un modo inherente la evaluación de proyectos que el emprendedor habría realizado antes del proceso de financiación recurriendo a

distintas herramientas de estudio de mercado.

Para comprender cómo el *CF* puede servir de mecanismo de sondeo para conocer la demanda del mercado, analicemos el siguiente ejemplo. Un emprendedor está planteándose la posibilidad de invertir en un proyecto que dará lugar a la fabricación de un nuevo producto. El proyecto requiere una inversión inicial *c*. Para simplificar, supondremos que no hay otros costes de producción. El emprendedor no está seguro de cuál será la demanda del nuevo producto. Concretamente, supongamos que existe una población con dos tipos de consumidores potenciales: aquéllos para los que el producto no tiene ningún valor, y aquéllos otros que asignan valor al producto y estarían dispuestos a pagar hasta un euro por consumirlo. Por tanto, si el número de consumidores que dan valor al producto es al menos igual a *c*, desde el punto de vista social sería óptimo que el emprendedor acometiera el proyecto. Hacerlo también sería óptimo para el emprendedor desde el punto de vista personal si el número de consumidores fuera de al menos *c* y el emprendedor pudiera apropiarse de una cantidad suficiente del importe que los consumidores estarían dispuestos a pagar por el producto. El problema para el emprendedor es que desconoce el número de consumidores que valorarán positivamente el producto.

Para calcular la demanda de mercado, el emprendedor podría recurrir a herramientas de estudio de mercado tradicionales, como encuestas o entrevistas. El problema de estos métodos es que es costoso llegar a los consumidores potenciales y asegurarse de que la información que estos facilitan es exacta y veraz. Por ejemplo, los encuestados pueden no esforzarse demasiado en calcular lo que pagarían por el producto o, si lo valoran positivamente, podrían exagerar su predisposición a pagar por él con la intención de que se fabrique. En cualquiera de los casos, el problema es que la respuesta no conlleva consecuencias directas de ningún tipo para el encuestado.

Siempre que el producto se ofrezca como recompensa, el *CF* de recompensa puede ser la solución a esos problemas. Dado que los consumidores de *CF* de recompensa expresan su demanda mediante sus contribuciones monetarias, tienen incentivos para estimar correctamente cuánto valoran el bien, puesto que no quieren contribuir un importe superior a su propia valoración. Al mismo tiempo, la consecuencia de no contribuir o contribuir demasiado poco puede ser la imposibilidad de disfrutar del producto. Por consiguiente, siempre que los consumidores perciban que su contribución puede determinar que el proyecto salga adelante o no, es más probable que contribuyan, en lugar de simplemente aprovechar las aportaciones de otros. Aunque a los consumidores podría preocuparles perder sus aportaciones si la demanda no llegara a ser suficiente para que el proyecto se realice, las campañas *AoN* (Todo o Nada) eliminan esas inquietudes, ya que los financiadores recuperan lo aportado si no se alcanza el objetivo de financiación (11).

Por tanto, el *CF* de recompensa puede ser un potente mecanismo para calcular la demanda de un nuevo producto, como lo muestran formalmente los modelos teóricos de Strausz (2017), Chemla y Tinn (2017), Ellman y Hurkens (2016), y Chang (2016).

Dado el valor del *crowdfunding* como herramienta de estudio de mercado, los emprendedores pueden desear utilizarlo aunque no necesiten financiación. Dicho de otra forma: la dimensión financiera no es imprescindible para que el *crowdfunding* sea una opción atractiva para los emprendedores.

V. CÓMO APROVECHAR LA SABIDURÍA COLECTIVA: LA DISCRIMINACIÓN DE PRECIOS MEDIANTE EL *CF* DE RECOMPENSA

El hecho de que el emprendedor pueda aprender la valoración de los consumidores mediante el *CF* supone que, además de servir como herramienta para sondear la demanda del mercado, el *CF* puede utilizarse como mecanismo de discriminación de precios, que permita al emprendedor aplicar precios más altos a consumidores que valoran más el producto.

Volvamos al ejemplo anterior, en el que los consumidores pueden comprar hasta una unidad del producto, y supongamos ahora que la valoración que los consumidores hacen del producto es alta (v_A) o baja (v_B) pero positiva, y que la suma de sus valoraciones es superior al coste *c* de producir el bien, por lo que resulta eficiente producirlo. Es decir, si v_i es el valor que el consumidor *i* asigna al producto (que puede ser igual a v_A o v_B) y existen *N* consumidores potenciales, entonces

$$V = \sum_{I=1}^{N} V_i > c$$

Para distinguir los efectos de sondear la demanda del mercado y de discriminación de los precios, asumiremos que el emprendedor conoce la demanda

agregada V (es decir, conoce el número de consumidores N_A con valoración alta), pero no sabe cuánto valora el producto cada consumidor individual.

Si el emprendedor no lleva a cabo una campaña de *CF* de recompensa y decide producir el bien, la política de precios óptima sería establecer un precio igual a la valoración alta v_A (y atender solo a los consumidores cuya valoración es alta) si existen suficientes consumidores con valoración alta, y un precio igual a la valoración baja v_B (y atender a todo el mercado) en caso contrario. En cualquiera de esas situaciones, el emprendedor no es capaz de extraer todo el excedente disponible de los consumidores, ya sea porque los consumidores con valoración baja no compran el producto o porque los de valoración alta pagan menos que su propia valoración. Además, incluso en el caso de que sea eficiente producir el bien, el hecho de que el emprendedor no pueda extraer todo el excedente supone que podría no producir el bien si los ingresos obtenidos al venderlo al precio alto solo a consumidores de valoración alta ($N_A\ v_A$) y los ingresos obtenidos al venderlo a todos los consumidores al precio bajo ($N\ v_B$) son inferiores a c.

El emprendedor puede mejorar ese resultado mediante una campaña de *CF* de recompensa *AoN*. Concretamente, si el emprendedor permite que haya dos posibles aportaciones iguales a las valoraciones alta y baja, y establece el umbral de financiación en la suma V de valoraciones de los consumidores, puede inducir a todos los consumidores a que aporten su valoración real. Como indicamos en el contexto de estimación de la demanda, la posibilidad de ser *determinante* (pivotal), es decir, la posibilidad de que la realización del proyecto dependa de la aportación del financiador, genera incentivos para que los financiadores contribuyan su valoración real.

Este ejemplo tiene dos consecuencias importantes. La primera es que el *CF* de recompensa, en algunos casos, puede perjudicar a los consumidores al permitir al emprendedor extraer todo el excedente. La segunda (descrita por Kumar, Langberg y Zvilichovsky, 2016 y Ellman y Hurkens, 2016) es que la capacidad de discriminar los precios mediante el *CF* puede aumentar el rango de proyectos que podrían ponerse en marcha de forma eficiente. En contextos en los que la producción es eficiente (es decir, cuando $V > c$) pero no sería viable en la venta tradicional (porque tanto $N_A\ v_A$ como $N\ v_B$ son inferiores a c), el *CF* de recompensa puede posibilitar la producción. En ese caso, el *CF* de recompensa beneficiaría al emprendedor sin perjudicar a los consumidores.

Los emprendedores también pueden recurrir al *CF* para discriminar precios cobrando precios distintos a los consumidores que contribuyen a la campaña, quienes pagan un precio igual a su aportación, y a los consumidores que compran en el mercado posterior a la campaña. Los emprendedores pueden inducir a algunos consumidores a aportar una cantidad mayor que el precio de mercado previsto, ya que la alternativa a aportar podría no ser disfrutar del producto al precio posterior a la inversión, sino no disfrutarlo en absoluto (Belleflamme, Lambert y Schwienbacher, 2014; Kumar, Langberg y Zvilichovsky, 2016; Sayedi y Baghaie, 2017).

Igual que en el caso de estimación de la demanda, la capacidad de discriminar precios mediante el *CF* supone que, incluso para emprendedores cuyas posibilidades financieras sean ilimitadas, el uso del *CF* de recompensa puede resultar óptimo. El atractivo del *CF* de recompensa como herramienta para sondear la demanda y comercializar el producto queda corroborado por encuestas realizadas a emprendedores promotores de proyectos. Mollick y Kuppuswamy (2014) informan de que casi un 70 por 100 de los promotores de proyectos concluidos con éxito en Kickstarter (y un 60 por 100 de los fracasados) quiso comprobar si existía demanda para su producto, un 65 por 100 veía el *CF* como un modo de comercializar el producto y un 20 por 100 quiso conseguir ideas sobre cómo mejorar su producto. Stanko y Henard (2017) y Gerber y Hui (2013) llegan a conclusiones similares, aunque los segundos añaden la capacidad de captar fondos cuando las fuentes tradicionales se han agotado como uno de los motivos para tratar de conseguir financiación mediante *CF*.

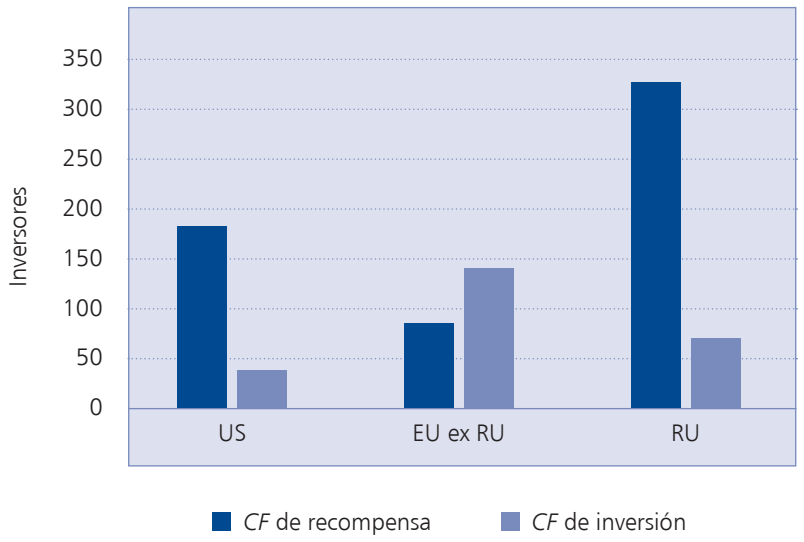
Algunos autores (véanse, por ejemplo, Kumar *et al.*, 2016; Ellman y Hurkens, 2016; Chen *et al.*, 2017; Babich Tsoukalas y Marinesi, 2017; Schwienbacher, 2017) han analizado el *CF* como fuente de financiación, así como la interacción del *CF* con fuentes de financiación alternativas. Sin embargo, aunque esos estudios ponen de manifiesto interesantes disyuntivas, el análisis todavía es preliminar, pues el *CF* o las fuentes de financiación alternativa están modelizados de forma muy simplificada.

Un elemento importante de los modelos del *CF* de recompensa existentes es que asumen

un comportamiento estratégico por parte de los financiadores. Es decir, cuando deciden si contribuir, no solo tienen en cuenta su propia valoración del bien cuya producción va a financiarse, sino también cuánto esperan que contribuyan otros. Por tanto, una cuestión empírica importante para evaluar si los modelos son aplicables es en qué medida los contribuidores actúan de un modo verdaderamente estratégico. Las pruebas disponibles apuntan a que muchos contribuidores son estratégicos. Por ejemplo, el hecho de que las campañas de *crowdfunding* que fracasan lo hagan por grandes importes, mientras que la cantidad captada por las campañas concluidas con éxito tiende a ser cercana al objetivo de financiación (Mollick, 2014), sugiere que muchos financiadores condicionan su decisión de contribuir a su percepción de cómo ello afecta a que se logre el objetivo de financiación (12). Así, entre los proyectos fracasados en Kickstarter, la cantidad media financiada es de un 10,3 por 100 del objetivo. En cambio, un 25 por 100 de los proyectos que se financian superan su objetivo en un 3 por 100 o menos, y solo un 50 por 100 lo superan en alrededor de un 10 por 100 (13). Apuntando en la misma dirección, Kuppuswamy y Bayus (2017, 2018) concluyen que el apoyo a una campaña aumenta conforme esta se acerca a su objetivo de financiación, y desciende una vez alcanzado el objetivo. Utilizando datos de Kickstarter, Kuppuswamy y Bayus (2018) concluyen que el patrón habitual de la contribución de los financiadores tiene forma de U: tienden a contribuir más hacia el inicio y el final de la campaña. Las contribuciones iniciales probablemente provienen de «familia y amigos» (Skirnevskiy *et al.*, 2017) que desean apoyar al promotor.

GRÁFICO 6

NÚMERO DE INVERSIONES POR OPERACIÓN



Nota: Número medio de inversores por operación por tipo de *CF* en regiones seleccionadas en 2015.

Fuente: EE.UU. (Ziegler *et al.,* 2017), Europa (Ziegler *et al.,* 2018) y el Reino Unido (Zhang *et al.,* 2017).

El aumento de las contribuciones hacia el final de la campaña podría indicar que algunos contribuidores esperan estratégicamente y solo contribuyen si existe el riesgo de que no se alcance el objetivo de financiación.

La utilidad del *CF* como mecanismo para obtener información sobre la demanda la determina, en parte, el número de personas que conocen la existencia de la campaña de *CF* y están dispuestas a contribuir. Las plataformas de financiación alternativa declararon que el número de sus usuarios superó los 2,5 millones en el Reino Unido en 2016 (Zhang *et al.,* 2017) y los 9,7 millones en América en 2015, 8,6 millones de ellos en EE.UU. (Wardrop *et al.,* 2016). Sin embargo, estas cifras seguramente adolecen de altos niveles de doble cómputo, ya que es probable que algunos inversores utilicen más de una plataforma, y el número de usuarios declarado no se limita exclusivamente a inversores en *CF*. Estos problemas pueden solventarse si nos centramos en plataformas de *CF* de recompensa individuales. Kickstarter se lanzó en abril de 2009, y en 2014 ya había recibido aportaciones de 5,7 millones de financiadores. En abril de 2018, esa cifra había subido hasta 14 millones (14). Indiegogo, a su vez, tenía 9 millones de financiadores a la misma fecha (15). Resulta esclarecedor comparar estas cifras con las estimaciones actuales del número de *business angels*. Por ejemplo, Huang *et al.* (2017) constatan que en 2016 había 297.880 *business angels* en EE.UU.

Una gran cantidad de contribuidores potenciales puede tener un lado negativo si los consumidores son estratégicos y solo contribuyen si creen que su decisión de contribuir puede determinar que el proyecto sea o no financiado (es decir, si creen que su contribución será *determinante*). Los datos de Kickstarter muestran que la mediana del número de financiadores para todos los proyectos es de 26 (media 135) (16). En el gráfico 6 se muestra el número medio de inversores por operación en regiones clave en 2015 por tipo de *CF*. Aunque no conocemos el número de contribuidores potenciales, el número de los que sí contribuyeron sugiere que la cantidad de personas que intervienen en las campañas de *CF* individuales no es lo suficientemente grande como para que los financiadores ignoren la posibilidad de que su participación puede ser crucial (17).

VI. ¿APROVECHAR LA SABIDURÍA COLECTIVA MEDIANTE EL *CROWDFUNDING* DE INVERSIÓN?

La argumentación teórica a favor de la utilidad del *CF* de recompensa como mecanismo de estimación de la demanda del mercado es sólida. El argumento teórico a favor del *CF* de inversión es menos claro. En el *CF* de inversión, los inversores no tienen por qué ser consumidores potenciales del producto y, aunque lo fueran, no obtienen el producto a cambio de su contribución, sino que generalmente participan en los beneficios de la nueva empresa. Por tanto, cuando deciden cuánto aportar, no atienden a su propia valoración del producto, que es posible que conozcan bien, sino a su estimación de la rentabilidad del proyecto. Este hecho da lugar a dos tipos de complicaciones.

En primer lugar, los pequeños inversores pueden no tener las competencias, recursos o incentivos necesarios para calcular la rentabilidad del proyecto, por lo que su «sabiduría» puede ser escasamente valiosa. Por ejemplo, la evidencia obtenida de las encuestas citadas por Zhang *et al.* (2017) apunta a que los inversores en *CF* de inversión no realizan un análisis detallado sobre sus inversiones. Un 57 por 100 de los inversores en *CF* de inversión británicos encuestados afirma que, en lo que respecta a *due diligence*, se fiaron de los datos facilitados por la plataforma de *CF* de inversión, y solo un 26 por 100 afirman haber realizado el análisis por sí mismos. El escaso análisis aplicado por los inversores en *CF* de inversión contrasta significativamente con el que llevan a cabo los *business angels* y los fondos de capital riesgo, que se reúnen con los emprendedores, comprueban sus antecedentes y analizan sus planes de negocio. No obstante, es interesante resaltar que Hakenes y Schlegel (2014) muestran teóricamente que los inversores en *CF* pueden dedicar (colectivamente) demasiado esfuerzo a obtener información sobre las perspectivas del proyecto.

En segundo lugar, el hecho de que todos los inversores traten de averiguar el mismo dato, es decir, la rentabilidad de la iniciativa, puede dar lugar a que desechen parcial o totalmente su propia evaluación de esa rentabilidad. Brown y Davies (2018) analizan la capacidad del *CF* de inversión *AoN* para agregar la información que poseen inversores dispersos, y señalan dos tipos de distorsiones que pueden llevar a los inversores a no utilizar su propia información sobre la rentabilidad del proyecto. La primera distorsión, que denominan *loser's blessing* (la bendición del perdedor) se debe al hecho de que la existencia de un umbral de financiación supone que, si un número suficiente de inversores están actuando según la información que poseen, entonces, si el proyecto no es bueno, probablemente no se llevará a cabo y, por tanto, las aportaciones serán reembolsadas. Esa cobertura del riesgo de que el proyecto no sea bueno hace que los inversores contribuyan más agresivamente, es decir, que contribuyan incluso habiendo recibido información negativa. Por otra parte, si el proyecto es bueno, es probable que participen muchos inversores, de forma que, si el tamaño del proyecto es fijo, la fracción del valor del proyecto correspondiente a cada inversor que contribuya será pequeña. Si el proyecto no es bueno, en cambio, probablemente participarán menos inversores y cada uno de ellos tendrá derecho a una cuota relativamente grande del bajo valor de la empresa. Esta «maldición del ganador» (*winner's curse*) induce aportaciones más conservadoras por parte de los inversores. Brown y Davies (2018) muestran que, bien por la bendición del perdedor o por la maldición del ganador, la campaña de *CF* nunca agrega óptimamente la información dispersa entre los inversores. De hecho, en el límite con un continuo de inversores, la campaña no lograría extraer información alguna de los inversores, que invertirían o no lo harían con independencia de su información individual sobre la rentabilidad del proyecto.

Como ocurre con el *CF* de recompensa, la evidencia disponible apunta a que existe una base sustancial de inversores en *CF*

de inversión en los países donde esta modalidad de *CF* ha conseguido desarrollarse. Por ejemplo, Crowdcube, que es una de las principales plataformas de *CF* de inversión del Reino Unido, incrementó su base de usuarios desde unos 10.000 en 2012 hasta más de 100.000 en 2015 y más de 400.000 a junio de 2017 (Estrin *et al.,* 2018). El número de inversores por campaña llevada a cabo con éxito en sitios de *CF* de inversión en el Reino Unido está, de media, entre 200 y 250 (Estrin, Gozman y Khavul, 2018).

1. Dinámica de las campañas de *CF* de inversión

Una de las características que definen a la mayoría de las campañas de *CF* es que ocurren durante un período de tiempo relativamente largo (a veces superior a un mes) y que las aportaciones individuales se hacen públicas conforme tienen lugar, de forma que los financiadores potenciales pueden condicionar sus decisiones de participación a las aportaciones ya realizadas por otros financiadores. En las campañas de *CF* de inversión, en las que los participantes están tratando de calcular un valor común (la rentabilidad de la iniciativa), ese escenario puede dar lugar a un comportamiento «de rebaño» (*herding*) por parte de los inversores. Esto ocurre cuando los inversores ignoran sus señales individuales (es decir, la información que poseen u obtienen personalmente) sobre el valor de un activo y basan su decisión únicamente en su observación de las acciones de otros (Banerjee, 1992; Welch, 1992; Bikhchandani, Hirshleifer y Welch, 1998). El comportamiento de rebaño puede generar *cascadas informativas* si los inversores persisten en ignorar sus propias señales a lo largo del tiempo. Es importante señalar que, si bien el comportamiento de rebaño y las cascadas pueden ser consecuencia de un comportamiento imitativo irracional, también podrían ser racionales puesto que la decisión de ignorar las señales propias puede ser el resultado de una actualización óptima bayesiana basada en la observación de acciones anteriores de los inversores.

Astebro *et al.* (2018) y Cong y Xiao (2018) han propuesto modelos teóricos para analizar la posibilidad de comportamientos de rebaño y cascadas informativas racionales en el *CF* de inversión. Ambos trabajos muestran que los comportamientos de rebaño y las cascadas informativas racionales pueden producirse en equilibrio, llevando a los inversores a invertir cuando reciben una señal negativa o a abstenerse de hacerlo cuando reciben una señal positiva. Hornuf y Schwienbacher (2015), Vismara (2015), y Astebro *et al.* (2018) observan una conducta coherente con el comportamiento de rebaño en las campañas de *CF* de inversión.

No obstante, hasta el momento, el análisis teórico de la dinámica de las campañas no ha considerado ciertas características del *CF* de inversión que lo distinguen de otros mercados de activos tradicionales; por ejemplo, la posibilidad de que los inversores obtengan utilidad del éxito de la campaña (en tanto que consumidores, familia o amigos o «comunidad»); que esa utilidad, así como la calidad de la información que poseen, es heterogénea entre los inversores (lo que significa que las decisiones de contribución pueden responder a diferencias en las valoraciones personales, y no solo a las distintas señales sobre el valor común del proyecto); y el hecho de que muchos contribuidores no son inversores sofisticados. Esas características pueden generar efectos dinámicos que no se dan en otros contextos.

Por ejemplo, aunque Zhang *et al.* (2017) comprueban que un 88 por 100 de los inversores en *CF* de inversión británicos encuestados consideraba importante o muy importante obtener una rentabilidad financiera, más de un 50 por 100 de los encuestados aludía a factores no financieros (como la inversión en sectores que conocen o les interesan, saber que su dinero está ayudando a un negocio o sentir que su dinero está marcando una diferencia) como determinantes importantes o muy importantes de sus decisiones, y para un significativo 24 por 100 de los encuestados es importante dar respaldo a un amigo o a un miembro de su familia.

Tanto las motivaciones de la inversión como el nivel de sofisticación financiera también son, probablemente, distintas entre los inversores particulares y los institucionales, que representan una fracción significativa de los inversores en el *CF* de inversión (Zhang *et al.,* 2017; Ziegler *et al.,* 2017).

Además, parece que existe heterogeneidad en cuanto a la información y sensibilidad de los inversores respecto a las contribuciones de otros inversores. Por ejemplo, Vulkan *et al.* (2016) concluyen que un pequeño número de grandes inversiones juegan un papel importante en el éxito o fracaso de la financiación; la aportación más sustancial representa un 30 por 100 del objetivo de financiación en proyectos realizados con éxito, y un 5,4 por 100 en las campañas

que acaban en fracaso. Vulkan *et al.* interpretan ese hallazgo como evidencia de que el hecho de que algunos financiadores comprometan recursos significativos puede funcionar como señal de la calidad del proyecto para otros financiadores.

Agrawal, Catalini y Goldfarb (2015) sugieren que los inversores locales tienden a ser menos sensibles a la cantidad de financiación aportada por otros financiadores, lo que atribuyen a la existencia de relaciones preexistentes con el promotor. Otros estudios también señalan las diferencias observables entre inversores que forman parte de la red social del promotor y otros inversores, y enfatizan la importancia de la red social del promotor. Por ejemplo, Vismara (2016) (y Mollick –2014– en cuanto al *CF* de recompensa) afirman que la cantidad de «capital social» *online* (como el número de amigos de Facebook o enlaces en LinkedIn) ejerce un impacto en el éxito del proyecto. La influencia del tamaño de la red *online* del fundador en el éxito del proyecto puede indicar que cierta conexión preexistente con el fundador ayuda a los financiadores a evaluar proyectos, lo que es coherente con hallazgos de la literatura sobre financiación a emprendedores que muestran que los contactos sociales ayudan a superar las asimetrías de información existentes entre emprendedores e inversores (Shane y Cable, 2002). Sin embargo, una red amplia puede ser indicativa de características subyacentes del fundador favorecedoras del éxito, o de un gran número de personas que podrían contribuir al proyecto por el deseo de apoyar al fundador. Agrawal, Catalini y Goldfarb (2015) informan de que la red social de los promotores es la fuente inicial de una parte considerable de la financiación de numerosos proyectos, el equivalente a «amigos y familia».

VII. RIESGO MORAL Y *CROWDFUNDING*

Como comentamos en la sección tercera, una vez que el emprendedor ha conseguido financiación para el proyecto, puede no utilizarla del modo más rentable para los inversores, e incluso puede desaparecer con el dinero, bien literalmente o aduciendo que la inversión no pudo concluirse por motivos ajenos a su control. Esta posibilidad extrema es especialmente relevante en el caso del *CF* de recompensa, ya que la diligencia debida aplicada por los financiadores suele ser escasa y, como señalan Gutiérrez Urtiaga y Lacave Sáez (2018), los contratos estándar del *CF* de recompensa ofrecen poca o ninguna protección a los financiadores en caso de no recibir la recompensa.

Por ello, varios modelos se plantean el modo en que el riesgo moral puede afectar a los resultados del *CF* de recompensa, y si un diseño correcto de la campaña también puede ayudar a controlar el riesgo moral por parte del emprendedor (Strausz, 2017; Chemla y Tinn, 2017; Chang, 2016; Sayedi y Baghaie, 2017). Todos estos modelos suponen que el coste directo para un emprendedor que no realice la entrega del producto es reducido, por lo que una conclusión común de esos modelos es que la no entrega del producto debe acarrear consecuencias más allá de la propia campaña de *CF* para que el *CF* funcione. Esas consecuencias pueden provenir de renunciar a un mercado rentable después de la campaña o de que la financiación futura esté condicionada a la conclusión con éxito de la campaña de *CF*. Una aportación clave de esos modelos es que muestran cómo deberían diseñarse las campañas de *CF* de recompensa (en términos de objetivo de financiación y niveles de aportación) para garantizar que a los promotores que concluyan las campañas con éxito les salga muy caro no cumplir su promesa de entregar el producto a los financiadores.

Es interesante señalar que, aunque las sanciones formales podrían reducir el riesgo de no entrega, Gutiérrez Urtiaga y Lacave Sáez (2018) aducen que, en determinados contextos, introducir esas sanciones no es una medida óptima. Su argumento es que, cuando no existen sanciones formales, la entrega del producto puede servir de señal de la capacidad del promotor. Si fuera una sanción formal lo que indujera a todos los emprendedores a entregar el producto, las campañas de *CF* perderían su propiedad de discriminar las capacidades de los emprendedores. Gutiérrez Urtiaga y Lacave Sáez muestran que, si identificar a los mejores emprendedores es especialmente importante, podría ser óptimo no imponer sanciones formales por no entrega.

Pese a que la ausencia de obligaciones contractuales claras sobre la entrega de la recompensa genera oportunidades de incumplimiento por parte de los emprendedores, Mollick (2014) muestra que la no entrega es rara en las campañas de Kickstarter, produciéndose en menos de un 4 por 100 de las campañas concluidas con éxito. Sin embargo, la mayoría de los proyectos sufren retrasos (de media, 2,4 meses), y solo algo menos del 25 por 100 de los proyectos entregan

la recompensa puntualmente. A pesar de esos retrasos generalizados, más de un 75 por 100 de los financiadores dicen haber estado satisfechos con el resultado, y para más de un 35 por 100 los resultados fueron mejores de lo esperado (Mollick y Kuppuswamy, 2014). Los resultados de Mollick apuntan a que el riesgo de no entrega no es tan importante como se asume en los modelos teóricos (por ejemplo, porque muchos emprendedores no actúan de forma oportunista) o a que, por el contrario, el riesgo de no entrega está presente, pero los mecanismos señalados por los modelos teóricos consiguen generar los incentivos necesarios para que los promotores cumplan su promesa de entregar las recompensas.

VIII. CONTRATOS DE *CROWDFUNDING*

Como se menciona en la tercera sección, los contratos de capital riesgo son complejos y contienen numerosas estipulaciones contractuales que regulan el modo de asignar los derechos de decisión y la participación en los flujos de efectivo entre inversores y emprendedores en distintas circunstancias. En cambio, el «contrato» celebrado entre mecenas y promotores en el *CF* de recompensa simplemente especifica el nivel mínimo de aportaciones para el que se producirá la financiación (es decir, el objetivo de financiación) y, si el proyecto se financia, las recompensas que el promotor deberá entregar a los mecenas.

Por su parte, los contratos suscritos entre promotores e inversores de *CF* de inversión son más parecidos a los utilizados por los *business angels* o los fondos de capital riesgo. Son frecuentes los contratos similares a acciones ordinarias en el capital de la empresa, normalmente sin derecho de voto, aunque también se usan contratos de valores híbridos y convertibles semejantes a los utilizados en operaciones de capital riesgo, como los *KISS* (*Keep It Simple Security*) o los *SAFE* (*Simple Agreement for Future Equity*), así como contratos que prevén la participación directa de los promotores en los beneficios de la empresa (Wroldsen, 2016; Camara, 2016). Aunque los contratos de *CF* de inversión a menudo estipulan ciertas protecciones similares a las habituales en los contratos de capital riesgo, los derechos de control y las protecciones otorgadas a los inversores son muy inferiores a las de aquellos. Merece la pena señalar que, según Wroldsen (2016), muchos contratos de EE.UU. también prevén recompensas no monetarias.

Los contratos de *CF* de inversión difieren en cuanto al papel desempeñado por la plataforma de *CF*. Algunas plataformas, como la británica Seedrs, crean una sociedad instrumental (*SPV* o *special purpose vehicle*) que se interpone entre los inversores y el emisor, y utilizan *pooling contracts* (contratos colectivos) para poner en marcha la inversión. Otras, como la también británica Crowdcube, ofrecen a los financiadores participación directa en los valores.

Interesa mencionar que la literatura sobre capital riesgo afirma que el alto nivel de incertidumbre y opacidad que caracteriza las fases de puesta en marcha y desarrollo de una iniciativa empresarial exige que la financiación sea aportada por intermediarios especializados, que protegen sus inversiones mediante contratos que limitan la capacidad de decisión del emprendedor y otorgan distintos tipos de derechos de control a los inversores. Sin embargo, las fases semilla y de arranque, donde suelen intervenir los *business angels*, entrañan una incertidumbre aún mayor, pese a lo cual los acuerdos de financiación celebrados entre estos inversores y los emprendedores parecen ser más simples y sustituyen las restricciones contractuales y derechos de control formales por un seguimiento informal por parte del inversor privado. Los tipos de proyectos financiados con *CF* podrían considerarse tanto o más inciertos que los financiados por *business angels.* Sin embargo, el *CF* sustituye la actividad de seguimiento informal de los inversores privados por un seguimiento directo escaso, o nulo, por parte de financiadores dispersos y, en el caso del *CF* de inversión, por contratos que a menudo se asemejan a los utilizados en el capital riesgo.

IX. REGULACIÓN DEL *CROWDFUNDING*

A pesar de compartir algunas características significativas, el *CF* de inversión y el *CF* de recompensa pertenecen a ámbitos de regulación muy diferentes. En el *CF* de inversión, el emprendedor promete a los inversores algún tipo de resultado financiero. En consecuencia, el contrato celebrado entre los inversores y el emprendedor se considera un valor mobiliario («security» en el caso de EE.UU.) o un instrumento financiero («financial instrument» en el caso de la UE), por lo que el *CF* de inversión se rige por la regulación sobre valores (18). En cambio, puesto que el *CF* de recompensa no promete beneficio económico alguno a los financiadores, sino más bien una recompensa no monetaria (con frecuencia, el bien producido por el emprendedor), normalmente

no se considera cubierto por la legislación sobre valores, sino por legislación general sobre contratos y por la normativa de protección de los consumidores (Armour y Enriques, 2018). Otra diferencia evidente entre la regulación del *CF* de inversión y el *CF* de recompensa ha sido la intensidad con la que se han dictado normas dirigidas a regular cada tipo de *CF*: mientras que el *CF* de inversión ha sido objeto de regulación explícita en numerosas jurisdicciones, la regulación del *CF* de recompensa es escasa.

1. Regulación del *crowdfunding* de inversión

El objetivo de la regulación sobre valores es mejorar los problemas de información asimétrica y riesgo moral que caracterizan la emisión y la negociación de valores. Ese objetivo se alcanza mediante dos tipos de instrumentos: requisitos de comunicación de información y regulación de la conducta de los intermediarios financieros que participan en la emisión y negociación de los valores.

Los requisitos de comunicación de información para el emisor adoptan la forma de una obligación de registro ante el regulador, y una obligación continuada de comunicar información relevante de forma puntual. El proceso de registro conlleva gastos sustanciales y requiere tiempo. La consecuencia es que el registro del valor no suele ser factible para las empresas que buscan financiación semilla o de arranque.

Las empresas de nueva creación que tratan de captar financiación de un grupo de inversores pueden hacerlo emitiendo valores susceptibles de quedar exentos de los requisitos de registro. Esas exenciones pueden consistir en restricciones estrictas sobre la publicidad de la oferta, el requisito de que los inversores sean «acreditados» o «cualificados» y límites relativos al tamaño de la oferta. En general, los inversores particulares se consideran acreditados si sus ingresos o su patrimonio son suficientemente altos (19). La justificación de esta definición de inversores acreditados es que las personas con alto patrimonio tienen medios suficientes para obtener el asesoramiento de inversión necesario y la capacidad de diversificar sus inversiones.

En algunas jurisdicciones (en concreto, el Reino Unido y Alemania), las exenciones de la obligación de registro disponibles para emprendedores antes de la llegada del *CF* dejaban suficiente margen para el desarrollo del *CF* de inversión. En otras (particularmente EE.UU.), en cambio, el formato del CF de inversión no se prestaba bien a las exenciones disponibles, por lo que se han introducido nuevas exenciones para evitar el registro de valores financiados con *crowdfunding* (20). Sin embargo, en otros países (especialmente, China), no se han introducido nuevas exenciones, por lo que las ofertas *online* de títulos de participación en el capital están restringidas a inversores acreditados (Garvey *et al.,* 2017).

Las nuevas exenciones adoptan dos formas principales. La primera (por ejemplo, la dispuesta por el Título II del JOBS Act estadounidense) exime de la mayoría de las restricciones sobre publicidad de las ofertas siempre que los inversores estén acreditados. Este requisito supone que esa forma de financiación se interpreta como algo intermedio entre la inversión por *business angels* y el *CF*.

El segundo tipo de exención permite la participación de inversores no acreditados pero (a) impone obligaciones adicionales de comunicación de información y (b) limita el importe que puede captarse (por ejemplo, hasta menos de un millón de dólares al año en EE.UU.) y, particularmente, el importe que pueden contribuir los inversores no acreditados (21).

La normativa también impone requisitos de información y conducta a las plataformas de *CF*. En la mayoría de los países, los portales de *CF* de inversión están obligados a aplicar sustanciales procedimientos de *due diligence*. Muchos países también limitan los tipos de entidades que pueden actuar como plataformas de *CF*. Por ejemplo, según la regulación estadounidense, las ofertas de *CF* de inversión a inversores no acreditados deben realizarse a través de un *broker-dealer* registrado o un *funding portal* (portal de financiación) registrado, un tipo de intermediario financiero de propósito limitado que está sujeto a requisitos de información y otras restricciones menos exigentes que los brókeres (22). En la UE, las plataformas de *CF* de inversión en general deben estar autorizadas conforme a la Directiva de Mercados e Instrumentos Financieros (*MiFID*), aunque la implementación de la normativa *MiFID* no es idéntica entre los Estados miembros. La normativa de la UE también impone requisitos de capital mínimo a las plataformas. Existen otros requisitos diversos para intermediarios de *CF* que varían según las jurisdicciones.

2. Regulación del *crowdfunding* de recompensa

En el *CF* de recompensa, los financiadores no reciben ninguna promesa de beneficio financiero, por lo que este tipo de *CF* no se rige por la normativa sobre valores mobiliarios. Armour y Enriques (2018) afirman que, siempre que la recompensa ofrecida sea el producto o servicio desarrollado por el emprendedor, la normativa aplicable al *CF* de recompensa será la legislación general sobre contratos y la normativa de protección del consumidor. Según estos autores, además, la severidad de esas obligaciones varía en cada jurisdicción. Concretamente, la regulación sobre consumidores estadounidense es relativamente laxa, y permite a las partes renunciar a algunas protecciones por vía contractual. Así, por ejemplo, los promotores pueden no ser responsables por el retraso en la entrega de un producto ofrecido como recompensa, siempre que hayan utilizado todos los medios a su alcance y lo hayan comunicado claramente a los financiadores. En cambio, Armour y Enriques (2018) argumentan que, si el producto se ofrece como recompensa en la UE, el *CF* de recompensa está sujeto a una normativa más estricta que da a los consumidores un derecho irrenunciable de desistimiento de la compra (y el correspondiente reembolso) en un plazo de catorce días desde su recepción. Además, la responsabilidad de los promotores aumenta si omiten información sustancial o facilitan indicación engañosa, y deben cumplir normas de trato justo en sus contratos con financiadores, que según Armour y Enriques (2018) son vulneradas en caso de no entrega. Estos autores afirman que la regulación de la UE no tiene en cuenta suficientemente el hecho de que el *CF* de recompensa no es una preventa simple, sino más bien un contrato de financiación por el que el financiador asume un riesgo compartido de que el producto no pueda desarrollarse en el plazo previsto o con las características esperadas, e incluso de que no llegue a desarrollarse. Acorde con lo discutido en la sección octava, Gutiérrez Urtiaga y Lacave Sáez (2018) señalan, por contra, que la posibilidad de sancionar con dureza la no entrega podría reducir la capacidad del *CF* de recompensa para funcionar como señal creíble de la capacidad del emprendedor.

A diferencia de la estricta regulación aplicable a las plataformas de *CF* de inversión, las de *CF* de recompensa no están sujetas, en general, a normativa específica. Concretamente, las plataformas de *CF* de recompensa no tienen que cumplir procedimientos específicos de *due diligence* y lo habitual es que realicen comprobaciones mínimas de las descripciones de los proyectos, con frecuencia confiando en la información facilitada por los usuarios de la plataforma para detectar posibles casos de fraude o de promotores que no observan las normas de la plataforma.

X. CONCLUSIONES

En la sección segunda se ha descrito el rápido crecimiento experimentado por el *CF* y cómo se ha convertido, en algunos países, en una significativa fuente de financiación para proyectos empresariales de tamaño reducido en sus fases iniciales. No obstante, dada la corta historia del *CF*, aún no es posible evaluar hasta qué punto ha cumplido satisfactoriamente las funciones de selección de proyectos y de generación de incentivos adecuados para que los emprendedores actúen en interés de los financiadores.

Mollick y Nanda (2015) comparan las decisiones de financiación de proyectos teatrales por un panel de expertos estadounidenses y por financiadores de Kickstarter, y concluyen que el *CF* realiza una selección razonablemente buena de esos proyectos. En un 59 por 100 de los casos, hay acuerdo entre los expertos y los financiadores, y cuando no lo hay, se debe básicamente a que los financiadores de *CF* financiaron proyectos que rechazaron los expertos y cuyo éxito, *ex post*, podría considerarse equivalente al de los seleccionados tanto por financiadores como por expertos.

La escasa evidencia disponible hasta el momento sugiere que los proyectos de *CF* de recompensa concluidos con éxito tienen una probabilidad alta de convertirse en empresas viables. Mollick y Kuppuswamy (2014), en un estudio sobre proyectos de Kickstarter que obtuvieron financiación, comprueban que un 90 por 100 de ellos permanecieron como empresas activas y un 32 por 100 declararon unos beneficios anuales de más de 100.000 dólares un año después de la campaña. Mollick (2016) también informa de que una minoría significativa de proyectos financiados con Kickstarter dio lugar a la creación de nuevas organizaciones, y que muchos proyectos lograron generar ingresos más allá de las aportaciones de la campaña (el autor calcula que por cada dólar de aportaciones se generó una media de 2,46 dólares de beneficios posteriores a la campaña). Los proyec-

tos financiados con *crowdfunding*, además, generaron resultados positivos en distintos aspectos (creación de empleo o innovación, por ejemplo). La evidencia de que la falta de entrega ha sido escasa en campañas de *CF* de recompensa también sugiere que esta forma extrema de incumplimiento se ha evitado casi totalmente.

Si bien esas conclusiones apuntan a que el *CF* de recompensa parece estar a la altura de sus promesas, aún no existen suficientes pruebas de la evolución de las iniciativas financiadas con *CF* como para hacer una evaluación rigurosa. La situación es la misma en cuanto al *CF* de inversión. Se necesita contar con una serie temporal más larga y sobre un conjunto más amplio de proyectos para poder evaluar el rendimiento de estas vías de financiación de nuevas iniciativas empresariales.

La literatura académica existente sobre el *CF* es considerable y en rápido crecimiento. Parte de ella se ha revisado en este artículo. El análisis teórico del *CF* en economía y finanzas se ha centrado, comprensiblemente, en la capacidad del *CF* para «aprovechar la sabiduría colectiva», es decir, obtener información que se encuentra dispersa entre futuros consumidores o inversores para orientar las decisiones empresariales. Los resultados teóricos iniciales sobre el *CF* de recompensa respaldan en general ese papel potencial del *CF*, mientras que los del *CF* de inversión son menos rotundos en ese sentido. Algunos estudios también han señalado que el *CF* puede ser un mecanismo de discriminación de precios que, en algunos casos, puede ser eficiente porque posibilita la producción del bien en contextos en los que no habría podido accederse a financiación tradicional.

Pese al creciente interés académico por el *CF*, hay cuestiones clave apenas exploradas. Por ejemplo, aunque las plataformas de *CF* fijan las normas por las que se rigen las campañas de *CF* y, por tanto, puede esperarse que tengan un gran impacto en el diseño y los resultados del *CF* (como señalan Belleflamme *et al.*, 2015), hay muy pocos trabajos que analicen sus incentivos y políticas, o el modo en que pueden afectarles la competencia o la consolidación de plataformas (23). El análisis de contratos de *CF* de inversión aún está muy poco desarrollado, a diferencia del relativo al capital riesgo, y hay dimensiones importantes del diseño de las campañas de *CF* de recompensa y *CF* de inversión (como la información que se facilita a los financiadores durante la campaña) que apenas han sido objeto de análisis teórico. Una mayor integración con los estudios sobre la inversión por *business angels* y fondos de capital de riesgo también debería contribuir a que nuestra comprensión de la financiación del emprendimiento aumente de forma significativa. Por último, creemos que es necesaria una mejor comprensión del grado de sofisticación financiera de los financiadores de *CF*, y del impacto que podría tener en los resultados del *CF*, dada la importancia otorgada a este tema por los reguladores.

Más allá de las cuestiones específicas tratadas, quizá la tarea más apremiante del análisis empírico del *CF* sea obtener bases de datos que abarquen diversas plataformas y períodos largos. Por el tamaño y las características particulares de la economía y el sector de *CF* de China, sería de interés una mayor atención al *CF* de este país. Otra línea prometedora de estudio sería, en nuestra opinión, analizar el potencial y los retos del *CF* en economías cuyos sectores financieros están menos desarrollados.

Para terminar, nos gustaría subrayar que, si bien algunas formas de *CF* están asentándose en algunas regiones (por ejemplo, el *CF* de recompensa en EE.UU. o el *CF* de inversión en el Reino Unido), en otras el *CF* muestra aún una evolución tentativa. Ese es el caso, particularmente, del *CF* de inversión, cuyo estatus jurídico solo se ha aclarado de forma muy reciente en varios países y continúa siendo muy incierto en economías clave como la de China. Al mismo tiempo, nuevas formas de *CF*, como las ofertas iniciales de criptomonedas (*ICO* o *Initial Coin Offerings*), han experimentado un crecimiento explosivo. La rápida transformación del *crowdfunding* y, más en general, de la financiación posibilitada por Internet, sin duda planteará nuevas y fascinantes cuestiones para los profesionales del sector, los reguladores y los académicos.

NOTAS

(*) Los autores desean agradecer el apoyo financiero proporcionado por la Comunidad de Madrid mediante subvención H2015/HUM-3417. Pablo Ruiz Verdú agradece también el apoyo del Ministerio español de Economía y Competitividad (mediante subvención ECO2015-69615-R) y del FEDER (UNC315-EE-3636).

(1) Colombo, Franzoni y Rossi Lamastra (2015) señalan que la duración mediana de una campaña de Kickstarter es de un mes; aproximadamente la mitad de las campañas duran 30 o 31 días, un 25 por 100 de ellas son más cortas y la duración de las restantes es de 32 a 60 días.

(2) Crowdcube, una de las principales plataformas británicas, confirma que su proceso de *due diligence* puede durar de tres a cuatro semanas o incluso más. La descripción de los procedimientos de *due diligence* de Seedrs y Crowdcube, dos de las plataformas de *CF* más destacadas del Reino Unido, puede consultarse en https://www.seedrs.com/learn/wp-content/uploads/2017/08/Seedrs-Standard-Guide-to- Due-Diligence.pdf y https://help.crowdcube.com/hc/en-us/articles/206234044-What- is-Crowdcube-s-equity-crowdfunding-due-diligence-process-, respectivamente (consultado en abril de 2018).

(3) OCDE (2011) y SHANE (2005) ofrecen descripciones útiles del sector de los *business angels*.

(4) Véanse RIN, HELLMANN y PURI, 2013; KAPLAN y STRÖMBERG, 2003; o KAPLAN y STRÖMBERG, 2004, como referencias generales sobre capital riesgo.

(5) Cifra que va en la línea del 17,37 por 100 que describe ZHANG *et al.* (2017) y que incluimos en el gráfico 5.

(6) Datos obtenidos de 15.000 campañas de Kickstarter durante el período 2009-2015. La información se obtuvo de https://rpubs.com/dansc/kick el 10 de abril de 2018. Los datos de RPubs se obtienen mediante consulta a la API (no documentada) de Kickstarter.

(7) Datos del período 2009-2015. Consultados en https://rpubs.com/dansc/kick en abril de 2018.

(8) Datos de Kickstarter de https://www.kickstarter.com/help/stats, consultado el14 de abril de 2018

(9) Véase KAPLAN y STRÖMBERG (2003, 2004) para un análisis detallado de contratos de capital riesgo.

(10) El CF también puede ser utilizado por los emprendedores para señalizar la calidad de sus proyectos a los inversores, como se analiza en los modelos teóricos de CHAKRABORTY y SWINNEY (2017) y SAYEDI y BAGHAIE (2017).

(11) El problema del emprendedor es similar al que afronta un monopolio en caso de incertidumbre de la demanda (véase, por ejemplo, CORNELLI, 1996) o al que se le plantea a un planificador que debe decidir si proporcionar un bien público excluible, un tipo de problema que ha sido ampliamente estudiado antes de la aparición del CF (véase, por ejemplo, PALFREY y ROSENTHAL, 1984). En la literatura sobre bienes públicos, un mecanismo simple en el que la provisión del bien público solo ocurre si se alcanza un umbral de contribuciones totales se denomina mecanismo de *punto de provisión*.

(12) Las campañas de *CF* de inversión también muestran ese patrón (VULKAN, ASTEBRO y SIERRA, 2016).

(13) Sin embargo, CHEMLA y TINN (2017) afirman que ese patrón no es aplicable a todos los tipos de proyectos. Concretamente, señalan que existe una sobrefinanciación significativa en proyectos de Kickstarter en las categorías de tecnología, diseño de producto o *software*.

(14) Datos de Kickstarter consultados en https://www.kickstarter.com/help/stats en abril de 2018

(15) https://www.indiegogo.com/about/our-story consultado en abril de 2018.

(16) Datos del período 2009-2015. Consultado en https://rpubs.com/dansc/kick en abril de 2018.

(17) ELLMAN y HURKENS (2016) realizan algunos ejercicios numéricos con su modelo y muestran que las ventajas del *CF* de recompensa siguen existiendo incluso con multitudes relativamente grandes y, en particular, probablemente subsistirían con multitudes de inversores como las que pueden deducirse de los datos disponibles sobre participación en campañas de *CF* de recompensa.

(18) Véase una explicación detallada de la regulación del *CF* en el contexto de la legislación sobre valores en BRADFORD (2012).

(19) Por ejemplo, en EE.UU. se considera que un particular es inversor acreditado cuando su patrimonio (o el patrimonio conjunto con su cónyuge) supera el millón de dólares o si sus ingresos anuales ascienden a más de 200.000 dólares en cada uno de los dos ejercicios anteriores a la inversión (o si los ingresos conjuntos con su cónyuge superan los 300.000 dólares en esos mismos ejercicios), y existen expectativas razonables de que los ingresos sean similares en el año de la inversión. En el Reino Unido, las condiciones que permitirían a un inversor participar en ofertas no registradas serían un patrimonio superior a 250.000 libras esterlinas en activos (excluyendo el valor de la primera vivienda y los activos de pensiones) o unos ingresos superiores a 100.000 libras esterlinas. En España, los inversores acreditados deben tener unos ingresos anuales superiores a 50.000 euros o un patrimonio superior a 100.000 euros.

(20) En EE.UU., esas exenciones se introdujeron en virtud del Jumpstart Our Business Startups (*JOBS*) *Act* de 2012. En varios países de la UE, como Italia (en 2012), Francia (en 2014) o España (en 2015), también se introdujeron nuevas normativas.

(21) Por ejemplo, el Título III de la ley JOBS estadounidense (conocida como el *CROWDFUND Act*), que entró en vigor en 2016, dispone que un inversor cuyos ingresos y patrimonio anuales sean inferiores a 100.000 no puede invertir más de 2.000 dólares o un 5 por 100 de sus ingresos anuales en un solo emisor, y establece límites menos estrictos para inversores cuyo patrimonio o ingresos anuales superen los 100.000 dólares. En la mayoría de los países de la UE se aplica algún tipo de limitación a las cantidades que pueden invertirse, desde los 1.000 euros de Bélgica a los 3.000 euros por proyecto o 10.000 euros anuales de España. En Alemania, el límite por emisor se establece en el doble de los ingresos mensuales o 1.000 euros si el inversor no desea comunicar la información necesaria. Véase una revisión de la normativa en Hornuf y Schwienbacher (2017).

(22) Véase BRADFORD (2012) para una categorización de portales de CF como brókeres o asesores de inversión en el contexto estadounidense, y la Comisión Europea (2016) en el contexto de la Unión Europea.

(23) Algunos artículos sí tienen en cuenta la forma en que la tarifa cobrada por las plataformas a los emprendedores puede afectar a la elección por estos últimos de los parámetros de la campaña, y cómo las plataformas tienen en cuenta esa cuestión a la hora de establecer sus tarifas (por ejemplo, ELLMAN y HURKENS, 2016). Otros estudios se centran en la decisión de ofrecer campañas AoN o KIA (CUMMING, LEBOEUF y SCHWIENBACHER, 2015), pero el análisis ha sido, en general, limitado.

BIBLIOGRAFÍA

AGRAWAL, A.; CATALINI, C., y A. GOLDFARB (2014), «Some simple economics of crowdfunding. *NBER Innovation Policy & the Economy,* 14: 63-97.

— (2015), «Crowdfunding: Geography, social networks, and the timing of investment decision», *Journal of Economics & Management Strategy,* 24: 253-274.

ARMOUR, J., y L. ENRIQUES (2018), «The promise and perils of crowdfunding: Between corporate finance and consumer contracts», *The Modern Law Review,* 81: 51-84.

ASTEBRO, T. B.; FERN´ANDEZ SIERRA, M.; LOVO, S., y N. VULKAN (2018), «Herding in equity crowdfunding», *SSRN Scholarly Paper ID* 3084140, Social Science Research Network, Rochester, NY.

BABICH, V.; TSOUKALAS, G., y S. MARINESI (2017), «Does crowdfunding benefit entrepreneurs and venture capital investors?», *SSRN Scholarly Paper ID* 2971685, Social Science Research Network, Rochester, NY.

BANERJEE, A. V. (1992), «A simple model of herd behavior», *The Quarterly Journal of Economics,* 107: 797-817.

BELLEFLAMME, P.; LAMBERT, T., y A. SCHWIENBACHER (2014), Crowdfunding: Tapping the right crowd. *Journal of Business Venturing,* 29: 585-609.

BELLEFLAMME, P.; OMRANI, N., y M. PEITZ (2015), «The economics of crowdfunding platforms», *Information Economics and Policy,* 33: 11-28.

BIKHCHANDANI, S.; HIRSHLEIFER, D., y I. WELCH (1998), «Learning from the behavior of others: Conformity, fads, and informational cascades», *Journal of Economic Perspectives,* 12: 151-170.

BRADFORD, C. S. (2012), «Crowdfunding and the federal securities laws», *Columbia Business Law Review,* 2012: 1-150.

British Business Bank (2017), Small Business Equity Tracker, *Technical report,* British Business Bank.

BROWN, D. C., y S. DAVIES (2018), Financing efficiency of securities-based crowdfunding, *SSRN Scholarly Paper ID* 2692828, Social Science Research Network, Rochester, NY.

CÁMARA, A. (2016), «Anonymous capital: Managing shareholder volume for equity crowdfunded companies in Canada», *Banking & Finance Law Review,* 31: 259-289.

CHAKRABORTY, S., y R. SWINNEY (2017), Signaling to the crowd: Private quality in formation and rewards-based crowdfunding, *SSRN Scholarly Paper ID* 2885457, Social Science Research Network, Rochester, NY. *Theory and Practice,* 41: 237-263.

CHANG, J.-W. (2016), The Economics of Crowdfunding, *SSRN Scholarly Paper ID* 2827354, Social Science Research Network, Rochester, NY.

CHEMLA, G., y K. TINN (2017), Learning through crowdfunding, *SSRN Scholarly Paper ID* 2796435, Social Science Research Network, Rochester, NY.

CHEN, R.; GAL-OR, E., y P. ROMA (2017), Reward-based crowdfunding campaigns: informational value and access to venture capital, *Working Paper.* Available at https://www.idc.ac.il/he/schools/economics/research/Documents/crowdmodelname.pdf

COLOMBO, M. G.; FRANZONI, C., y C. ROSSI Lamastra (2015), «Internal social capital and the attraction of early contributions in crowdfunding», *Entrepreneurship Theory and Practice,* 39: 75-100.

CONG, L. W., y Y. XIAO (2018), Up-cascaded wisdom of the crowd, *SSRN Scholarly Paper ID* 3030573, Social Science Research Network, Rochester, NY.

CORNELLI, F. (1996), «Optimal selling procedures with fixed costs», *Journal of Economic Theory,* 71: 1-30.

CUMMING, D. J.; LEBOEUF, G., y A. SCHWIENBACHER (2015), Crowdfunding models: Keep-it-All *vs.* All-or-Nothing, *SSRN Scholarly Paper ID* 2447567, Social Science Research Network, Rochester, NY.

DEGENNARO, R. P. (2012), Angel investors and their investments, in *Oxford Handbook of Entrepreneurial Finance*, Oxford University Press.

EBAN (2016), European early stage market statistics. *Technical report,* EBAN The European Trade Association for Business Angels, Seed Funds and Early Stage Market Players.

ELLMAN, M., y S. HURKENS (2016), Optimal crowdfunding design, *SSRN Scholarly Paper ID* 2733537, Social Science Research Network, Rochester, NY.

ESTRIN, S.; GOZMAN, D., y S. KHAVUL (2018), «The evolution and adoption of equity crowdfunding: Entrepreneur and investor entry into a new market», *Small Business Economics*, 51: 425-439.

European Commission (2016), Crowdfunding in the EU capital markets union, *Commission Staff Working Document SWD*(2016) 154 final, European Commission.

GARVEY, K.; CHEN, H.-Y.; B. ZHANG; BUCKINGHAM, E.; RALSTON, D.; KATIFORIS, Y.; YING, K.; DEER, L.; MADDOCK, R., y T. ZIEGLER (2017), *Cultivating growth. The Asia Pacific Region Alternative Finance Industry Report 2*, Cambridge Center for Alternative Finance.

GERBER, E. M., y J. HUI (2013), «Crowdfunding: Motivations and deter rents for participation», *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI),* 20: 1-32.

GUTIÉRREZ URTIAGA, M., y I. M. LACAVE (2018), The promise of reward crowd funding, *SSRN Scholarly Paper ID* 3096753, Social Science Research Network, Rochester, NY.

HAKENES, H., y F. SCHLEGEL (2014), Exploiting the financial wisdom of the crowd – crowdfunding as a tool to aggregate vague information, *SSRN Scholarly Paper ID* 2475025, Social Science Research Network, Rochester, NY.

HORNUF, L., y M. NEUENKIRCH (2017), «Pricing shares in equity crowdfunding», *Small Business Economics,* 48: 795-811.

HORNUF, L., y A. SCHWIENBACHER (2015), Funding dynamics in crowdinvesting. Beiträge zur Jahrestagung des Vereins für Socialpolitik 2015: Ökonomische, en Twicklung - Theorie und Politik - Session, *Financial Economics* II B10-V3.

— (2017), «Should securities regulation promote equity crowdfunding?», *Small Business Economics,* 49: 579-593.

HUANG, L.; WU, A.; LEE, M. J.; BAO, J.; HUDSON, M., y E. BOLLE (2017), The American angel, *Technical report,* Angel Capital Association.

KAPLAN, S. N., y P. STRÖMBERG (2003), «Financial contracting theory meets the real world: An empirical analysis of Venture Capital contracts», *The Review of Economic Studies,* 70: 281-315.

KAPLAN, S. N., y P. STRÖMBERG (2004), «Characteristics, contracts, and actions: Evidence from Venture Capitalist analyses», *The Journal of Finance,* 59: 2177-2210.

KUMAR, P.; LANGBERG, N., y D. ZVILICHOVSKY (2016), (Crowd)Funding innovation: Financing constraints, price discrimination and welfare, *SSRN Scholarly Paper ID* 2600923, Social Science Research Network, Rochester, NY.

KUPPUSWAMY, V., y B. L. BAYUS (2017), «Does my contribution to your crowd funding project matter?», *Journal of Business Venturing,* 32: 72-89.

— (2018), «Crowdfunding creative ideas: The dynamics of project backers in Kickstarter», in Cumming, D., y L. Hornuf (eds.), *The Economics of Crowdfunding*. Palgrave Macmillan, Cham.

MCKENNY, A. F.; ALLISON, T. H.; KETCHEN, D. J.; SHORT, J. C., y R. D. IRELAND (2017), «How should crowdfunding research evolve? A survey of the En trepreneurship Theory and Practice Editorial Board», *Entrepreneurship Theory and Practice,* 41: 291-304.

MOLLICK, E. (2014), «The dynamics of crowdfunding: An exploratory study», *Journal of Business Venturing,* 29: 1-16.

MOLLICK, E., y R. NANDA (2015), «Wisdom or madness? Comparing crowds with expert evaluation in funding the arts», *Management Science,* 62: 1533-1553.

MOLLICK, E. R. (2013), Swept away by the crowd? Crowdfunding, venture capital, and the selection of entrepreneurs, *SSRN Scholarly Paper ID* 2239204, Social Science Research Network.

— (2016), Containing multitudes: The many impacts of Kickstarter funding, *SSRN Scholarly Paper ID* 2808000, Social Science Research Network.

MOLLICK, E. R., y V. KUPPUSWAMY (2014), After the campaign: Outcomes of crowdfunding. Technical Report 2376997, *UNC Kenan-Flagler Research Paper.*

MORITZ, A., y J. H. BLOCK (2016), «Crowdfunding: A literature review and research directions», in *Crowdfunding in Europe*, Springer, 25-53.

OECD (2011), *Financing High-Growth Firms: The Role of Angel Investors*, OECD Publishing.

PALFREY, T. R., y H. ROSENTHAL (1984), «Participation and the provision of discrete public goods: A strategic analysis», *Journal of Public Economics,* 24: 171-193.

PwC/CB Insights (2018), Moneytree Report, *Technical report.*

RAU, R.; GRAY, M.; WESTERLIND, L.; BURTON, J.; COGAN, D., y A. LUI (2017), The Africa and Middle East alternative finance benchmarking report, *Technical report,* Cambridge Center for Alternative Finance.

RIN, M. D.; HELLMANN, T., y M. PURI (2013), «A survey of Venture Capital research», in G. M. CONSTANTINIDES, M. HARRIS, and R. M. STULZ (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance*, Elsevier, 573-648.

SAYEDI, A., y M. BAGHAIE (2017), Crowdfunding as a marketing tool, *SSRN Scholarly Paper ID* 2938183, Social Science Research Network, Rochester, NY.

SCHWIENBACHER, A. (2017), «Entrepreneurial risk-taking in crowdfunding campaigns», *Small Business Economics*, https://doi.org/10.1007/s11187-017-9965-4.

SHANE, S. (2005), Angel Investing: A report prepared for the Federal Reserve Banks of Atlanta, Cleveland, Kansas City, Philadelphia and Richmond, *SSRN Scholarly Paper ID* 1142687, Social Science Research Network, Rochester, NY.

— (2012), «The importance of Angel Investing in financing the growth of entrepreneurial ventures», *Quarterly Journal of Finance 02* (02), 1250009.

SHANE, S., y D. CABLE (2002), «Network ties, reputation, and the financing of new ventures», *Management Science,* 48: 364-381.

SHORT, J. C.; KETCHEN, D. J.; MCKENNY, A. F.; ALLISON, T. H., y R. D. IRELAND (2017), «Research on crowdfunding: Reviewing the (very recent) past and celebrating the present», *Entrepreneurship Theory and Practice,* 41: 149-160.

SKIRNEVSKIY, V.; BENDIG, y M. BRETTEL (2017), «The influence of internal social capital on serial creators' success in crowdfunding», *Entrepreneurship Theory and Practice,* 41: 209-236.

SOHL, J. E. (2017), A cautious restructuring of the Angel market in 2016 with a robust appetite for seed and start-up investing, *Technical report,* Center for Venture Research.

STANKO, M. A., y D. H. HENARD (2017), «Toward a better understanding of crowd funding, openness and the consequences for innovation», *Research Policy,* 46*:* 784-798.

STRAUSZ, R. (2017), «A theory of crowdfunding: A mechanism design approach with demand uncertainty and moral hazard», *American Economic Review,* 107: 1430-1476.

VISMARA, S. (2015) Information cascades among investors in equity crowdfunding, *SSRN Scholarly Paper ID* 2589619, Social Science Research Network, Rochester, NY.

— (2016), «Equity retention and social network theory in equity crowd- funding», *Small Business Economics,* 46: 579-590.

VULKAN, N.; ÅSTEBRO, T., y M. F. SIERRA (2016), «Equity crowdfunding: A new phenomena», *Journal of Business Venturing Insights,* 5: 37-49.

WALLMEROTH, J.; WIRTZ, P., y A. P. GROH (2018), Venture Capital, Angel Financing, and crowdfunding of entrepreneurial ventures: A literature review, *Foundations and Trends in Entrepreneurship,* 14*:* 1-129.

WARDROP, R.; ROSENBERG, R.; Zhang, B.; ZIEGLER, T.; SQUIRE, R., y J. BURTON (2016), Breaking new ground, *The Americas Alternative Finance Industry Report* 1, Cambridge Center for Alternative Finance.

WELCH, I. (1992), «Sequential sales, learning, and cascades», *The Journal of Finance,* 47: 695-732.

WROLDSEN, J. (2016), «Crowdfunding investment contracts», *Virginia Law and Business Review,* 11: 543.

ZHANG, B. Z.; ZIEGLER, T.; GARVEY, K.; RIDLER, S.; BURTON, J., y N. YEROLEMOU (2017), Entrenching innovation, *The UK Alternative Finance Industry Report* 4, Cambridge Center for Alternative Finance.

ZHENG, H.; LI, D.; WU, J., y Y. XU (2014), «The role of multidimensional social capital in crowdfunding: A comparative study in China and US, *Information & Management,* 51: 488-496.

ZIEGLER, T.; REEDY, E. J.; LE, A.; KROSZNER, R. S.; ZHANG, B., y K. GARVEY (2017), Hitting stride, *The Americas Alternative Finance Industry Report,* Cambridge Center for Alternative Finance.

ZIEGLER, T.; SHNEOR, R.; GARVEY, K.; WENZLAFF, K.; YEROLEMOU, N.; HAO, R., y B. ZHANG (2018), Expanding horizons, *Europe Alternative Finance Industry Report* 3, Cambridge Center for Alternative Finance.

LA DIGITALIZACIÓN Y LAS INDUSTRIAS DE CONTENIDOS (*)

Luis AGUIAR

Comisión Europea

Joel WALDFOGEL

University of Minnesota

Resumen (**)

A lo largo de los últimos diez años, la digitalización ha revolucionado las industrias de contenidos y el modo de consumir, generar y distribuir los productos creativos. En este capítulo, presentamos evidencia empírica sobre los efectos de la digitalización en los ingresos, la producción y el bienestar, centrándonos específicamente en el mercado musical. Explicamos cómo el cambio tecnológico ha permitido —a pesar de la significativa disminución de los ingresos que ha provocado— aumentar la creación de nuevos productos, con los consiguientes beneficios sustanciales para el bienestar. Continuamos con una revisión de la evidencia sobre las nuevas oportunidades de negocio que han aparecido a raíz de la digitalización, y analizamos el efecto de las nuevas plataformas de distribución y consumo, como Spotify, en las ventas y los ingresos de la industria musical. Por último, abordamos la naturaleza global de estas plataformas y cómo pueden afectar a las pautas globales de consumo y producción en los mercados de la música y el cine en todo el mundo.

Palabras clave: digitalización, industrias de contenidos.

Abstract

Over the last decade, digitization has drastically affected the content industries and the way creative products are consumed, produced, and distributed. This chapters presents empirical evidence on the effects of digitization on revenues, production, and welfare, focusing more specifically on the market for music. We discuss how technological change -despite leading to significant decreases in revenues- enabled an increase in the creation of new products, leading to substantial welfare benefits. We then turn to the evidence regarding the new business opportunities enabled by digitization and discuss how new distribution and consumption platforms like Spotify affected sales and revenues in the music industry. We finally discuss how the global nature of these platforms can affect overall consumption and production patterns in the music and the movie markets around the globe.

Key words: digitization, content industries.

JEL classification: L82, O33.

I. INTRODUCCIÓN

AL reducir drásticamente el coste de copiado y transmisión de la información, la digitalización ha transformado radicalmente muchas de las industrias de contenidos, haciendo aumentar exponencialmente la capacidad de los usuarios de consumir productos culturales como música, libros o películas. Con la irrupción de las redes de intercambio de ficheros, una gran parte de este consumo se basó en contenidos que infringían los derechos de autor, y los primeros efectos de la digitalización supusieron una dolorosa experiencia para la industria discográfica, cuya capacidad para generar ingresos sufrió un hondo menoscabo debido al pirateo indiscriminado. Tras el desplome de sus ingresos globales desde el nacimiento de Napster en 1999, la industria discográfica —al igual que otras industrias de contenidos— vio amenazada su supervivencia por la digitalización, debido sobre todo a sus efectos negativos en los ingresos y las repercusiones que ello implica para la inversión en contenidos.

Pese a sus efectos negativos en los ingresos de los productores de contenidos, las tecnologías digitales también han reducido los costes de producción, distribución y promoción de los contenidos multimedia, abaratando drásticamente el coste de lanzar nuevos productos al mercado (Waldfogel, 2013). El resultado neto de estas dos fuerzas de signo opuesto —es decir, un efecto a la baja tanto en los ingresos como en los costes— ha resultado ser positivo, dando lugar a un importante aumento del número de productos creativos lanzados desde la digitalización. Como la calidad de los productos puede ser impredecible, esta mayor proliferación de productos culturales ha llevado a un considerable incremento del atractivo de estos nuevos lanzamientos, lo que ha traído consigo sustanciales beneficios para el bienestar.

La digitalización también ha hecho surgir nuevos modelos de negocio, generando nuevas oportunidades de aumentar los ingresos. Los servicios de *streaming online* han adquirido una enorme popularidad en los últimos años y están afectando de forma relevante a las pautas de consumo de los individuos y a las fuentes de ingresos de la industria musical. Aunque la evidencia indica un descenso de las ventas de discos, el importante aumento de los servicios de *streaming* de música está haciendo que los ingresos totales de la industria discográfica vuelvan a crecer en algunos países. En EE.UU., los ingresos procedentes de servicios de *streaming* crecieron entre 2015 y 2016 un 68,5 por 100, hasta situarse en 3.900 millones de dólares, propiciando un aumento de los ingresos de la indus-

tria discográfica de un 11,4 por 100, hasta un total de 7.650 millones de dólares en el mismo período.

Pero más allá de sus efectos directos en los ingresos, la aparición de las plataformas de *streaming* en las industrias musical y cinematográfica ha tenido importantes repercusiones en las pautas de consumo de los productos culturales. La distribución minorista digital ha ofrecido a productores y creadores la posibilidad de llegar a mercados mucho más amplios que en cualquier otra época. En cuanto a los consumidores, las plataformas de distribución digital les ofrecen la oportunidad de acceder y descubrir nuevos productos, tanto nacionales como extranjeros. Al expandir el surtido de obras disponibles en todo el mundo, la digitalización ha reducido efectivamente el coste del comercio y ha hecho posibles nuevas oportunidades de intercambio cultural.

El presente artículo hace un repaso crítico de la evidencia empírica relativa a los efectos de la digitalización en las industrias de contenidos. Con especial atención al mercado de la música, comenzamos mostrando cómo la digitalización —a pesar de dar lugar a una significativa disminución de los ingresos— ha permitido un aumento de la creación de nuevas obras, lo que ha traído consigo sustanciales beneficios para el bienestar. A continuación nos fijamos en las nuevas oportunidades de negocio que se han abierto al abrigo de la digitalización. En concreto, analizamos cómo han afectado a las ventas y los ingresos de la industria musical las nuevas plataformas de distribución y consumo, como Spotify. Por último, abordamos cómo la naturaleza global de estas plataformas puede afectar a las pautas de consumo y producción en los mercados de la música y el cine en todo el mundo.

II. LOS EFECTOS DE LA DIGITALIZACIÓN EN LOS INGRESOS

La industria discográfica es un ejemplo paradigmático de los potenciales efectos negativos de la digitalización en los ingresos de los productores. En un abrir y cerrar de ojos, la irrupción de las redes de intercambio de ficheros permitió a los consumidores de todo el mundo acceder a un vasto océano de música sin tener que compensar a sus legítimos dueños de ninguna forma. A raíz de la aparición de Napster en 1999, los ingresos globales de la industria discográfica se precipitaron, una tendencia que continuaría durante años (1). Los observadores de la industria, como es natural y comprensible, asistieron con honda preocupación a esta reducción sostenida de los ingresos. Debido a las importantes inversiones que se requieren para poner un producto creativo en el mercado, la reducción de los ingresos puede acarrear una disminución de la producción creativa, lo que en última instancia perjudicaría por igual a consumidores y productores. Esta preocupación ha generado un gran debate entre los académicos, quienes durante años han tratado de identificar los efectos de la piratería en las ventas musicales.

El efecto de la piratería en los ingresos del sector discográfico es ambiguo, ya que depende de las tipologías de consumidores que deciden consumir sin pagar. Una clase de individuos puede asignar un valor positivo a un producto (p. ej., una canción o un álbum completo), pero dicho valor puede estar por debajo del precio de mercado. Debido a que, por definición, estos individuos nunca adquirirían el producto en cuestión, el hecho de conseguirlo por vías gratuitas no afectaría a los ingresos de los productores. En la práctica, la piratería convertiría la pérdida de peso muerto, o irrecuperable (*deadweight loss*), experimentada inicialmente por estos sujetos en superávit para el consumidor. En cambio, algunos otros consumidores podrían valorar el producto por encima de su precio de mercado, y sin embargo, decidir consumirlo sin pagar por él. En ese caso, la piratería haría naturalmente disminuir los ingresos, pues, de no ser por la piratería, estos casos de consumo sin pagar habrían representado ventas de pago (2).

Medir el efecto de la piratería en las ventas discográficas es intrínsecamente difícil, por dos grandes motivos. Primero, por el carácter ilegal de la piratería, lo que complica su medición. Resulta, por tanto, difícil conectar datos sobre compras con datos sobre piratería, y no digamos ya obtener datos sobre volúmenes de consumo realizado sin pagar. Segundo, incluso si se dispusiera de tales datos de volúmenes de ventas y de consumo realizado sin pagar, identificar el vínculo causal entre la piratería y las ventas en la música es extremadamente complicado, debido a la naturaleza no experimental de los datos. Al depender tanto las ventas musicales como la piratería de la popularidad no observada de la música, la piratería es una variable endógena. Esto daría lugar, por tanto, a una correlación positiva entre piratería

y ventas incluso si la piratería no provocase un incremento de las compras de música.

Los investigadores han adoptado varios enfoques empíricos para analizar el efecto de la piratería en las ventas de música. Un primer enfoque descansa en datos a nivel del individuo, preguntando si los consumidores que descargan música ilegalmente realizan más compras de pago, o menos. Un segundo enfoque utiliza datos a nivel del producto, para contrastar si los discos que son más pirateados también son más comprados, o lo son menos (Oberholzer-Gee y Strumpf, 2007). Ambos enfoques adolecen, como es natural, del citado problema de la endogeneidad, y los investigadores han utilizado varias estrategias empíricas para identificar el efecto causal de la piratería en las ventas (3). Así, algunos han tomado el acceso a banda ancha y la velocidad de la conexión a Internet como fuentes de la variación exógena en la piratería (Rob y Waldfogel, 2006; Zentner, 2006). Otros han estudiado la variación geográfica de los niveles de piratería (aproximados generalmente por medidas de la penetración de la conexión a Internet con banda ancha), preguntándose si los lugares con mayores niveles de piratería presentan menores niveles de ventas (Hui y Png, 2003; Peitz y Waelbroeck, 2004; Liebowitz, 2008).

Tras más de una década de investigación, la mayoría de la evidencia indica que la piratería ciertamente ha mermado las ventas de música grabada (4). Las estimaciones de la mayoría de los estudios muestran que el impacto de la piratería fue lo bastante grande como para haber provocado la mayor parte, si no la totalidad, del descenso de las ventas de discos desde la aparición de Napster (Liebowitz, 2016) (5).

III. LOS EFECTOS DE LA DIGITALIZACIÓN EN LA PRODUCCIÓN Y EL BIENESTAR

Con el objetivo de incentivar a los creadores a lanzar nuevos productos al mercado, las leyes de propiedad intelectual, entre las que se incluyen los derechos de autor, confieren a los creadores un derecho monopolista sobre sus obras. Ello les permite generar ingresos con la venta de sus creaciones, y de ese modo recuperar la inversión inicial. Aunque el impacto de la piratería en los ingresos es una cuestión importante para los vendedores de música grabada, no es la única con interés desde el punto de vista del bienestar y las políticas públicas. Es cierto que la piratería puede socavar los ingresos —y potencialmente menoscabar las inversiones—, pero para formarse una opinión sobre el buen funcionamiento de las industrias creativas en la era digital hay que preguntarse si los creadores siguen lanzando nuevos productos de valor, o si éste no es el caso.

¿Por qué no iban los creadores a reducir su producción tras sufrir una merma en sus ingresos? Es crucial subrayar que las implicaciones de la digitalización van más allá de sus efectos en la capacidad de los consumidores de copiar y compartir contenidos existentes. El cambio tecnológico también ha propiciado profundas mejoras en el proceso de producción de muchas industrias diferentes. En el caso de la industria musical, ha hecho que ahora sea muy fácil producir, distribuir y promocionar nueva música a consumidores en todo el mundo. La grabación de música se ha vuelto más barata, pues con un ordenador y *software* relativamente asequibles ahora es posible suplir las funciones de un costoso estudio de grabación. La distribución digital ha hecho posible que las obras de los artistas estén disponibles para millones de consumidores eliminando al mismo tiempo el coste de imprimir físicamente los discos, transportarlos o mantener inventarios para su distribución en tiendas físicas. Por último, la promoción se ha vuelto menos cara ya que la radio por Internet, las redes sociales y las reseñas *online* han complementado al único canal tradicional de promoción que existía hasta ahora, la radio terrestre (6).

La digitalización ha tenido, por tanto, dos efectos contrapuestos en los incentivos para el lanzamiento de nuevos productos al mercado. Por un lado, el cambio tecnológico ha reducido la capacidad de generar ingresos de los creadores. Por el otro, les ha permitido crear productos a un menor coste. A juzgar por el importante aumento registrado por el número de productos en las industrias creativas, el efecto neto de estas dos fuerzas de signo opuesto parece haber sido claramente positivo. Como analizaremos a continuación con mayor detalle, la industria musical ha sido testigo de un fuerte aumento del número de nuevos lanzamientos (Oberholzer-Gee y Strumpf, 2010; Handke, 2012; Aguiar y Waldfogel, 2016). Expansiones similares se documentan en otras industrias, como la cinematográfica (Waldfogel, 2016) y la editorial (Waldfogel y Reimers, 2015).

Este aumento en la disponibilidad de nuevos contenidos para los consumidores tras la digitalización se ha analizado y explicado a través del fenómeno de la «cola larga» (7). Hasta la llegada de Internet, el tamaño de la oferta de productos para los consumidores estaba condicionado por el espacio disponible en las estanterías de las tiendas. Al liberar a los distribuidores de restricciones físicas, la digitalización permitió a los consumidores acceder y beneficiarse de un surtido mucho mayor de productos *online*. Por ejemplo, pensemos en el catálogo completo de libros disponible en Amazon —distribuidor *online* con espacio de exposición ilimitado— y comparémoslo con los, pongamos, 100.000 títulos disponibles en las librerías locales. La posibilidad de acceder a esta biblioteca más amplia reportaría naturalmente importantes beneficios a los consumidores. Si bien cada uno de los libros adicionales disponibles *online* atrae una menor demanda que los que se exponen en las tiendas —justificación para que no se encuentren disponibles en un entorno puramente físico—, los beneficios adicionales aportados por muchos libros adicionales pueden traducirse en grandes aumentos del bienestar.

1. Impredecibilidad de la calidad de los nuevos productos, y beneficios para el bienestar

Mientras que la distribución *online* ha reportado evidentes beneficios a los consumidores al permitir a los vendedores aumentar la amplitud de su oferta (la «cola larga»), la reducción de costes posibilitada por la digitalización también ha permitido una gran entrada de nuevos productos por parte de los creadores, incluyendo aquéllos que en un mundo predigitalizado no se hubieran publicado. Como la calidad de muchos productos resulta impredecible en el momento de realizar la inversión —algo aplicable particularmente a las industrias creativas—, los beneficios de lanzar estos nuevos productos al mercado en términos de bienestar pueden ser sustanciales.

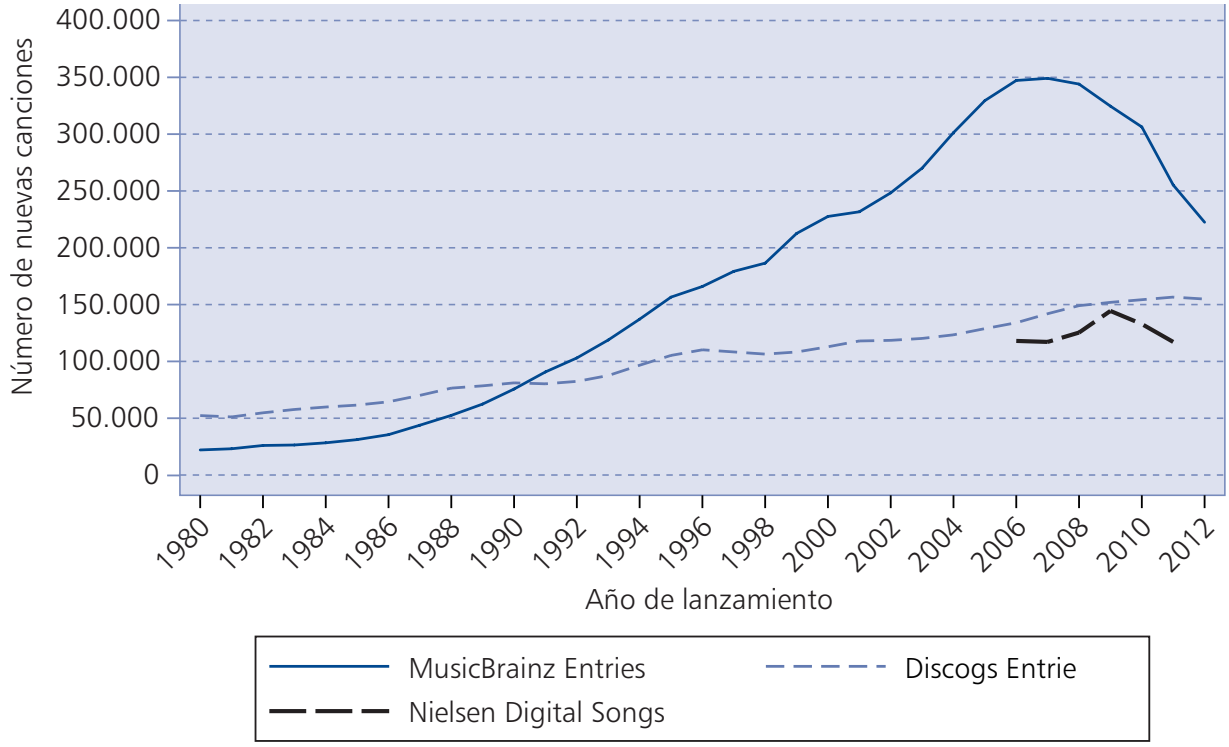
El mecanismo tras esta idea es bastante simple. Pongamos que se van a introducir nuevos productos cuyo éxito comercial es perfectamente conocido en el momento de la inversión. Supongamos, por ejemplo, que las compañías discográficas pueden evaluar perfectamente los ingresos Y que cada nuevo trabajo o artista cosecharían en caso de publicarse. Supongamos, además, que la compañía discográfica incurriría en un coste igual a C para publicar el producto. En ese caso, todos los proyectos que cumplan $Y > C$ serían publicados. Tras el cambio tecnológico, el coste de publicar productos desciende de C a C', y se pueden publicar más productos. Por construcción, todos estos nuevos productos publicados tendrían menos éxito comercial que los que ya están en el mercado. Cuando el éxito comercial es perfectamente predecible, una disminución de los costes de entrada lleva a que los productores, de hecho, también pongan en el mercado productos menos populares, y los beneficios para el bienestar resultantes de estos productos se derivan singularmente del espacio adicional e ilimitado de exposición que ofrece Internet.

Cuando es difícil predecir el éxito comercial en el momento de la inversión, las compañías discográficas tienen que hacer una apuesta sobre el éxito de un nuevo lanzamiento. En otras palabras, calcularán el tirón comercial de un trabajo o un artista como su atractivo verdadero Y más un término de error denominado ε: es decir, $Y' = Y + \varepsilon$. Su umbral de publicación ahora dependerá de su atractivo *esperado* Y', y decidirán publicar un producto si y solo si $Y' > C$. Obsérvese, no obstante, que habrá algunos productos que se caractericen por $Y > C$ *y* $Y' < C$: es decir, productos que *deberían* ser lanzados —porque su éxito comercial *materializado* supera a su coste— pero no lo serán porque su éxito *esperado* es demasiado bajo. Dicho de otra forma, algunos productos tendrían éxito si se publicasen, pero la impredecibilidad en torno a su atractivo comercial impide de inicio que sean publicados. Al reducir los costes de entrada desde C a C', la digitalización hace posible la publicación de algunos de estos productos concretos. Los beneficios de la digitalización deberían, por tanto, no solo verse desde la perspectiva de una extensión del espacio de exposición, sino también atribuirse al hecho de que los menores costes de entrada permiten la creación de productos atractivos que de otro modo nunca se habrían publicado.

La impredecibilidad del éxito comercial es una característica común de las industrias creativas, y por tanto deberíamos esperar considerables beneficios para el bienestar por el aumento de nuevos productos tras la digitalización. Los observadores de la industria estiman que en torno al 10 por 100 de las nuevas películas tienen éxito comercial, barajándose cifras similares para la música y los libros (Caves, 2000; Vogel, 2014) (8).

En un contexto en el que el éxito comercial es difícil de pre-

GRÁFICO 1
NÚMERO DE NUEVAS CANCIONES LANZADAS AL MERCADO



Fuente: Aguiar y Waldfogel (2016).

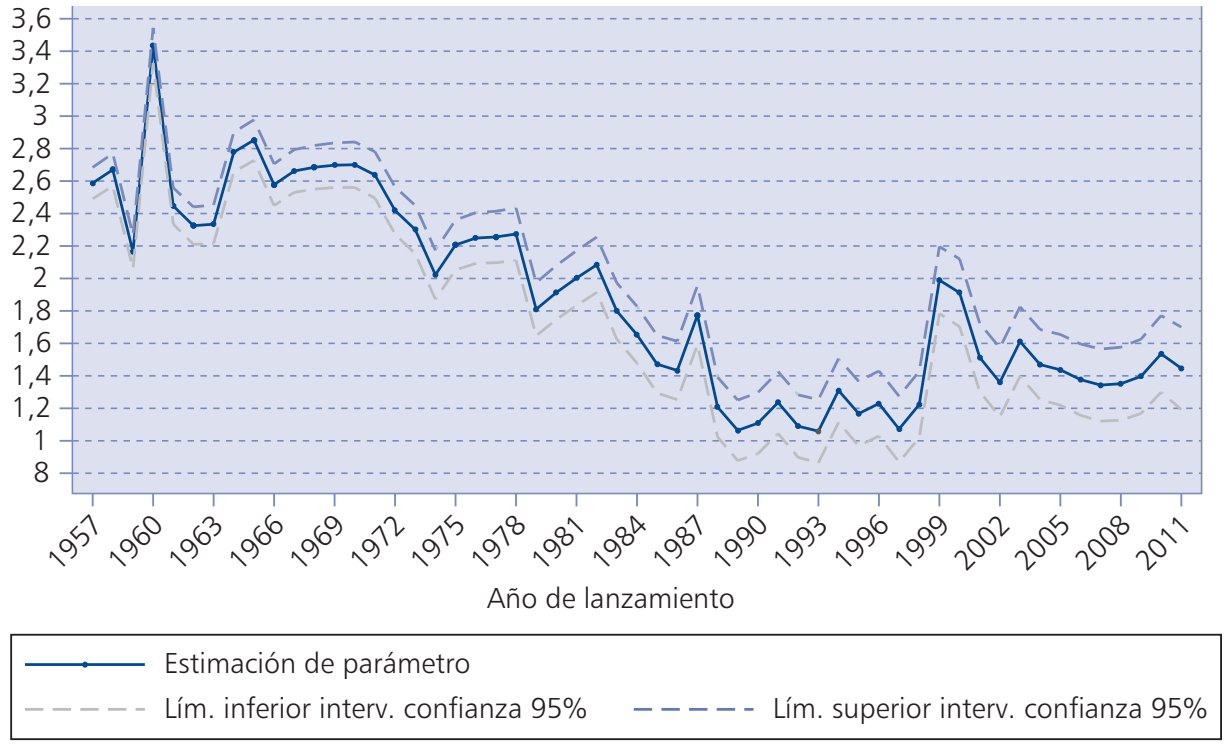
decir —como la industria musical—, un aumento de la entrada de productos tendría varias implicaciones susceptibles de testarse empíricamente. Primero, el atractivo o la calidad media de los nuevos productos publicados aumentaría (9). Segundo, un número significativo de productos que se esperaba que fracasaran —y que, por tanto, en un mundo predigitalizado con mayores costes de entrada no se hubieran lanzado al mercado— representarían una proporción creciente de los productos exitosos. Por último, el aumento de la entrada no reduciría necesariamente la concentración de las ventas, ya que los nuevos productos también podrían captar unos volúmenes de ventas sustanciales. Analizamos a continuación, desde un punto de vista empírico, estas implicaciones para la industria musical.

2. La evolución de la calidad de los productos

Como se ha dicho, el número de nuevos productos publicados por la industria musical ha experimentado un crecimiento importante durante la última década. El gráfico 1 muestra el número de nuevos trabajos musicales publicados a lo largo del tiempo, con base en datos de tres fuentes diferentes. Si bien las cifras difieren dependiendo de la fuente, reflejan claramente un fuerte aumento del número de nuevas obras producidas al año, y en particular desde el año 2000. Datos adicionales indican que el número de nuevos productos musicales lanzados al mercado se triplicó entre 2000 y 2008 (para más detalles, veáse Aguiar y Waldfogel, 2018b).

Un gran auge del número de obras creadas desde la digitalización no tiene por qué significar, como es natural, un aumento de la calidad de dichos nuevos productos. Es decir, después de todo, es posible que los creadores estén publicando obras que no sean del interés de los consumidores. Aun reconociendo que medir el atractivo de la música entraña dificultades, Waldfogel (2012) propone un método para inferir

GRÁFICO 2
ÍNDICE DE CALIDAD MUSICAL



Fuente: Aguiar y Waldfogel (2016).

su evolución a lo largo del tiempo. Atendiendo a las decisiones de compra de los consumidores, nos podemos preguntar si añadas concretas de música se utilizan de manera más intensiva que otras, una vez descontado el hecho de que las añadas más antiguas tienden a utilizarse menos que las más recientes. Mediante el análisis tanto de datos de compras como de opiniones de los críticos musicales en EE.UU., el autor constata que el atractivo de la música —a los ojos de los consumidores estadounidenses— aumentó de forma notoria desde 1999. Aguiar y Waldfogel (2016) realizan un ejercicio similar a partir de los datos de ventas digitales de música en 17 países en el período 2006-2011. Observando ventas de distintas añadas de música en múltiples años naturales, construyen un índice similar del atractivo de cada añada concreta. El gráfico 2 muestra la evolución de este índice de calidad. El índice registra un fuerte repunte en 1999-2000, indicación de que las añadas musicales publicadas desde 1999 se utilizan más que las añadas previas. En otras palabras, comparado con las añadas de la década de los noventa, el atractivo de la música publicada a partir de 1999 aumentó en opinión de los consumidores de estos 17 países (10).

Si la calidad musical aumenta gracias a la digitalización a través del mecanismo arriba descrito, también deberíamos observar una proporción creciente de productos con atractivo *ex ante* bajo entre la lista de productos exitosos. Estos son los productos de los que se esperaba que no triunfasen —y que, por tanto, no se publicaron cuando los costes de entrada eran altos—, pero resultaron exitosos tras su publicación. Según la notación anterior, estos son los productos para los que $C' < Y' < C$, y publicarlos conduciría a un aumento del atractivo de la música.

Identificar productos con baja esperanza de éxito *ex ante* —aquellos artistas a los que no se consideraba «lo bastante prometedores» como para ser publicados antes de la lle-

gada de la digitalización— es intrínsecamente difícil. Waldfogel (2012, 2015) y Aguiar y Waldfogel (2016) definen los lanzamientos de los sellos independientes como productos de excaso éxito comercial esperado, bajo la presunción de que no son lo bastante prometedores para haber sido fichados por una casa multinacional (*major*) antes de la digitalización (11). Waldfogel (2015) muestra que el porcentaje que representan los trabajos publicados por compañías independientes en el total de álbumes más vendidos aumentó del 12 por 100 al 35 por 100 entre 2000 y 2010. Dado que estos nuevos productos atraen una porción sustancial de todas las transacciones, Aguiar y Waldfogel (2016) también observan un aumento de la concentración de las ventas. Estos resultados indican que, de no haber sido por la digitalización, una proporción importante de productos de valor no habrían sido creados y puestos a disposición de los consumidores.

Estas mismas pautas también se han documentado en otras industrias culturales profundamente afectadas por la digitalización y caracterizadas por una alta impredecibilidad del atractivo de los productos. En el mercado editorial, Waldfogel y Reimers (2015) demuestran que la cuota de las obras publicadas originalmente mediante autoedición en el total de los libros más vendidos pasó de representar cero a más del 10 por 100 entre la aparición del Kindle en 2007 y 2014. Esta cuota aumentó hasta el 40 por 100 en la categoría de novela romántica. En el caso de la industria cinematográfica, Waldfogel (2016) constata que la proporción que los filmes independientes representaron en el total de ingresos por ventas de entradas y de DVD aumentó del 20 por 100 hasta casi el 40 por 100.

3. Cuantificando los beneficios derivados de los nuevos productos en términos de bienestar

La digitalización ha beneficiado claramente a los consumidores al permitirles acceder a un surtido más amplio de productos. Como ya se ha mencionado, la mayor parte de la literatura que intenta cuantificar los beneficios de la digitalización en términos de su contribución al bienestar se ha centrado en el fenómeno de la «cola larga», enfocándose en los beneficios de disponer de un sinfín de productos diferentes vía distribución *online*. Es evidente que la mayor amplitud de los catálogos *online* ha supuesto un beneficio importante para los consumidores en comparación con las limitaciones del mundo *offline* (12). Por ejemplo, Brynjolfsson, Hu y Smith (2003) estiman que el beneficio que obtuvieron los consumidores por el acceso a una gran cantidad de títulos adicionales podría ascender a 1.030 millones de dólares anuales en 2000.

La evidencia presentada arriba indica que la digitalización también afectó al bienestar de un modo diferente. Al abaratar los costes de poner nuevos productos en el mercado, la digitalización ha permitido la entrada de un amplio grupo de nuevos productos. Debido a que la calidad de estos productos es difícil de predecir en el momento de su publicación, muchos terminaron revelándose como altamente atractivos para los consumidores. Siguiendo el mecanismo descrito en el epígrafe 1, la digitalización no solo ofreció a los consumidores una ampliada variedad de oferta; también modificó su composición para incluir nuevos productos de alto valor que, de no ser por la disminución de los costes de entrada, no hubiesen sido creados.

Aguiar y Waldfogel (2018b) cuantifican el tamaño de los beneficios para el bienestar de los discos nuevos publicados y evalúan cómo dichos beneficios se ven afectados por la impredecibilidad que caracteriza a los productos creativos. Más concretamente, cuantifican el aumento del bienestar para los consumidores que se deriva de una multiplicación por tres del número de discos nuevos publicados. Cuando la calidad de la música es perfectamente predecible, una reducción de costes que permite multiplicar por tres el número de grabaciones musicales publicadas aportará a los consumidores beneficios limitados, ya que las nuevas canciones serán, en principio, menos atractivas que las canciones que ya estaban disponibles. Dicho de otra manera, esto conduciría a que los consumidores tuviesen acceso a un catálogo más amplio de productos de atractivo reducido. Pero cuando la calidad de la música es impredecible, un aumento del número de nuevas publicaciones incluiría composiciones que en un primer momento no fueron consideradas suficientemente buenas para su publicación antes de la reducción en costes. Pero debido al carácter impredecible, algunas de ellas terminarán teniendo una buena aceptación entre los consumidores. Aguiar y Waldfogel (2018b) estiman que la multiplicación por tres del número de nuevas publicaciones de acuerdo con el atractivo esperado aporta cerca de 20 veces más beneficios

a los consumidores que la misma multiplicación de productos en función del atractivo realizado. En otras palabras, la introducción en el mercado de nuevos productos altamente valorados tras la digitalización —muchos de los cuales no se habrían creado de no ser por la disminución de costes de entrada, dado su menor atractivo *esperado*— ha traído consigo una contribución al bienestar de mayor magnitud de lo que tradicionalmente explicaría esa gran cantidad de obras y títulos disponibles. Debido a que la impredecibilidad del éxito comercial de los nuevos lanzamientos es un rasgo común a muchas otras industrias, esta idea también podría ser extrapolable a otros ámbitos diferentes a las industrias creativas (13).

IV. DIGITALIZACIÓN Y NUEVOS MODELOS DE NEGOCIO

Además de sus efectos en la inclusión de nuevos productos, la digitalización de la industria de medios ha alumbrado modelos de negocio nuevos, que potencialmente prometen ensanchar la base de ingresos. En el caso de la industria musical, los servicios de *streaming online* —que básicamente permiten a los consumidores escuchar música sin necesidad de descargar el archivo de audio— han ampliado de forma notable las oportunidades para consumir música ofreciendo a los consumidores acceso a grandes paquetes (*bundles*) de música.

1. *Streaming* en la industria musical

Los servicios de *streaming* musical han visto crecer exponencialmente su popularidad en los últimos años, lo que ha generado tanto optimismo como preocupación sobre su impacto en los ingresos de la industria discográfica. De un lado, estos grandes paquetes o *bundles* de productos brindan —al menos en principio— la oportunidad de incrementar los ingresos mediante la explotación de, por un lado, los costes marginales de producción cero que caracterizan al formato digital, y, por otro, la diferente propensión a pagar de los consumidores (14). Un consumidor que se abona a un servicio de *streaming* generará ingresos por cada canción que escuche, incluidas aquéllas por las que no habría pagado por escuchar en un sistema «a la carta» (a través de plataformas como iTunes, por ejemplo). En consecuencia, el *streaming* ofrece la posibilidad de monetizar cierta propensión a pagar de individuos que no habrían realizado dicho consumo en un mundo en el que solo estuviera disponible la opción de escucha «a la carta». Igualmente, el *streaming* podría aumentar los ingresos al convertir a individuos que consumen música a través de canales sin licencia (piratería) en clientes de pago.

Por otro lado, y debido a que el *streaming* funciona como una nueva forma de consumir música, estas plataformas también podrían afectar directamente a otras fuentes de ingresos, tales como las ventas físicas de discos. Determinar si el *streaming* estimula o desplaza las ventas físicas de música es, por tanto, crucial para entender su impacto en la industria discográfica. Si el *streaming* actúa como herramienta de promoción capaz de estimular la demanda de otros canales, estas plataformas tendrían sin ningún género de dudas un efecto positivo en los ingresos de la industria musical. Pero si el *streaming* actúa como sustituto de las ventas físicas de música, sus efectos en los ingresos dependerían de la tasa a la que se produce dicha sustitución.

Para complicar más la cuestión, ciertas funcionalidades que caracterizan a los servicios de *streaming* podrían afectar adicionalmente a la forma en que interactúan con canales de consumo alternativos. En general, puede diferenciarse entre dos categorías de plataformas de *streaming*: plataformas *interactivas* y *no interactivas*. Las plataformas no interactivas —tales como Pandora en EE.UU.— ofrecen servicios similares a los de una emisora de radio, en el sentido de que el usuario final tiene acceso a una sucesión programada de canciones. Aunque esa selección musical suele basarse en algoritmos que tienen en cuenta las preferencias individuales, los consumidores no pueden seleccionar las canciones que desean escuchar o ni siquiera observar el orden de la secuencia de temas reproducidos. En esto se distinguen de las plataformas interactivas —como Spotify, Apple Music o Deezer— que permiten a los consumidores escoger libremente las canciones que desean oír, siempre que se encuentren incluidas en el repertorio de la plataforma.

Al ofrecer a los usuarios acceso bajo demanda a canciones casi en cualquier lugar, los servicios interactivos se postulan como alternativa atractiva a la compra de música y, en consecuencia, sirven como sustitutos *fuertes* de las compras físicas de discos. En cambio, los servicios no interactivos solo proponen a los consumidores canciones y artistas en base a sus preferencias musicales. Como no se permite a los oyentes elegir las

canciones que desean consumir, estos servicios pueden descubrirles canciones que de otro modo no habrían conocido y, por tanto, servir de herramientas de descubrimiento que en última instancia estimulen la demanda musical. Es fácil pensar que los servicios no interactivos puedan actuar como complemento de la compra de música.

Además de la distinción anterior, las plataformas de *streaming* interactivas suelen ofrecer dos tipos de servicios. El primero es la modalidad de suscripción *premium*, que permite a los usuarios, previo pago de una cuota fija mensual, la escucha de música bajo demanda, sin anuncios, en dispositivos fijos y móviles, tanto *online* como *offline*. El segundo tipo de servicio es la modalidad gratuita y con anuncios. En ella, aunque se goza de acceso ilimitado al *streaming*, el servicio está sujeto a restricciones, en particular relativas al acceso en movilidad. En concreto, los usuarios gratuitos que acceden al *streaming* interactivo con dispositivos móviles tienen restricciones que atañen al modo aleatorio de reproducción, a la capacidad de saltar canciones dentro de listas de reproducción o a la posibilidad de escuchas repetidas. Dicho de otro modo, y a diferencia de las cuentas *premium*, los suscriptores gratuitos no pueden acceder a la música de forma flexible en cualquier lugar. Suponiendo que los usuarios valoren positivamente la movilidad a la hora de escuchar música —y si el *streaming* puede, en efecto, utilizarse como herramienta de descubrimiento de productos— las restricciones en el *streaming* móvil podrían inducir a los usuarios gratuitos a complementar su *streaming* con la compra de música. Por ejemplo, un usuario que descubra una nueva canción a través de una cuenta gratuita de *streaming* podría decidir adquirirla —o piratearla— a fin de gozar de acceso sin restricciones a ella en un dispositivo móvil. Desde esa perspectiva, los efectos del *streaming* interactivo gratuito y restringido en el móvil son potencialmente similares a los del *streaming* no interactivo.

2. Los efectos del *streaming* musical

Con independencia del tipo de servicio considerado, identificar el efecto del *streaming* en las ventas de música es una tarea que entraña dificultades. La comparación de los niveles de *streaming* y de ventas físicas para una canción concreta se verá lógicamente lastrada por el hecho de que tanto el *streaming* como las ventas están relacionadas con la popularidad de la canción. Esto daría lugar a una correlación positiva entre *streaming* y ventas incluso si el primero no provocase un incremento de las segundas (15).

A fin de identificar el efecto del *streaming* no interactivo en las ventas, los analistas de datos de Pandora han realizado experimentos que involucran reprimir la reproducción de determinadas canciones en zonas geográficas seleccionadas al azar para ver qué les sucede a las ventas de dichas canciones. McBride (2014) encuentra que Pandora aumenta las ventas de música en torno a un 2 por 100, evidencia de que los servicios de *streaming* no interactivos pueden estimular las ventas. De manera similar, Danaher (2014) utiliza datos procedentes de una compañía de seguimiento de un panel de consumidores de Internet y demuestra que el uso de los servicios de *webcasting* no interactivos tiene de hecho un impacto significativamente más positivo en las compras digitales de canciones que los servicios de *webcasting* interactivos.

Aguiar (2017) analiza la introducción por la plataforma de *streaming* líder en Francia, Deezer, de un tope a las escuchas en *streaming* gratuito para explorar cómo el *streaming* interactivo gratuito y con restricciones al acceso móvil afecta a las fuentes alternativas de consumo de música digital, como las compras digitales o la piratería. Utilizando datos de flujos de clics de Internet, que permiten seguir exactamente el comportamiento *online* —incluidas las visitas a webs de consumo digital de música con y sin licencia— de una muestra representativa de 5.000 internautas franceses durante el año 2011, los resultados muestran un efecto negativo de la decisión de imponer un tope al *streaming* gratuito en las visitas a webs de descarga de música tanto con licencia como sin ella. Estos hallazgos indican, por tanto, que el *streaming* gratuito y con restricciones al acceso móvil tiene un efecto positivo en estas fuentes alternativas de consumo.

Datta, Knox y Bronnenberg (2018) analizan los efectos de la adopción de Spotify en el consumo y el descubrimiento individual de música. Si bien no distinguen entre las modalidades de suscripción gratuita y *premium*, constatan que la adopción de Spotify aumenta el consumo global de música, pero canibaliza el consumo en iTunes. Sus resultados también muestran que la adopción de Spotify conduce a un aumento de la variedad de música consumida y a un mayor descubrimiento de música. Wlömert y Papies (2015) realizan

uno de los pocos trabajos que distinguen entre el efecto que tiene la adopción del *streaming* gratuito y *premium* en las compras de música grabada *online*. Basándose en un panel de consumidores de música, encuentran que los usuarios que adoptan dichos servicios adquieren significativamente menos música grabada, con un mayor efecto de canibalización en el caso de adopción del *streaming* de pago.

Otro reto importante relativo a la identificación del efecto total del *streaming* sobre las ventas es lo que Liebowitz (2004) denomina la «falacia de la composición». Aun si pudiéramos identificar correctamente la relación causa-efecto del *streaming* en las ventas *a nivel de canción*, ello no serviría para identificar el efecto *total* del *streaming* en las ventas. Para entender este punto, supongamos que el *streaming* aumenta la popularidad relativa de canciones individuales y es, por tanto, capaz de generar mayores ventas de las canciones más escuchadas por *streaming*. Seguiría siendo posible que el surgimiento de las plataformas de *streaming* llevase a algunos consumidores a dejar de comprar canciones. El hecho de que el *streaming* pueda estimular las ventas de una canción concreta no es relevante para responder a la pregunta de si el *streaming* reduce las ventas en su conjunto.

Una manera de analizar el efecto total del *streaming* en las ventas de música grabada es concentrarse en un período de tiempo en el que el *streaming* aumentó de forma significativa. Medir los efectos de este crecimiento en las ventas agregadas de música grabada permitiría deducir si el *streaming* repercute desplazando las compras totales o estimulándolas. Aguiar y Waldfogel (2018a) aprovechan el importante crecimiento registrado en el *streaming* durante el período 2013-2015 para medir su impacto acumulado en las ventas de música grabada. Utilizando datos agregados para EE.UU. sobre ventas semanales de música en formato digital y físico, encuentran una relación negativa y estadísticamente significativa entre los volúmenes de *streaming* y ventas (16). Más concretamente, sus estimaciones apuntan a que cada 1.000 *streams* adicionales colectivos reducen las ventas de equivalentes a canciones entre 1,44 y 2,85 (17).

Debido a que cada reproducción en *streaming* también genera ingresos para los titulares de derechos, identificar la tasa de desplazamiento de las ventas no basta para evaluar el efecto del *streaming* en los ingresos. Específicamente, se debe evaluar si los ingresos dejados de percibir como consecuencia de las ventas desplazadas se ven compensados por los pagos obtenidos a través del *streaming*. Los ingresos totales para los titulares de derechos consisten en la suma de ingresos por ventas de música y por *streaming*. Los ingresos por ventas de música a su vez son iguales al número de canciones vendidas multiplicado por el canon a pagar a los titulares de derechos por cada canción. Los ingresos por *streaming* equivalen al número total de veces que la canción se reproduce en el sistema de *streaming* multiplicado por la cantidad a pagar por cada *stream*. Evaluar el efecto total del *streaming* en los ingresos requiere también, por tanto, tener información sobre la cuantía del canon que los titulares de derechos reciben por cada venta, y el pago correspondiente por cada *stream* (18).

El pago devengado a favor de los titulares de derechos por cada venta adicional puede calcularse de forma relativamente fácil, al menos para las descargas digitales. Los titulares de derechos perciben aproximadamente el 70 por 100 de los ingresos procedentes de ventas digitales de canciones, y dado que el ingreso medio por canción digital vendida fue de 1.174 dólares en 2014, esto arroja 0,822 dólares por canción vendida a repartir entre los titulares de canciones. Con base en estas cifras, 1.000 reproducciones adicionales por *streaming* reducen los ingresos de ventas de equivalentes a canciones entre 2,34 dólares y 1,18 dólares (19). ¿Y qué ocurre con los pagos por *streaming*? Estos son considerablemente más difíciles de calcular, pero tomando fuentes públicas, se estima que los pagos varían entre 1,51 dólares y 2,77 dólares por 1.000 *streams* (20).

Para resumir —y en base a las cifras señaladas— 1.000 *streams* adicionales generan un incremento de los ingresos de entre 1,51 y 2,77 dólares, mientras que reducen los ingresos por ventas de equivalentes a canciones entre 2,34 y 1,18 dólares. El efecto conjunto del *streaming* de música en los ingresos de los titulares de derechos depende de manera importante, por tanto, de los pagos por cada reproducción en *streaming*. Para cuantías de ingresos por *streaming* situados en la parte alta del rango de estimaciones, con el *streaming* parecen aumentar los ingresos totales. Si los ingresos por *streaming* se sitúan en la banda baja del rango —y son, en consecuencia, menos eficaces en contrarrestar el efecto desplazamiento de las ventas— no cabe rechazar la idea de que el *streaming* haya sido neutral para los ingresos a partir de 2015.

Si bien el *streaming* parece haber sido mayoritariamente neutral para los ingresos de la industria discográfica a partir de 2015, la transición de ventas a *streams* continuó en los años siguientes al período de estudio anteriormente citado. Estadísticas agregadas más recientes referidas a EE.UU. aportan evidencia de un desplazamiento importante de las ventas por efecto del *streaming* (de tipo interactivo, y del de pago en particular) en 2016. Según la Recording Industry Association of America (RIAA), los ingresos por música grabada en EE.UU. alcanzaron los 7.650 millones de dólares en 2016, un aumento del 11,4 por 100 respecto a 2015. Este incremento estuvo impulsado por un crecimiento del 68,5 por 100 en los ingresos procedentes del *streaming*, y más en concreto por un fuerte aumento del *streaming* de pago bajo demanda, que creció un 95 por 100 hasta los 2.300 millones de dólares. Los ingresos por descargas digitales disminuyeron en un 21,6 por 100 durante el mismo período (21). Datos más recientes muestran que las suscripciones de pago a servicios de *streaming* aportaron un 69 por 100 de los 2.500 millones de dólares generados por el *streaming* durante el primer semestre de 2017 (22). Finalmente, en la medida que los ingresos por *streaming* crecieron en 2016, también lo hicieron los royalties medios por *stream* (23). Estas cifras indican que si bien el *streaming* interactivo de pago desplaza las ventas, esta nueva forma de consumo está cumpliendo su promesa de aumentar los ingresos totales de la industria.

Más allá de sus implicaciones directas para los ingresos totales de la industria, el efecto del *streaming* musical en las ventas y la piratería también tiene implicaciones importantes para las diversas estrategias comerciales que pueden plantearse los titulares de derechos y los propios servicios de *streaming*. Por ejemplo, determinados titulares de derechos podrían decidir que sus obras recientemente publicadas —que presumiblemente concitarán gran demanda— deberían dejarse inicialmente fuera de las plataformas de *streaming* y solo deberían estar disponibles para su *streaming* una vez aprovechado el tirón inicial de las ventas permanentes. Desde esa perspectiva, los servicios de *streaming* facilitarían la discriminación intertemporal de precios, aumentando potencialmente los ingresos para los titulares de derechos. Una estrategia secuencial similar podría plantearse entre los diferentes niveles de servicios de *streaming*. Por ejemplo, cabría concebir una estrategia en la que el nuevo lanzamiento se haga primero en los servicios *streaming premium* durante períodos de alta demanda y más tarde se publique también en los niveles gratuitos con anuncios. Tal estrategia podría convencer a algunos usuarios de la modalidad gratuita del servicio de *streaming* de pasarse a la versión *premium*, generando potencialmente más ingresos tanto para los titulares de derechos como para el servicio de *streaming*. Al mismo tiempo, dichas estrategias podrían llevar a los usuarios gratuitos a regresar a la piratería, reduciendo potencialmente los ingresos. La viabilidad de estas estrategias requiere, así pues, de una comprensión cabal de la relación entre *streaming*, ventas y piratería. Además, el éxito de tales enfoques puede depender en gran medida de la popularidad del artista del que se trate. Cabe suponer que un artista popular se beneficiaría en mayor grado de una estrategia secuencial, mientras que artistas menos populares tal vez prefieran optar por servicios de *streaming* como medio de darse a conocer o de promocionarse. Desde esa perspectiva, comprender los efectos del *streaming* en las ventas y la piratería en función de la popularidad de los artistas parece una línea fructífera de futuros análisis.

V. DIGITALIZACIÓN Y DISTRIBUCIÓN GLOBAL

La digitalización ha afectado de forma sustancial la manera de distribuir la música en todo el mundo. Antes de los cambios tecnológicos, los productores musicales necesitaban producir discos físicos (p. ej., CD) y organizar su distribución a través de tiendas físicas próximas a los consumidores. Ello hacía que la distribución de música fuera costosa y que el número de productos disponibles para los consumidores estuviera limitado. Debido a la alta impredecibilidad del atractivo de la música que hemos descrito ampliamente más arriba, muchos de estos títulos no siempre encontraban el favor del público.

Con la digitalización, el panorama de la distribución musical cambió radicalmente, al eliminar la necesidad de productos físicos y distribuidores locales. El formato digital propició que surgieran nuevas plataformas de distribución digitales —como la tienda de música iTunes— que incrementaron enormemente el surtido y el número de productos a disposición de los consumidores. Tan pronto como una canción estaba disponible en la tienda de iTunes, todos los consumidores de ese país podían

adquirirla inmediatamente. A los artistas y productores musicales, la distribución digital les abrió, por tanto, la puerta a mercados nuevos y potencialmente más grandes donde vender sus productos. El fuerte aumento de la producción musical propiciado por la digitalización, junto a las ventajas de la distribución digital, generó una mayor accesibilidad a productos extranjeros dentro del catálogo de música disponible para los consumidores de cada país. Para los consumidores, la distribución digital y la desagregación (*unbundling*) del álbum —que ofrece la posibilidad de adquirir canciones sueltas por un dólar, en lugar del álbum completo— abrió nuevas oportunidades de acceder y descubrir productos extranjeros más fácilmente. Al ampliar el universo de canciones extranjeras accesibles por los consumidores, la digitalización redujo efectivamente los costes de comercio, generando más oportunidades de intercambio cultural.

A muchos países les preocupa que se favorezca la disponibilidad de productos culturales de origen extranjero dentro de su territorio nacional. Dichos productos extranjeros —sobre todo los procedentes de EE.UU. y otros países anglosajones— suelen verse como una amenaza para los vendedores y la cultura local. Ello ha provocado que en muchos países se introduzcan cuotas de contenido local. Por ejemplo, en Canadá, Francia, Australia y Nueva Zelanda se exige un porcentaje mínimo de música local en la programación de las radios del país (veáse, por ejemplo, Richardson y Wilkie, 2015).

Si bien la reducción del coste de comercio de productos culturales plantea obvias e importantes cuestiones relativas a las pautas de producción y consumo de contenidos, no está claro, *a priori,* cómo se verán afectadas. Al fin y a la postre, el comercio es un carril que funciona en las dos direcciones. Por un lado, la mayor accesibilidad a productos extranjeros podría reforzar aún más la posición dominante de los repertorios populares —léase, los de EE.UU. y el Reino Unido—, desplazando con ello a la producción cultural local en los países pequeños de habla no inglesa. Pero, por el otro, un comercio más libre puede facilitar el acceso a productos de países que tradicionalmente no han producido contenido con suficiente potencial comercial para justificar pagar los costes fijos de su importación.

Pese al sustancial crecimiento de la disponibilidad, aún no se ha llegado a la plena convergencia de las ofertas de música digital en unos países y otros. Este hecho afecta, sobre todo, a la música digital comercializada mediante distribuidores *online* específicos a cada país, para los que los costes de transacción transfronteriza constituyen a menudo un obstáculo para ampliar la disponibilidad (Gomez y Martens, 2014). ¿Qué ocurriría si las ofertas convergieran del todo? ¿Convergería el consumo hacia los productos culturales de los repertorios más populares? ¿Se vería la producción cultural local desplazada, o podrían los repertorios de los países pequeños verse beneficiados por el ensanchamiento del mercado?

Aguiar y Waldfogel (2014) observan datos de ventas de música digital en 17 países —EE.UU., Canadá y quince países europeos— para simular y cuantificar cómo se beneficiarían los consumidores y productores de una mayor apertura comercial en la música digital. El resultado muestra, de hecho, que la mayor parte de las ganancias derivadas del comercio ya están materializadas bajo el *statu quo* actual, aun cuando las ofertas no han convergido del todo. En otras palabras, los consumidores ya tienen acceso a los productos que más aprecian, y brindarles acceso a un surtido de música aún mayor —uno que incluyese todas las canciones disponibles en cualquier país distinto al suyo— solo les supondría un beneficio marginal. Como cabía esperar, los consumidores que más se benefician de un aumento de la disponibilidad tienden a ser aquéllos situados en países con unas ofertas más reducidas bajo el *statu quo*.

Productores pequeños como Finlandia, Noruega y Suecia —cuyos títulos están menos al alcance general bajo el modelo actual— tienden a ganar más con la reducción de las fricciones en el comercio. Sus ganancias derivadas de la mayor disponibilidad parecen contrarrestar las pérdidas asociadas a una mayor competencia extranjera. Los productos estadounidenses, ampliamente disponibles bajo el actual *statu quo*, sacan escaso partido a un comercio sin fricciones. Estos resultados indicarían, por tanto, que unos costes del comercio menores beneficiarán sobre todo a los productos de los países pequeños, al abrirles la puerta a mercados más grandes.

Esta clase de simulaciones es una manera de explorar los efectos de un mundo hipotético con menores costes de comercio, aquél en el que todos los títulos existentes están disponibles para la compra en las plataformas digitales en todos los países. Ahora bien, el reciente impulso en los

servicios de *streaming* analizado en la sección cuarta ofrece otra vía para explorar los efectos de una reducción en los costes de comercio a resultas de la digitalización.

1. El mundo sin fricciones del *streaming*

En muchos sentidos, las plataformas de *streaming* ofrecen beneficios similares a las de otros distribuidores digitales como iTunes, pues los consumidores pueden acceder a amplios catálogos de música, entre ellos títulos de repertorios extranjeros. Pero el *streaming* ofrece una ventaja añadida e importante: el coste de escuchar una canción extra es cero. Debido a que la música es un bien *de experiencia* —es decir, los consumidores tienen que escuchar una canción para decidir si la comprarían— esta reducción del coste de experimentar con títulos desconocidos puede tener importantes implicaciones (24). En comparación con las ventas digitales «a la carta» —donde el coste de experimentar es fijo y aproximadamente igual a un dólar por canción— el *streaming* reduce aún más las fricciones del comercio al permitir un acceso más fácil a productos anteriormente desconocidos, incluidos los extranjeros. Desde esa perspectiva, los servicios de *streaming* son plataformas en las que la disponibilidad de producto es ubicua y el comercio carece de fricciones.

Para analizar la evolución de las pautas del comercio musical desde la digitalización, Waldfogel, Aguiar y Gómez (2017) recurren a datos de listas de ventas de 17 países y *streaming* de Spotify durante el período 2004-2015 (25). Observan que las fricciones del comercio en las listas de ventas —medidas como el porcentaje del consumo total de música que supone la música nacional— han descendido entre 2004 y 2015. Dicho de otro modo, los consumidores disminuyen su consumo de música nacional a medida que crece el acceso a productos extranjeros. ¿Cómo se comparan estas cuotas de música nacional con la cuota que la música nacional representa en Spotify? Si las fricciones del comercio fuesen idénticas para el *streaming* y para las ventas, cabría esperar cuotas nacionales similares en ambos canales. Lo que muestran los datos es que las cuotas nacionales consumidas en *streaming* en la mayoría de países son menores, lo que sugiere que las fricciones del comercio son más pequeñas para el *streaming* que para las ventas.

Un descenso de la cuota nacional podría interpretarse como una mala noticia tanto para la producción como para el consumo de contenido local. Ello implicaría que los productos de los repertorios más populares —EE.UU., por ejemplo— ganan cuota de mercado en cada país a costa de los productos locales. Pero la cuota nacional es solo una parte de la ecuación. Tras la digitalización, un repertorio dado podría acaparar una cuota más pequeña en las ventas nacionales, pero ver incrementarse su cuota en las ventas mundiales. Si analizamos la evolución de la cuota de cada repertorio en las ventas mundiales, vemos que mientras la cuota estadounidense en las ventas mundiales ha disminuido entre 2004 y 2015, la cuota de los repertorios europeos ha aumentado.

Para obtener una idea de cómo las menores fricciones del comercio podrían afectar a las respectivas cuotas en el mercado mundial, podemos comparar la cuota de cada repertorio en el mercado mundial en Spotify respecto a las ventas. Este ejercicio muestra que los repertorios de un puñado de países pequeños cosechan mayores cuotas en el mercado mundial en Spotify. Entre ellos, Noruega, Austria, Suiza, Suecia, Portugal, Australia, Países Bajos, Reino Unido y Canadá. Los repertorios que salen perjudicados en Spotify incluyen países más grandes como EE.UU., Alemania y Francia, entre otros. Por tanto, estos resultados parecen sugerir que la digitalización podría ayudar a establecer unas condiciones de juego idénticas para todos, permitiendo a los productores de los países pequeños llegar a franjas más amplias del mercado mundial.

Una disminución de los costes del comercio y la consiguiente convergencia en las ofertas también podría propiciar la convergencia del consumo si las preferencias fuesen idénticas de un país a otro. Para explorar si las pautas de consumo se han vuelto más similares entre países tras la digitalización, podemos caracterizar la similitud de consumo entre dos países según la procedencia de la música que se consume. Por ejemplo, supongamos que el 75 por 100 de la música consumida en el país *A* es nacional y el restante 25 por 100 procede de música producida en el país *B*. En el país *B*, los consumidores dedican el 90 por 100 de su consumo de música a sus propias producciones, y el otro 10 por 100 a música procedente del país *A*.

Podemos construir una medida de similitud entre las pautas de consumo de los países *A* y *B* calculando la distancia euclídea

entre sus respectivos vectores de consumo (26). En este ejemplo, la distancia entre los países *A* y *B* sería de 0,92 (27). Basándonos en esta medida de distancia, se observa que la distancia media entre los vectores de consumo de los países cayó sin interrupción desde cerca del 0,5 en 2007 hasta casi 0,3 en 2015. Además, la distancia media basada en datos de *streaming* es mucho más baja que la basada en las listas de ventas. En otras palabras, la convergencia es mayor para el consumo en *streaming* que para el consumo atendiendo a las listas de ventas. Por tanto, el consumo se volvió más similar de unos países a otros en la era digital, y la mayor intensidad de convergencia que se aprecia en el canal de *streaming* sugiere que la digitalización está promoviendo la convergencia. Por último, y quizá más importante aún, el consumo también se está volviendo menos concentrado en términos de procedencia de la producción. Esto está principalmente motivado por la pérdida de cuota de mercado mundial de EE.UU. y la consecuente ganancia de cuota de otros países, como se ha documentado más arriba. En otras palabras, parece que el consumo de música en los distintos países se está volviendo más similar con la digitalización, pero también más diversificado.

2. De la música a la imagen

Al igual que en la música, la digitalización ha relajado las barreras a la distribución cinematográfica y, por extensión, al comercio de películas. Como resultado del aumento tanto de la producción cinematográfica como de las plataformas de distribución, los consumidores de todo el mundo ahora pueden acceder a una colección mucho mayor de películas tanto nacionales como extranjeras.

Netflix es una de las principales plataformas de *streaming* para contenidos de vídeo en todo el mundo. En 2016, anunciaron su expansión a más de 240 países, permitiendo que su contenido pudiera verse en casi todo el mundo (28). Al igual que en la música, el comercio en las películas también plantea importantes cuestiones relativas a la producción y la distribución de contenido cultural procedente de los países pequeños (29).

A diferencia de una plataforma de *streaming* musical como Spotify, Netflix no ofrece un catálogo completo de películas a sus usuarios. Aunque, naturalmente, Netflix facilita acceso a contenidos visuales extranjeros en cada país donde está presente, el catálogo que ofrece está altamente sujeto a «comisariado» y es, por tanto, limitado. Hay varias razones para ello. En primer lugar, los derechos de distribución del contenido ya existente suelen ser específicos por países, de modo que Netflix no puede ofrecer la misma programación en todos los mercados. En segundo lugar, el modelo que sigue Netflix comporta un alto grado de «comisariado», pues se articula a través de la compra de derechos de contenidos por una tasa fija y el cobro a los consumidores de tarifas planas que les otorgan acceso ilimitado. Dado que Netflix incurre en un coste cada vez que incluye más contenido pero solo genera ingresos con la suscripción de nuevos abonados a la plataforma, la inclusión de contenido estará condicionada a que el beneficio marginal derivado de los ingresos por suscripción cubra sus costes marginales. Otros servicios conocidos siguen un tipo de negocio similar, como Hulu, Amazon Prime y HBO Now. A diferencia de estos modelos «comisariados», los servicios «a la carta» ofrecen a los consumidores la opción de pagar una comisión por alquilar o comprar cada título, y los distribuidores comparten los ingresos con los productores. Amazon Instant Video y Apple iTunes son dos de los principales servicios «a la carta» (30). Según este modelo de negocio, los distribuidores tienen escasos incentivos para limitar la cantidad de contenidos que ofrecen, y los catálogos son en consecuencia más voluminosos. El cuadro n.º 1 muestra cómo una plataforma comisariada, como Netflix, distribuyó en

CUADRO N.º 1

***STREAMING* DE OBRAS EN EE.UU. EN PLATAFORMAS SELECCIONADAS†**

PLATAFORMA	*NÚMERO DE PELÍCULAS*	*NÚMERO DE SERIES*	*TOTAL*
Amazon Instant	34.071	3.193	37.264
Netflix	4.186	725	4.911
Apple iTunes	18.657	2.398	21.055
HBO Now	912	73	985
Hulu	3.246	1.537	4.783
Amazon Prime	7.787	487	8.274

Fuente: Justwatch.com (consultado el 2 de marzo de 2016) y Aguiar y Waldfogel (2018c).

torno a 5.000 títulos en EE.UU. en 2016, mientras que una plataforma como Amazon Instant ofreció más de 37.000 títulos.

Si bien el catálogo de Netflix varía significativamente entre países, es aun así interesante valorar el origen geográfico de los repertorios fomentados desde la plataforma estadounidense. ¿Actúa Netflix como un hegemón cultural, utilizando su presencia en todo el mundo para distribuir contenido hecho en EE.UU.? ¿O por el contrario actúa como un facilitador del libre comercio, estableciendo condiciones de juego idénticas para los productores de los mercados más pequeños que no podían distribuir fácilmente su contenido en el extranjero antes de la digitización? ¿Y cómo afecta su modelo «comisariado», que limita la cantidad de películas distribuidas por la plataforma, al modo de funcionar de Netflix?

Aguiar y Waldfogel (2018c) utilizan datos de 2016 relativos a todos los catálogos de Netflix específicos de países, así como sobre procedencia del contenido incluido en ellos, para explorar estas cuestiones. La primera cosa que se observa es que Netflix consigue que muchas de las obras de una amplia variedad de países estén disponibles en muchas otras localizaciones. Por ejemplo, la película española *The Propaganda Game* se distribuye a través de la plataforma en 184 países, la danesa *Democrats* se distribuye en 206 países, la hongkonesa *IP Man 2* está disponible en 103 países, y la tailandesa *Ong-Bak: The Thai Warrior* se distribuye en 63 países. Echando un vistazo a estadísticas básicas ya se intuye qué filmografías nacionales reciben promoción en Netflix. De las 14.390 películas distribuidas en cualquier lugar por la plataforma en 2016, casi un 54 por 100 fueron producciones estadounidenses, 9 por 100 procedieron del Reino Unido, 5,9 por 100 de Francia, 3,9 por 100 de Canadá y 3,7 por 100 de Japón. Las películas españolas representaron un 1,3 por 100 de las películas distribuidas por la plataforma. En un primer análisis, estas cifras sugieren que Netflix promueve intensamente el contenido estadounidense. Pero hay dos consideraciones que merecen señalarse. Primero, los catálogos de Netflix varían sustancialmente de unos países a otros. Mientras que los consumidores estadounidenses tenían acceso a unas 4.500 películas en la plataforma a principios de 2016, los consumidores españoles solo podían acceder a unos 1.000 títulos. Y segundo, y relacionado con lo anterior, no todos los productos están disponibles en todos los países. La mayoría de las películas están disponibles en cuatro países o menos.

Si bien estas estadísticas descriptivas aportan cierta luz, comprender en qué medida Netflix brinda acceso a una filmografía nacional requiere un enfoque más refinado. Como primer paso, se podría construir una medida de la cobertura dada a la filmografía de un determinado país tomando en cuenta el número total de películas existentes en dicha filmografía y el número de países en los que Netflix las distribuye. Desde esta perspectiva, una determinada filmografía tendría plena cobertura a través de Netflix si todas las películas que la componen pudiesen verse en la plataforma en todos los países donde opera. Pero además habría que tener en cuenta que los países y las películas difieren en cuanto a su importancia económica. Primero, no todos los países son iguales en tamaño. Más que considerar el número de países en los que está disponible una película, habría por tanto que medir el porcentaje de la población mundial que puede acceder a la película a fin de tener en cuenta el tamaño del país. Segundo, no todas las películas de una determinada filmografía tienen la misma importancia. Si dispusiéramos de una medida del valor de cada película de una filmografía, podríamos ponderar cada una de las producciones atendiendo a su importancia relativa. Por ejemplo, podríamos medir el porcentaje del valor total de la filmografía española que está disponible en Netflix. Finalmente, describir la disponibilidad de una filmografía nacional en Netflix requiere naturalmente de un punto de comparación, y un *benchmark* obvio para ello lo constituye la disponibilidad de una filmografía en las salas de cine.

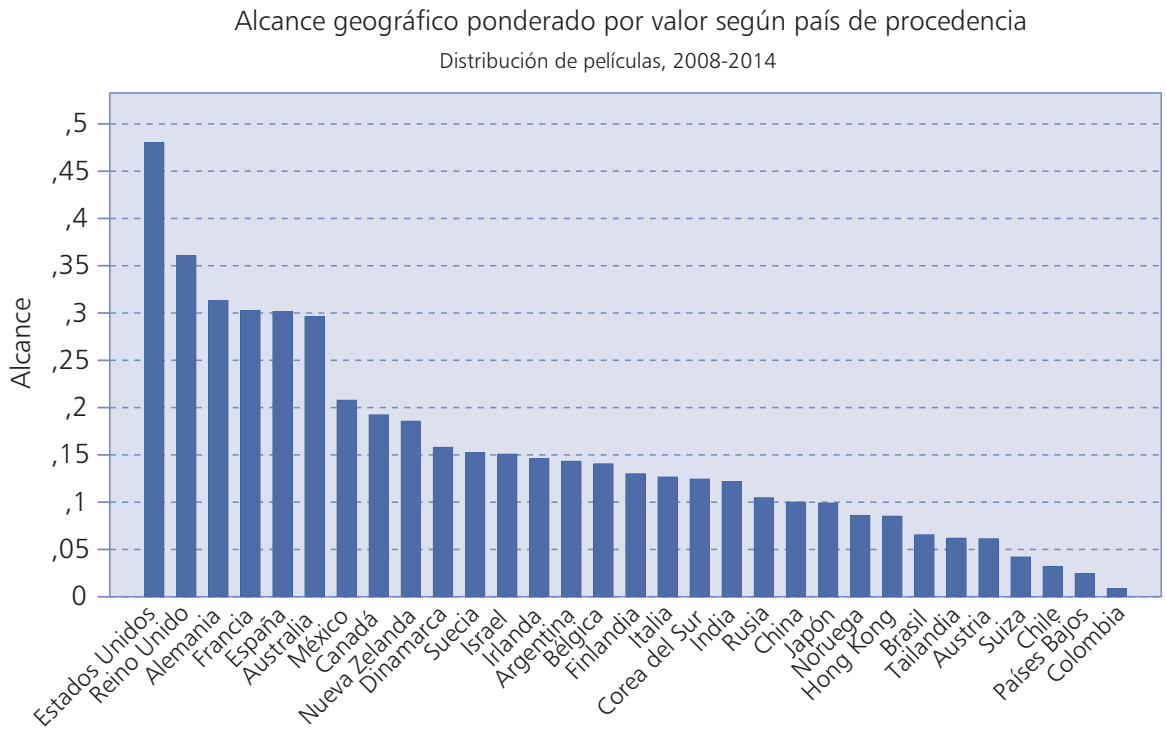
Para la construcción de dichas medidas se precisa de datos específicos. Primero, hay que conocer la extensión de una determinada filmografía, así como tener una medida de la importancia de cada película contenida en ella. Aguiar y Waldfogel (2018c) recopilan esa información a partir de IMDb.com, una base de datos *online* sobre películas y programas de televisión de todo el mundo, entre otras fuentes (31). Gracias a que IMDb proporciona el número de usuarios que han opinado sobre cada película, esto puede utilizarse como aproximación del valor de cada obra para construir estimaciones del porcentaje del valor de cada filmografía nacional incluido en cada canal de distribución (Netflix y salas de cine). En segundo lugar, se requiere conocer datos de qué obras están disponibles a través de Netflix y a través de las salas

de cine. Los datos sobre Netflix se obtienen de unogs.com, que facilita 243 catálogos de Netflix específicos por países y el enlace a la reseña en IMDb para cada título. Los datos sobre proyecciones en salas de cine proceden de Box Office Mojo, que informa de las películas estrenadas en cines para 56 países durante el período 2008-2014. Por último, la población de cada país donde opera cada canal de distribución puede servir para medir el porcentaje de la población mundial que tiene acceso a una determinada película a través de cada canal.

Con toda esta información, podemos construir una medida del grado en que cada canal de distribución brinda acceso a una filmografía nacional, parámetro que Aguiar y Waldfogel (2018c) denominan el «alcance geográfico ponderado por valor», y el cual indica al alcance de qué porcentaje medio de la población mundial están las películas de una determinada filmografía, ponderando cada película por su importancia relativa dentro del catálogo. Como ilustración, supongamos que una determinada filmografía nacional consta de tres películas: una de ellas está disponible en todo el mundo a través de Netflix, la segunda solo lo está para la mitad de la población mundial a través de Netflix, y la tercera no se distribuye en ningún lugar en Netflix. Supongamos que la primera película tiene el doble de importancia que las otras dos a los ojos de los consumidores. En ese caso hipotético, el alcance geográfico ponderado por valor sería igual a $(\frac{1}{2}\times 100)+(\frac{1}{4}\times 50) + (\frac{1}{4}\times 0) =$ 62,5 por 100.

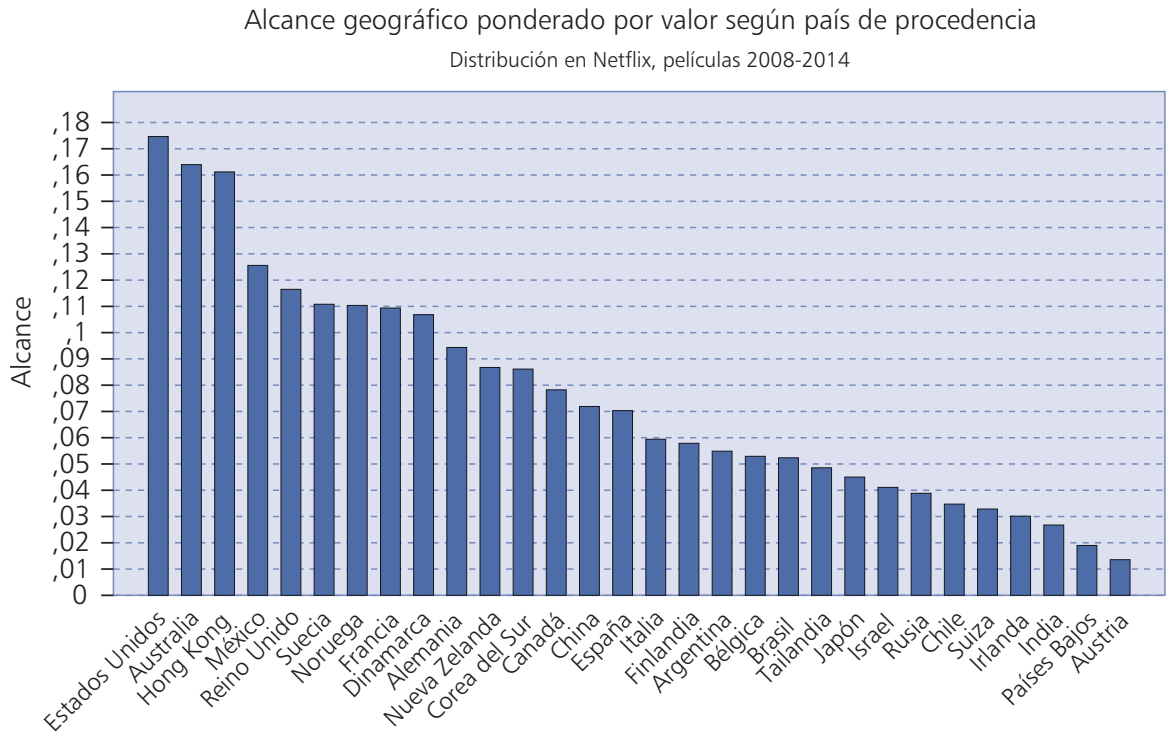
Se puede calcular ese parámetro tanto para Netflix como para la distribución en salas y para cada filmografía nacional. El gráfico 3 muestra el parámetro de alcance de cada filmografía en salas de cine en 56 países y con películas estrenadas entre 2008 y 2014. La filmografía de EE.UU. es —tal vez como se podría anticipar— la que tiene el mayor alcance, con un parámetro de más del 0,45. El Reino Unido es el segundo con cerca del 0,35, y Alemania, Francia y España les siguen con alrededor del 0,3. El gráfico 4 indica el

GRÁFICO 3
ALCANCE GEOGRÁFICO PONDERADO POR VALOR, DISTRIBUCIÓN DE PELÍCULAS



Nota: Países con al menos 15 películas ofrecidas en Netflix.
Fuente: Aguiar y Waldfogel (2018c).

GRÁFICO 4
ALCANCE GEOGRÁFICO PONDERADO POR VALOR, DISTRIBUCIÓN EN NETFLIX



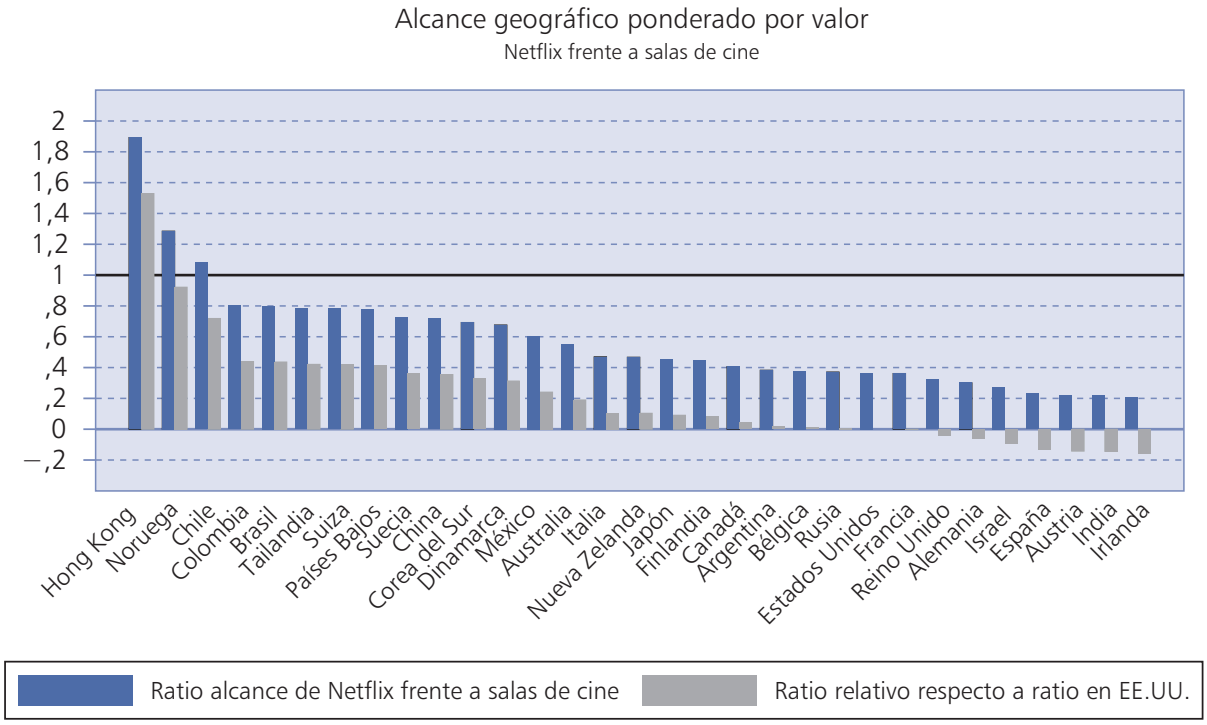
Nota: Países con al menos 15 películas ofrecidas en Netflix.
Fuente: Aguiar y Waldfogel (2018c).

parámetro de alcance en Netflix de cada filmografía para los mismos países y censo de películas. De nuevo, EE.UU. presenta el mayor alcance —alrededor del 17,5 por 100— seguido de Australia (16 por 100), Hong Kong (16 por 100), México (13 por 100), Reino Unido (12 por 100) y Suecia (11 por 100). Llama la atención que el parámetro de alcance en Netflix tome valores mucho más bajos que el alcance en las salas de cine, lo que indicaría que estas últimas cubren un mayor porcentaje del valor para más personas en la mayoría de filmografías. El gráfico 5 muestra la ratio de los parámetros de alcance geográfico tanto en Netflix como en salas de cine ponderados por valor. Las barras de color negro indican que el alcance de la mayoría de filmografías es más alto a través de su distribución en salas, lo que obedece fundamentalmente a que las películas de mayor valor faltan en Netflix. Solo Hong Kong, Noruega y Chile tienen un mayor alcance en Netflix que en salas de cine.

Las barras de color gris en el gráfico 5 muestran la diferencia entre la ratio de un país y la ratio de la filmografía estadounidense. Aunque la mayoría de las filmografías gozan de menor cobertura a través de Netflix, la mayoría de los países salen relativamente bien parados en su comparación con EE.UU. Así, pese a que la distribución de películas tanto en salas como en Netflix favorece a la filmografía estadounidense, el grado de ventaja a favor de las obras estadounidenses se reduce mucho en Netflix. Es también interesante observar que Netflix parece brindar una ventaja —en términos relativos respecto a EE.UU.— a las filmografías de los mercados más pequeños. Esto recuerda a las ventajas que Spotify parece reportar a los productores de países más pequeños y que se ha abordado más arriba.

El hecho de que Netflix exponga una cuota relativamente pequeña del valor de una filmografía nacional podría ser un reflejo de su modelo de negocio «comisariado». A diferencia de los servicios «comisariados»

GRÁFICO 5
ALCANCE GEOGRÁFICO PONDERADO POR VALOR RELATIVO: NETFLIX FRENTE A SALAS DE CINE



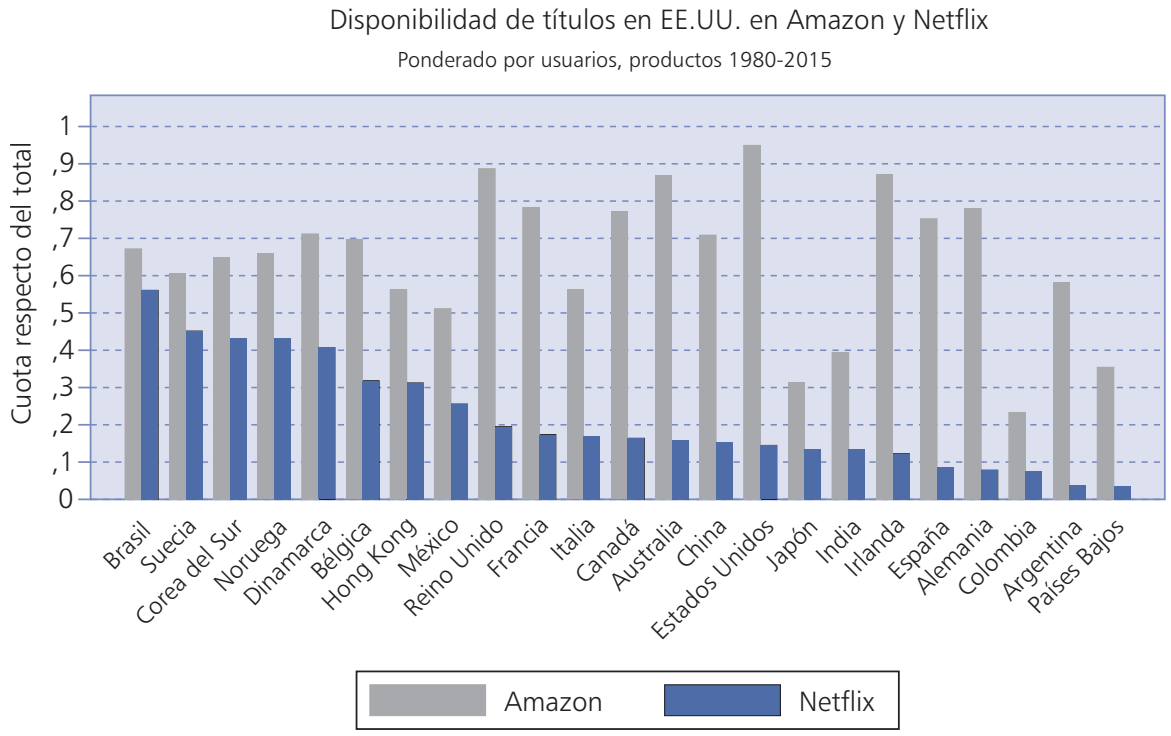
Nota: Países con al menos 15 películas ofrecidas en Netflix.
Fuente: Aguiar y Waldfogel (2018c).

como Netflix, los servicios «a la carta» tienden a ofrecer catálogos más amplios (véase cuadro n.º 1). Por tanto, es interesante ver si estos dos modelos de negocio podrían tener un efecto en la forma en que la digitalización facilita el comercio. El gráfico 6 muestra el porcentaje ponderado por valor de las filmografías nacionales disponible en EE.UU. en Amazon Instant y en Netflix. Netflix exhibe, de media, el 20 por 100 del total de cada filmografía, con los valores más altos llegando al 56 por 100 en el caso de la filmografía brasileña y el 45 por 100, en la de Suecia. Amazon, por su parte, ofrece un porcentaje mucho mayor, el 65 por 100, de cada filmografía por término medio, y más del 70 por 100 en el caso de 10 filmografías nacionales. El 75 por 100 del valor de la filmografía española está disponible en Amazon Instant en EE.UU., frente a solo el 9 por 100 en Netflix. Estas cifras parecen indicar que el modelo de negocio utilizado por Amazon Instant podría ciertamente influir en la forma en que la digitalización contribuye a un comercio sin fricciones en el mercado cinematográfico.

VI. CONCLUSIONES

El desarrollo de la digitalización fue visto inicialmente como una amenaza para los ingresos de muchas de las industrias de contenidos. Para la industria discográfica, la aparición de Napster y el consiguiente auge de la piratería se tradujeron en un acusado descenso de las ventas de discos, lo que suscitó gran inquietud sobre los efectos potenciales en la inversión continua en contenidos. Aunque esta inquietud es lógica, las tecnologías digitales también han permitido un descenso importante de los costes de lanzamiento de nuevos productos al mercado. En muchas industrias de contenidos, el efecto neto de estas dos fuerzas de sentidos opuestos ha sido un incremento drástico de la creación de contenidos. Como los productos culturales entrañan una dificultad intrínseca para predecir su atrac-

GRÁFICO 6
DISPONIBILIDAD DE TÍTULOS EN EE.UU. EN AMAZON Y NETFLIX, POR REPERTORIO



Nota: Países con al menos 15 películas ofrecidas en Netflix.
Fuente: Aguiar y Waldfogel (2018c).

tivo comercial, este aumento en la producción ha traído consigo un incremento considerable del atractivo de estos nuevos lanzamientos y sustanciales beneficios para el bienestar. En la medida en que la calidad es igualmente impredecible en muchos otros productos, las reducciones en los costes de lanzar nuevos productos podrían reportar también grandes beneficios para el bienestar en otras industrias.

Con la digitalización también han brotado nuevos modelos de negocio, que potencialmente prometen ensanchar la base de ingresos en muchas industrias de contenidos. En la industria discográfica, los servicios de *streaming* han ganado popularidad a un ritmo vertiginoso, contribuyendo recientemente a que los ingresos totales recuperen una tendencia al alza. Mientras que los ingresos por descargas digitales en EE.UU. descendieron en un 21,6 por 100 entre 2015 y 2016, los ingresos por *streaming* aumentaron un 68,5 por 100 y los ingresos totales crecieron un 11,4 por 100 hasta los 7.650 millones de dólares.

La aparición de plataformas de *streaming* en el mercado tanto de música como de cine también ha afectado de manera importante a las pautas de comercio, planteando cuestiones importantes sobre sus efectos en la producción y el consumo de contenidos. Mientras que el mayor acceso a productos extranjeros puede permitir a los repertorios populares, como los de EE.UU., desplazar a la producción cultural local en los países más pequeños, un comercio más libre también puede aumentar la accesibilidad de productos de países que no han producido tradicionalmente contenido con suficiente potencial de ventas para justificar pagar los costes fijos del comercio. La transformación digital de las industrias culturales está aún en sus inicios, pero los análisis recientes parecen indicar que la digitalización ha ayudado al establecimiento de unas condiciones de juego idénticas, permitiendo a los productores de los países más pequeños llegar a franjas más amplias del mercado mundial.

Los efectos de la digitalización en las industrias de contenidos siguen representando un campo fértil para futuras investigaciones. En vista del mayor surtido de productos que la digitalización ha puesto al alcance de los consumidores, una cuestión especialmente relevante consiste en saber qué canales usan éstos para descubrir los productos que encuentran atractivos.

NOTAS

(*) Las opiniones expresadas son exclusivamente del autor y en ningún caso deben entenderse como la posición oficial de la Comisión Europea.

(**) Artículo traducido por JON GARCÍA.

(1) Véase, por ejemplo, el informe global sobre la música de 2017 elaborado por la International Federation of the Phonographic Industry (IFPI), disponible en http://www.ifpi.org/downloads/GMR2017.pdf.

(2) Dado que todos los casos de desplazamiento de las ventas convertirían ingresos de los productores en superávit para los consumidores, el consumo sin pagar tendría un efecto obviamente al alza en el bienestar a corto plazo. Pero la disminución de los ingresos podría afectar a la producción de nueva música si los productores no pueden cubrir ya sus costes. Por consiguiente, a largo plazo, la piratería podría destruir todos los superávits. Véase la Sección tercera.

(3) Véase SMITH y TELANG (2012) para una explicación de los diferentes enfoques utilizados en la literatura para identificar los efectos de la piratería en las ventas de música grabada.

(4) Los estudios centrados en los efectos de la piratería en las ventas de películas y libros también encuentran efectos de desplazamiento significativos (ROB y WALDFOGEL, 2007; BAI y WALDFOGEL, 2012; REIMERS, 2016).

(5) Un amplio cuerpo de la literatura empírica se ha centrado consiguientemente en la efectividad y las consecuencias de los esfuerzos por aplicar las leyes de propiedad intelectual en la industria musical (DANAHER *et al.*, 2014; ADERMON y LIANG, 2014), la industria cinematográfica (DANAHER y SMITH, 2014; PEUKERT, CLAUSSEN y KRETSCHMER, 2017; AGUIAR, CLAUSSEN PEUKERT, 2018), y la industria editorial (REIMERS, 2016), entre otras. Véase DANAHER, SMITH y TELANG (2013) para una panorámica de los mecanismos de defensa de los derechos de autor en las industrias creativas.

(6) Véase WALDFOGEL (2013) para una discusión de las reducciones de costes en la industria musical. El cambio tecnológico ha permitido reducciones de costes similarmente importantes en otras industrias como la del cine o los libros. Se recomienda a los interesados consultar WALDFOGEL (2017) para un escrutinio pormenorizado de estos cambios y sus consecuencias en las industrias creativas alternativas.

(7) Véase ANDERSON (2006) para una introducción accesible al concepto de la «cola larga».

(8) El guionista WILLIAM GOLDMAN pronunció la famosa frase de que «nadie sabe nada» refiriéndose a qué estrenos tendrían éxito entre los consumidores. Véase GOLDMAN (1989).

(9) A pesar del contexto creativo, la palabra «calidad» no tiene connotaciones estéticas y solo se emplea para denotar el flujo de servicios que se deriva de las decisiones de consumo.

(10) Los países incluidos en la muestra son: Austria, Bélgica, Dinamarca, Finlandia, Francia, Alemania, Irlanda, Italia, Países Bajos, Noruega, Portugal, España, Suecia, Suiza, Reino Unido, Estados Unidos y Canadá. Un análisis de la evolución de la calidad musical en cada uno de esos países arroja resultados similares, lo que indica que la calidad en cada una de estas 17 localizaciones ha aumentado en opinión de los consumidores.

(11) Se ha producido un crecimiento sustancial tanto del número de productos que se lanzan al mercado como de compañías que los lanzan (OBERHOLZER-GEE y STRUMPF, 2010; HANDKE, 2012). Véase WALDFOGEL (2017) para una discusión más detallada de la identificación de productos con bajo atractivo *ex ante* en las industrias musical, editorial y cinematográfica.

(12) QUAN y WILLIAMS (2017) subrayan que debería tenerse en cuenta el hecho de que los productos *offline* también están personalizados a la medida del gusto local. Soslayar este hecho supondría sobrevalorar los beneficios del acceso a un catálogo más amplio.

(13) Por ejemplo, GOURVILLE (2005) documenta nuevas tasas de fracaso de producto de entre un 40 por 100 y un 90 por 100 en muchas categorías.

(14) Véase la literatura sobre *bundling* en general (ADAMS y YELLEN, 1976; Schmalensee, 1984), sobre *bundling* de bienes de información (BAKOS y BRYNJOLFSSON, 1999), y sobre bundling de música en particular (SHILLER y WALDFOGEL, 2011).

(15) Esta cuestión es similar a la que lastra la identificación del efecto de la piratería musical en las ventas, que se ha tratado en la sección segunda.

(16) También identifican un efecto negativo y significativo del *streaming* en la piratería a través de Spotify utilizando datos sobre 18 países europeos, EE.UU., Canadá, Australia y Nueva Zelanda durante 2012-2013.

(17) Las ventas de equivalentes a canciones se definen como las ventas digitales más (10 × ventas de álbumes).

(18) Los titulares de derechos de música abarcan una combinación de sellos discográficos, intérpretes musicales, autores y editores de música. Estas pueden ser entidades diferentes, por ejemplo, cuando un intérprete-artista lanza una canción escrita por otra persona en un álbum publicado por un gran sello. Pero también pueden coincidir en la misma entidad, por ejemplo, cuando un artista que publica en autoedición interpreta una composición propia.

(19) Obsérvese que 2,85 × \$0,822 = \$2,34 y 1,44 × \$0,822 = \$1,18.

(20) Véase AGUIAR y WALDFOGEL (2018a) para más detalles sobre los diferentes tipos de pagos por *streaming* y sobre estos cálculos.

(21) Véase http://www.riaa.com/wp-content/uploads/2017/03/RIAA-2016-Year-End-News-Notes.pdf

(22) Véase https://www.riaa.com/wp-content/uploads/2017/09/RIAA-Mid-Year-2017-News-and-Notes2.pdf

(23) Véase https://www.billboard.com/biz/articles/news/digital-and-mobile/7744274/us-music-industry-sees-first-double-digit-growth-in-22

(24) DATTA; KNOX y BRONNENBERG (2017) muestran que la adopción de servicios de *streaming* como Spotify puede facilitar el descubrimiento de nueva música.

(25) En lugar de cantidades vendidas, los datos de listas de éxitos reflejan las canciones más populares cada semana. Aunque estas listas están basadas principalmente en las

ventas, algunas también consideran otros factores como número de reproducciones en radio o por *streaming*. En ese sentido, una comparación de los datos de *streaming* con las listas de éxitos infraestimará las diferencias en las pautas de comercio basadas en *streaming* respecto a ventas.

(26) La distancia entre los vectores de consumo de *A* y *B* se calcula como $\sqrt{(Share_A^A - Share_A^B)^2 + (Share_B^A - Share_B^B)^2}$, donde la cuota del consumo de música en el país *A* perteneciente a producciones del país *B*. Nótese que si las cestas de consumo de música de ambos países fuesen idénticas la distancia sería 0. En la hipótesis completamente opuesta de que el consumo de música en cada país consistiese únicamente en productos nacionales, la distancia sería igual a $\sqrt{(1-0)^2 + (0-1)^2} = 1{,}414$. Para cada par de países de la muestra, esta medida de la distancia tomaría, por tanto, valores entre 0 y 1,4.

(27) Nótese que $\sqrt{(0{,}75 - 0{,}1)^2 + (0{,}25 - 0{,}9)^2} = 0{,}919$.

(28) A 2016, Netflix se distribuye en 243 territorios, la mayoría de los cuales son países pero algunos son regiones concretas dentro de un país. El término «país» se utiliza aquí de forma laxa para referirse a los territorios de distribución de Netflix. Véase https://media.netflix.com/en/press-releases/netflix-is-now-available-around-the-world y la lista de países en https://help.netflix.com/en/node/14164. Netflix no está disponible en China.

(29) Muchas de las cuestiones relevantes para el mercado de *streaming* de vídeo son por desgracia difíciles de abordar, ya que los datos de consumo de películas en *streaming* no están disponibles públicamente. Por ejemplo, es ampliamente conocido el celo con el que Netflix guarda sus datos de espectadores, llegando al punto de que ni siquiera los creadores de los contenidos saben cuántas personas ven sus programas. Véase, por ejemplo, http://www.businessinsider.com/netflix-wont-release-streaming-numbers-even-to-creators-2015-11 y https://www.hollywoodreporter.com/news/house-cards-creator-beau-willimon-801280

(30) Nótese que *Amazon Prime Instant Video* no es lo mismo que *Amazon Instant Video*. El primero es un servicio de *streaming* ilimitado (parecido a Netflix) solo disponible para los socios Prime, en tanto que el segundo es un servicio «a la carta» en el que los consumidores pagan una comisión por alquilar o comprar cada título. Véase, por ejemplo, https://www.huffingtonpost.com/2014/02/10/amazon-prime-instant-video_n_4746083.html

(31) Véase http://www.imdb.com y https://en.wikipedia.org/wiki/IMDb

BIBLIOGRAFÍA

ADAMS, W. J., y J. L YELLEN (1976), «Commodity Bundling and the Burden of Monopoly», *The Quarterly Journal of Economics,* 90: 475-498, http://ideas.repec.org/a/tpr/qjecon/v90y1976i3p475-98.html

ADERMON, A., y Ch.-Y. LIANG (2014), «Piracy and Music Sales: The Effects of an Anti-Piracy Law», *Journal of Economic Behavior & Organization,* 105: 90-106.

AGUIAR, L. (2017), «Let the music play? Free streaming and its effects on digital music consumption», *Information Economics and Policy,* 41*:* 1-14.

AGUIAR, L.; CLAUSSEN, J., y CH. PEUKERT (2018), «Catch Me if You Can: Effectiveness and Consequences of Online Copyright Enforcement», *Information Systems Research.*

AGUIAR, L., y J. WALDFOGEL (2014), «Digitization, Copyright, and the Welfare Effects of Music Trade», *JRC Working Papers on Digital Economy* 2014-05, Directorate Growth & Innovation and JRC-Seville, Joint Research Centre.

— (2016), «Even the losers get lucky sometimes: New products and the evolution of music quality since Napster», *Information Economics and Policy*, 34: 1-15.

— (2018a), «As streaming reaches flood stage, does it stimulate or depress music sales?», *International Journal of Industrial Organization,* 57: 278-307, http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167718717301753

— (2018b), «Quality Predictability and the Welfare Benefits from New Products: Evidence from the Digitization of Recorded Music», *Journal of Political Economy:*, 126(2): 492-524, https://doi.org/10.1086/696229

— (2018c), «Netflix: global hegemon or facilitator of frictionless digital trade?», *Journal of Cultural Economics:* 1-27.

ANDERSON, CH. (2006), *The Long Tail: Why the Future of Business Is Selling Less of More*, Hyperion.

BAI, J., y J. WALDFOGEL (2012), «Movie piracy and sales displacement in two samples of Chinese consumers», *Information Economics and Policy,* 24: 187-196, http://ideas.repec.org/a/eee/iepoli/v24y2012i3p187-196.html

BAKOS, Y., y E. BRYNJOLFSSON (1999), «Bundling information goods: pricing, profits and efficiency», *Management Science:* 1613-1630.

BRYNJOLFSSON, E.; HU, YU (JEFFREY), y M. D. SMITH (2003), «Consumer Surplus in the Digital Economy: Estimating the Value of Increased Product Variety at Online Booksellers», *Management Science,* 49: 1580-1596.

CAVES, R. E. (2000), *Creative Industries: Contracts Between Art and Commerce,* Harvard University Press, http://books.google.es/books?id=imfTUHj8uVcC

DANAHER, B. (2014), «Testimony of Brett Danaher», http://www.loc.gov/crb/rate/14-CRB-0001-WR/statements/iHeartMedia/Vol%202_02%20Testimony%20of%20B%20Danaher%20and%20Appendices/2014_10_07_Testimony_of_B._Danaher.pdf, Filed with Copyright Royalty Board, Washington, DC.

DANAHER, B., y M. D. SMITH (2014), «Gone in 60 Seconds: The Impact of the Megaupload Shutdown on Movie Sales», *International Journal of Industrial Organization,* 33: 1-8, http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167718713001288

DANAHER, B.; SMITH, M. D., y R. TELANG (2013), «Piracy and Copyright Enforcement Mechanisms» in *Innovation Policy and the Economy*, Volume 14, National Bureau of Economic Research, Inc, NBER capítulos 25-61, http://ideas.repec.org/h/nbr/nberch/12945.html

DANAHER, B.; SMITH, M. D.; TELANG, R., y S. CHEN (2014), «The Effect of Graduated Response Anti-Piracy Laws on Music Sales: Evidence from an Event Study in France», *Journal of Industrial Economics,* LXII: 541-553.

DATTA, H.; KNOX, G., y B. J. BRONNENBERG (2018), «Changing their tune: How consumers' adoption of online streaming affects music consumption and discovery», *Marketing Science.*

GOLDMAN, W. (1989), *Adventures in the Screen Trade: A Personal View of*

Hollywood and Screenwriting, Grand Central Publishing.

GÓMEZ, E., y B. MARTENS (2014), Copyright and Geographic Discrimination in the EU Digital Single Market: The Case of Apple iTunes, *Working Paper,* IPTS.

GOURVILLE. J. (2005), The Curse of Innovation: A Theory of Why Innovative New Products Fail in the Marketplace, *Harvard Business School Working Paper,* 16-014.

HANDKE, Ch. (2012), «Digital copying and the supply of sound recordings», *Information Economics and Policy,* 24: 15-29, http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167624512000108

HUI, K-L., y I. PNG (2003), «Piracy and the Legitimate Demand for Recorded Music», *The B.E. Journal of Economic Analysis & Policy,* 11, http://ideas.repec.org/a/bpj/bejeap/vcontributions.2y2003i1n11.html

LIEBOWITZ, S. J. (2004), «The elusive symbiosis: The impact of radio on the record industry», *Review of Economic Research on Copyright Issues*, 1(1): 93-118.

— (2008),«Research Note - Testing File Sharing's Impact on Music Album Sales in Cities», *Management Science,* 54: 852-859, http://ideas.repec.org/a/inm/ormnsc/v54y2008i4p852-859.html

— (2016), «How much of the decline in sound recording sales is due to file-sharing?», *Journal of Cultural Economics,* 40: 13-28, https://doi.org/10.1007/s10824-014-9233-2

MCBRIDE, S. (2014), «Written direct testimony of Stephan McBride (On behalf of Pandora Media, Inc)», http://www.loc.gov/crb/rate/14-CRB-0001-WR/statements/Pandora/13_Written_Direct_Testimony_of_Stephan_McBride_with_Figures_and_Tables_and_Appendices_PUBLIC_pdf.pdf, Filed with Copyright Royalty Board, Washington, DC.

OBERHOLZER-GEE, F., y K. STRUMPF (2007), «The Effect of File Sharing on Record Sales: An Empirical Analysis», *Journal of Political Economy,* 115: 1-42.

— (2010), «File Sharing and Copyright» in *Innovation Policy and the Economy,* Volume 10, National Bureau of Economic Research, Inc, http://ideas.repec.org/h/nbr/nberch/11764.html

PEUKERT, CH.; CLAUSSEN, J., y T. KRETSCHMER (2017), «Piracy and Box Office Movie Revenues: Evidence from Megaupload», *International Journal of Industrial Organization,* 52: 188-215.

QUAN, T. W., y K. R. WILLIAMS (2017), Product variety, across-market demand heterogeneity, and the value of online retail, Cowles Foundation *Discussion Paper* nº 2054R.

REIMERS, I. (2016), «Can Private Copyright Protection be Effective? Evidence from Book Publishing», *Journal of Law and Economics*, 59: 411-440.

RICHARDSON, M., y S. WILKIE (2015), «Faddists, enthusiasts and Canadian divas: broadcasting quotas and the supply response», *Review of International Economics,* 23: 404-424.

ROB, R., y J. WALDFOGEL (2006), «Piracy on the High C's: Music Downloading, Sales Displacement, and Social Welfare in a Sample of College Students», *Journal of Law and Economics,* 49: 29-62.

— (2007), «Piracy on the Silver Screen», *Journal of Industrial Economics,* 55(3): 379-395, http://ideas.repec.org/a/bla/jindec/v55y2007i3p379-395.html

SCHMALENSEE, R. (1984), «Gaussian Demand and Commodity Bundling», *The Journal of Business,* 57: S211-30, http://ideas.repec.org/a/ucp/jnlbus/v57y1984i1ps211-30.html

SHILLER, B., y J. WALDFOGEL (2011), «Music for a Song: An Empirical Look at Uniform Pricing and Its Alternatives», *The Journal of Industrial Economics,* 59: 630-660, http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-6451.2011.00470.x

SMITH, M. D., y R. TELANG (2012), Assessing the Academic Literature Regarding the Impact of Media Piracy on Sales, 2012, *Working Paper,* http:dx.doi.org/10.2139/ssrn.2132153

VOGEL, H. L. (2014), *Entertainment Industry Economics: A Guide for Financial Analysis,* Cambridge University Press.

WALDFOGEL, J. (2012), «Copyright Protection, Technological Change, and the Quality of New Products: Evidence from Recorded Music since Napster», *Journal of Law and Economics,* 55: 715-740.

— (2013), *Digitization and the Quality of New Media Products: The Case of Music in Economics of Digitization,* University of Chicago Press, http://www.nber.org/chapters/c12996

— (2015), *Digitization and the Quality of New Media Products: The Case of Music,* University of Chicago Press: 407-422, http://www.nber.org/chapters/c12996

— (2016), «Cinematic Explosion: New Products, Unpredictabilty and Realized Quality in the Digital Era», *The Journal of Industrial Economics,* 64: 755-772, http://dx.doi.org/10.1111/joie.12117

— (2017), «How Digitization Has Created a Golden Age of Music, Movies, Books, and Television», *Journal of Economic Perspectives,* 31: 195-214.

WALDFOGEL, J.; AGUIAR, L., y E. GÓMEZ (2017), «Does Digitization Threaten ocal Culture? Music in the Transition from iTunes to Spotify», *Working Paper.*

WALDFOGEL, J., y I. REIMERS (2015) «Storming the gatekeepers: Digital disintermediation in the market for books», *Information economics and policy,* 31: 47-58.

WLÖMERT, N., y D. PAPIES (2015), «On-demand streaming services and music industry revenues – Insights from Spotify's market entry», *International Journal of Research in Marketing,* 33(2): 314-327, http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167811615001226

ZENTNER, A. (2006), «Measuring the Effect of File Sharing on Music Purchases», *Journal of Law and Economics,* 49: 63-90, 2006.

ANÁLISIS ECONÓMICO DE LA ECONOMÍA *GIG* CON UNA APLICACIÓN AL SECTOR DEL TAXI EN ESPAÑA (*)

Mateo SILOS RIBAS
OFWAT

Resumen (**)

La economía *gig* constituye uno de los últimos productos del progreso tecnológico moderno. Es un proceso de innovación disruptiva que está transformando los mercados y el conjunto de la sociedad. Este artículo revisa los aspectos económicos de la economía *gig* y analiza sus principales implicaciones desde la óptica económica y regulatoria. A lo largo del artículo, se utiliza el sector del taxi para ilustrar cómo los marcos regulatorios tradicionales están obstaculizando el desarrollo de la economía *gig* e imponiendo un coste sustancial a los consumidores y al conjunto de la sociedad.

Palabras clave: progreso tecnológico, mercados *peer-to-peer,* regulación, competencia, taxi.

Abstract

The gig economy is one of the latest byproducts of modern technological progress. It is a process of disruptive innovation that is transforming markets and society as a whole. This article reviews the economics of the gig economy and explores its main economic and regulatory implications. Throughout the article, the Spanish taxi industry is used as an example of how traditional regulations are hampering the development of the gig economy and imposing substantial costs on consumers and society.

Key words: technological progress, peer-to-peer markets, regulation, competition, taxi.

JEL classification: D40, L11, L43, L86.

I. INTRODUCCIÓN

EN la última década, los mercados *peer-to-peer* han florecido en multitud de sectores económicos, desde el alquiler de alojamiento a los servicios de transporte, pasando por los servicios profesionales, los servicios financieros o las tareas del hogar, entre otros. Estos mercados permiten a compradores y vendedores encontrarse y compartir activos o recursos a través de Internet. También suele referirse a estos mercados como economía *gig* o economía colaborativa. Su emergencia constituye una de las últimas consecuencias del progreso tecnológico moderno.

Este artículo revisa los aspectos económicos de la economía *gig* y analiza sus principales implicaciones desde la óptica económica y regulatoria. A lo largo del artículo, se utiliza el sector del taxi para ilustrar cómo los marcos regulatorios tradicionales están obstaculizando el desarrollo de la economía *gig* e imponiendo un coste sustancial a los consumidores y al conjunto de la sociedad.

Los mercados *peer-to-peer* son plataformas económicas que internalizan los costes de transacción y conectan a diferentes grupos de individuos que desean encontrarse y realizar transacciones económicas. Utilizan una miríada de innovaciones tecnológicas aparecidas en los últimos años para crear mercados virtuales que permiten a los individuos (*peers*) compartir activos de forma sencilla, eficiente y fiable. Las transacciones que tienen lugar en estos mercados son de corto plazo, de naturaleza *spot* y con frecuencia liberan activos infrautilizados, sacándolos de su estado ocioso. Los activos se intercambian cuando su propietario no está utilizándolos para su consumo personal.

Desde sus fases iniciales, la economía *gig* ha experimentado un crecimiento muy considerable y se ha convertido en un fenómeno muy popular. En todo el mundo, los consumidores recurren de forma creciente a proveedores como Airbnb, Uber o TaskRabbit, por nombrar solo algunos. Estas son empresas de muy reciente creación que no existían hace una década pero que cada día se encuentran más presentes en nuestras vidas.

El intercambio de activos infrautilizados no es un fenómeno nuevo y era ciertamente posible antes de la aparición de los mercados *peer-to-peer* de la actualidad. No obstante, los intercambios eran relativamente escasos. Los costes de transacción eran elevados y existían problemas de información, lo que hacía que las transacciones fuesen generalmente arriesgadas y costosas y, por tanto, muy poco frecuentes y normalmente circunscritas a

familiares y amigos. Los mercados *peer-to-peer* solucionan estos problemas. Esta es la razón por la que han alcanzado tanto éxito y popularidad. Los mercados *peer-to-peer* reducen los costes de transacción, mejorando el emparejamiento entre oferta y demanda, de forma muy eficaz. A su vez, crean un entorno de confianza para que tengan lugar las transacciones. La confianza es un factor crucial para generar el efecto de red entre compradores y vendedores. Estos mercados promueven la confianza solucionando problemas de información mediante la utilización de sistemas de verificación de la identidad, instrumentos de evaluación y valoración y mecanismos de reputación. Resulta sorprendente la eficacia que tienen estos mecanismos para facilitar el intercambio de activos entre desconocidos. En comparación con el pasado, el intercambio de activos entre personas que no se conocen entre sí se ha vuelto menos costoso, a la vez que más rápido y fiable. Por este motivo, estas transacciones han florecido y proliferado, y su presencia en la sociedad se ha intensificado de forma notable.

La economía *gig* afecta a la forma en la que la sociedad consume, produce y distribuye distintos tipos de servicios. Esto no debería resultar sorprendente. Es lo que ha ocurrido en el pasado con otras innovaciones tecnológicas. Los mercados *peer-to-peer* reducen las barreras de entrada, fomentan la competencia y tienen un efecto disruptivo en los mercados. Su aparición ya ha transformado muchos mercados para siempre. El caso de los servicios de taxi es paradigmático. Durante décadas, este sector se ha regulado como un monopolio legal en multitud de países. Las restricciones de entrada mediante el establecimiento de límites cuantitativos y las tarifas reguladas han blindado a los operadores incumbentes frente a la competencia, asegurándoles una vida apacible y «tranquila» (Hicks, 1935). En términos de innovación, el sector ha permanecido prácticamente inalterado durante décadas hasta fechas muy recientes, cuando el cambio tecnológico ha comenzado a revolucionar esta industria. En los últimos años, plataformas como Lyft o Uber han sido capaces de utilizar las nuevas tecnologías para emparejar a conductores y pasajeros de forma eficaz e innovadora, aumentando la eficiencia, expandiendo la oferta y dinamizando la competencia en términos de precio, calidad y variedad. Estas plataformas prestan un servicio sustitutivo al de los operadores tradicionales, y ofrecen a los consumidores una experiencia nueva y alternativa en los servicios de transporte urbano. En los lugares en los que estas plataformas compiten de forma efectiva, han intensificado la competencia y han conseguido captar de forma masiva a conductores y pasajeros. En algunos casos, han erosionado por completo la posición monopolística de los operadores incumbentes tradicionales. Los mercados de alquiler de alojamiento, servicios financieros, servicios profesionales, tareas del hogar, guías turísticos o incluso servicios de cuidados de bebés también están experimentando una disrupción por la economía *gig*.

Los beneficios potenciales de la economía *gig* son inmensos. La mejora en el nivel de eficiencia y el aumento de la competencia reduce los precios, aumenta la calidad, la variedad y la innovación, incrementa la productividad y, en último término, promueve el crecimiento económico y mejoras en el nivel de vida. En suma, un mayor bienestar para todos. Por desgracia, el marco normativo tradicional está obstaculizando el desarrollo de los mercados *peer-to-peer*. De nuevo, el sector del taxi es un caso revelador. Los servicios que presta una compañía como Uber se enfrentan a restricciones severas, o incluso la prohibición, en muchos países y ciudades del mundo. España constituye un ejemplo formidable. Los operadores incumbentes están reaccionando de forma enérgica contra los operadores innovadores que desean entrar en el mercado. A su vez, están presionando a los poderes públicos (*lobbying*) para mantener o reforzar el marco regulatorio tradicional, con el objetivo último de limitar una competencia saludable y proteger el régimen de monopolio en la prestación de servicios de taxi.

En la época en la que se aprobaron las normativas actuales, los poderes públicos involucrados las promovieron apelando a razones vinculadas al interés público. Lo que supuestamente pretendían, según decían, era corregir fallos de mercado y aumentar el bienestar en comparación con el resultado que habría prevalecido en un mercado no regulado. A pesar de que muchas de las provisiones normativas restrictivas aprobadas no eran sino el mero producto de procesos anticompetitivos de búsqueda de rentas por parte de los operadores incumbentes —un ejemplo clásico son los límites cuantitativos en el sector del taxi— el hecho es que los mercados *peer-to-peer* solucionan o mitigan los fallos de mercado que presuntamente motivaron en primera instancia la aprobación de los marcos regulatorios actua-

les. Su éxito y popularidad se encuentran precisamente ligados a su capacidad para conseguir que los mercados funcionen de forma eficiente, reduciendo los costes de búsqueda y solucionando los problemas de información. Puesto que los mercados *peer-to-peer* contribuyen a solucionar o mitigar fallos de mercado, muchas normativas en vigor, que habían sido diseñadas bajo la pretensión de que eran necesarias para corregir estos fallos, carecen de justificación desde la óptica del bienestar y deben ser eliminadas o modificadas. En efecto, la economía *gig* brinda una oportunidad a la sociedad para mejorar cómo regula los mercados y aumentar el bienestar general.

A pesar de que los beneficios potenciales derivados de la economía *gig* son inmensos, la reforma de la normativa tradicional está resultando difícil y no termina de materializarse. Los poderes públicos se están comportando como siempre suelen hacerlo cuando aparece una innovación tecnológica que impacta de forma disruptiva en un mercado. En primer lugar, olvidan los efectos beneficiosos derivados de la entrada y de la intensificación de la competencia en un mercado. En segundo lugar, se muestran especialmente preocupados y tratan de evitar los efectos adversos que la entrada y la competencia puedan tener sobre los operadores incumbentes. En tercer lugar, dedican sus esfuerzos y trabajo a preservar el *statu quo*, oponiéndose a realizar las reformas regulatorias que resultarían beneficiosas para la sociedad. Por desgracia, la economía colaborativa constituye otro caso más en el que los intereses privados, la presión de los operadores incumbentes y la captura regulatoria bloquean la senda de las reformas procompetitivas, privando a la sociedad del mayor nivel de prosperidad que el progreso tecnológico brinda.

Este artículo se estructura del modo siguiente. En la segunda sección se estudian los aspectos económicos esenciales de la economía *gig*. En la sección tercera se revisa la literatura empírica que analiza el impacto de la economía *gig* en los mercados, el nivel de competencia y el bienestar. En la cuarta sección se analiza la forma en la que los marcos regulatorios tradicionales pueden obstaculizar o impedir el desarrollo de los modelos de negocio propios de la economía *gig*, centrándose en el caso del sector del taxi en España. En la sección quinta se analizan los costes que los marcos regulatorios tradicionales pueden imponer en los consumidores, usando como ilustración la pérdida en el bienestar ocasionada por el régimen de monopolio en los servicios de taxi en España. En la sexta sección se incorporan las conclusiones.

II. ALGUNOS ASPECTOS ECONÓMICOS BÁSICOS DE LA ECONOMÍA *GIG*

En la última década, los mercados *peer-to-peer* han florecido en multitud de sectores económicos, desde el alquiler de alojamiento a los servicios de transporte, pasando por los servicios profesionales, los servicios financieros o las tareas del hogar, entre otros. Estos mercados permiten a compradores y vendedores encontrarse y compartir activos o recursos a través de Internet. También suele referirse a estos mercados como economía *gig* o economía colaborativa. Su aparición constituye una de las últimas consecuencias del progreso tecnológico moderno (1).

Aunque los mercados *peer-to-peer* son diversos y tienen rasgos diferenciales, también comparten un conjunto de características comunes (véase, por ejemplo, Fraiberger y Sundararajan, 2017; Einav, Farronato y Levin, 2016; Spence, 2015; Sundararajan, 2014a; Sundararajan, 2014b; o *The Economist,* 2013). En primer lugar, son plataformas económicas que internalizan los costes de transacción y conectan a diferentes grupos de individuos que desean encontrarse y realizar transacciones económicas. Los *peers* son compradores o vendedores individuales que pueden estar en cualquiera de los lados del mercado, una razón por la que en ocasiones se refiere a ellos como *prosumidores*. En segundo lugar, la tecnología constituye un elemento indispensable para su emergencia y desarrollo. Estos mercados recurren a distintas tecnologías, como Internet, tecnologías de la información y la comunicación relacionadas, mecanismos para el diseño de mercados y *big data*, para crear mercados virtuales donde los individuos se coordinan para realizar transacciones. En tercer lugar, permiten compartir activos de forma sencilla, eficiente y fiable. Gracias al progreso tecnológico, activos tales como casas, barcos, máquinas de coser o cortadoras de césped pueden ser desagregados y consumidos como servicios, a una escala considerable. En cuarto lugar, las transacciones suelen liberar activos infrautilizados, sacándolos de su estado ocioso. Los activos se intercambian cuando su dueño no los está utilizando para su consumo personal. En quinto lugar, las transacciones son relativamente a corto plazo y de tipo *spot*. En sexto lugar, los

mercados *peer-to-peer* reducen las barreras de entrada para que oferentes individuales puedan entrar en el mercado y competir con los operadores incumbentes en distintos mercados de la economía.

Un buen ejemplo de mercado *peer-to-peer* es UberX, uno de los primeros servicios prestados por Uber (2) en Estados Unidos y que con el tiempo se ha convertido en un auténtico símbolo de la economía colaborativa. UberX permite a los individuos convertirse en conductor de Uber utilizando su propio vehículo. Los conductores tienen que cumplir con una serie de comprobaciones sobre sus antecedentes y con los requisitos que Uber exige para el vehículo. A comienzos de 2013, UberX operaba en más de 35 ciudades (3), en la mayor parte de los casos afrontando numerosos problemas regulatorios.

UberX es un ejemplo característico de mercado *peer-to-peer*. En primer lugar, constituye una plataforma que conecta a conductores que buscan pasajeros y a pasajeros que buscan conductores parea realizar un trayecto en vehículo en un área urbana. En segundo lugar, la aplicación se fundamenta en las nuevas tecnologías. El emparejamiento entre conductores y pasajeros se realiza mediante un algoritmo. A su vez, Internet, la tecnología *Global Positioning System* (GPS), los *smartphones*, los mecanismos para el diseño de mercados o el *big data* conforman el núcleo tecnológico esencial del modelo de negocio de UberX. De hecho, UberX no existiría sin estas tecnologías, en concreto sin el smartphone. En tercer lugar, UberX permite a los individuos compartir su activo —un vehículo en este caso— para que otros individuos lo consuman como un servicio cuando ellos no lo están utilizando para su consumo personal. Las transacciones se realizan de forma sencilla, eficiente y fiable (4). En cuarto lugar, UberX libera un recurso, infrautilizado, por excelencia: el coche. Los coches no se utilizan durante la mayor parte de su vida útil (5). En quinto lugar, los viajes en UberX se realizan en transacciones *spot* de corto plazo. En 2015, la distancia media de un trayecto de Uber en los Estados Unidos fue de 6,4 millas (6).

Desde sus fases iniciales, la economía *gig* ha experimentado un crecimiento considerable y se ha convertido en un fenómeno muy popular. Desde el lanzamiento de Airbnb en 2008, el número acumulado de estancias de huéspedes a nivel mundial supera los 200 millones (7). En mayo de 2017, Uber alcanzó la cifra acumulada de cinco billones de trayectos desde su lanzamiento (8). En Europa, cinco sectores clave en la economía *gig* produjeron ingresos de aproximadamente cuatro billones de euros y se tradujeron en un valor total de las transacciones de 28 billones de euros en 2015 (9). Entre 2013 y 2015 los ingresos generados por la economía *gig* en Europa se triplicaron (PwC, 2016).

En todo el mundo, los consumidores están recurriendo de forma creciente a proveedores como Airbnb, Uber o TaskRabbit, por mencionar solo a algunos. Estas empresas son de muy reciente creación y no existían hace una década. Sin embargo, cada día se encuentran más presentes en nuestras vidas. En 2016, aproximadamente un tercio de los consumidores europeos había oído hablar de la economía *gig* y en torno a un 5 por 100 de ellos había participado en plataformas de la economía *gig*.

La posibilidad de compartir activos infrautilizados era ciertamente posible antes de la emergencia de los mercados *peer-to-peer* de la actualidad (Horton y Zeckhauser, 2016). El alquiler por parte de propietarios-consumidores existe desde hace siglos. Sin embargo, ha estado generalmente circunscrito a bienes relativamente caros —como grandes mansiones o yates—, en el marco de un contrato de alquiler de largo plazo. Es más, la mayor parte de estos intercambios se realizaban entre familiares y amigos, sin que normalmente mediase un pago. Los intercambios propios de la economía *gig* abarcan un rango muy amplio de activos, se dan entre desconocidos, a escala masiva y normalmente están sujetos a un pago.

Aunque el problema económico relevante en los mercados *peer-to-peer* no es nuevo, los intercambios de activos infrautilizados han sido tradicionalmente muy escasos y poco frecuentes, por varias razones (Horton y Zeckhauser, 2016). En primer lugar, por la existencia de costes de búsqueda, en los que los compradores incurren para encontrar a vendedores. En segundo lugar, por la existencia de problemas de información, que afrontan tanto los compradores como los vendedores. Los agentes económicos pueden carecer de información respecto a los activos vinculados a la transacción o al comprador prospectivo. La información puede ser imperfecta o asimétrica. En tercer lugar, hasta muy recientemente, los individuos carecían de los recursos empresariales de los que sí disponían las empresas, entre los cuales se encuentran la capacidad de elaborar presupuestos para comercializar servicios, experiencia empresarial, sistemas

para gestionar los pagos y elaborar contratos, políticas de seguro o una marca.

Los mercados *peer-to-peer* aprovechan las ventajas de la tecnología actual para reducir los costes de búsqueda y solucionar los problemas de información que tradicionalmente han impedido u obstaculizado las transacciones para compartir activos entre individuos (Horton y Zeckhauser, 2016). A su vez, aprovechan todo el progreso científico que ha tenido lugar en el área de diseño de mercados (10), así como la experiencia acumulada tras dos décadas de comercio electrónico y mercados virtuales. De hecho, la primera generación de mercados virtuales que acompañaron a la emergencia de Internet, como Amazon o eBay, tuvo que solucionar problemas de información inherentes a las transacciones *online* que resultan similares a los que tienen que afrontar los mercados *peer-to-peer* de la actualidad. Finalmente, los mercados *peer-to-peer* dotan a los individuos de recursos que antes únicamente estaban a disposición de las empresas. En comparación con los individuos, las plataformas generan economías de escala en la producción de determinadas tareas que resultarían demasiado costosas para un productor individual. Por ejemplo, las plataformas permiten que los individuos que disponen de habitaciones libres en sus viviendas puedan convertirse en empresarios en el sector del alojamiento turístico. Una plataforma como Airbnb permite que sus anfitriones puedan contactar con millones de consumidores potenciales, comunicarse con ellos, firmar un contrato y gestionar los pagos. Personas que viven en Tokio o Anchorage alquilan habitaciones a desconocidos que residen en La Coruña o Ankara, a través de una transacción segura, rápida y fiable. En la actualidad, estas transacciones se cuentan por millones. Sin embargo, eran muy poco frecuentes o casi inexistentes hace dos décadas.

Los mercados *peer-to-peer* de la actualidad tienen muchos elementos en común con la primera generación de mercados virtuales, como Amazon o eBay. En primer lugar, aprovechan las ventajas de las nuevas tecnologías, como Internet, los sistemas de pago electrónicos, la tecnología GPS, los smartphones o los sistemas de valoración y evaluación *online*. En segundo lugar, puesto que la confianza es un factor crucial en el desarrollo de los mercados digitales, necesitan crear confianza en las transacciones. Un entorno de confianza es lo que hace posibles los intercambios de venta y reventa entre desconocidos que tienen lugar todos los días en una plataforma como eBay, en relación con un rango amplio de bienes, entre los que se incluyen coches, aviones o incluso equipo médico. eBay y otros mercados virtuales fueron auténticos pioneros en la utilización de sistemas de evaluación y valoración para solucionar problemas de información. De hecho, ésta es una de las razones que se encuentra detrás de su éxito. En tercer lugar, los mercados *peer-to-peer* son profundos y globales (Einav, 2015). Un mercado puede ser estrecho en varias dimensiones, como la definición del producto o la geografía. Por ejemplo, Uber ha convertido los mercados de transporte urbano de pasajeros en mercados profundos y globales, transformando su estructura estrecha y su dimensión local. En los mercados físicos, la profundidad del mercado se consigue a través de mecanismos de coordinación espacial o temporal (Horton y Zeckhauser, 2016). Los mercados virtuales no pueden recurrir a las anteriores configuraciones. Por este motivo, se apoyan en la creación de taxonomías, mediante las clasificaciones de bienes y la utilización de algoritmos de búsqueda y sistemas de recomendación y valoración. En cuarto lugar, los mercados *peer-to-peer* son mercados de dos o más lados (Belleflame, 2017). Las plataformas de dos o más lados conectan a diferentes grupos de usuarios que desean encontrarse e interaccionar. Un rasgo distintivo de estos mercados es la existencia de externalidades indirectas de red entre los grupos: el valor de la plataforma para los usuarios de un grupo aumenta con el número de usuarios del otro grupo o grupos.

La mayor parte de mercados con externalidades indirectas de red son mercados de dos o más lados (Rochet y Tirole, 2006; Rochet y Tirole, 2003). Un mercado donde existan externalidades indirectas de red será un mercado de dos o más lados si una plataforma puede realizar subsidios cruzados entre los grupos. La demanda agregada en la plataforma y el nivel de beneficios depende de la estructura de precios. Es decir, de la forma en la que el precio se distribuye entre cada lado. En este tipo de mercados, suele decirse que la estructura de precios no es neutral con respecto al efecto de red. El que una plataforma sea exitosa o no depende, en gran medida, de que establezca una estructura de precios que permita explotar el efecto de red y coordinar de forma eficaz a los distintos grupos de usuarios de la plataforma (Caillaud y Jullien, 2003). En la mayor parte de los casos, la estructura de los precios es asimétrica. Un lado puede

pagar menos o incluso nada. Los mercados de dos o más lados engloban una categoría muy amplia de mercados, que incluye tanto las plataformas *offline* —como downtown Manhattan, las tarjetas de crédito, los aeropuertos, los periódicos o las radios tradicionales— y plataformas *online* —como Google, eBay, Uber o Airbnb—. Los mercados *peer-to-peer* constituyen una subcategoría dentro de los mercados de dos o más lados. Conectan a productores y consumidores, como los anfitriones y los huéspedes en el caso de Airbnb o los pasajeros y los conductores en el caso de Uber.

A pesar de que existen algunas semejanzas, los mercados *peer-to-peer* también se diferencian de la primera generación de mercados virtuales de la era de Internet. En primer lugar, las transacciones se encuentran vinculadas al alquiler de activos o a la prestación de servicios en el corto plazo, en lugar de a operaciones de venta y reventa de bienes con una transferencia de la propiedad entre las partes (Fraiberger y Sundararajan, 2017). En segundo lugar, teniendo en cuenta la naturaleza de las transacciones, la confianza en éstas se ha vuelto relativamente más importante que en el pasado (Einav, 2014). Las transacciones son más íntimas porque implican compartir nuestro coche o nuestra vivienda con desconocidos. Por este motivo, los mecanismos de valoración y reputación se han vuelto mucho más sofisticados y eficaces. En tercer lugar, desde la óptica tecnológica, los mercados *peer-to-peer* no utilizan únicamente Internet, sino también a tecnologías como el GPS, los smartphones y las redes sociales (Einav, 2014). En cuarto lugar, los individuos y, en particular, los *prosumidores,* tienen un protagonismo y relevancia mucho mayor en los mercados *peer-to-peer* actuales que en la primera generación de mercados virtuales. Las empresas pueden estar presentes tanto por el lado de la oferta como de la demanda, pero con una intensidad menor que en los primeros mercados virtuales.

Einav, Farronato y Levin (2016) analizan los fundamentos económicos de los mercados *peer-to-peer* y las estrategias que desarrollan para tener éxito. El objetivo primordial de un mercado *peer-to-peer* es facilitar los intercambios entre un número considerable de vendedores y compradores que se encuentran dispersos y fraccionados. Para conseguir este objetivo, necesitan desarrollar una estrategia de diseño de mercado que permita afrontar una serie de retos en términos de emparejamiento de oferentes y demandantes, precios y confianza.

Los mercados *peer-to-peer* permiten que los compradores y los vendedores individuales se encuentren los unos a los otros. Por este motivo, afrontan un problema de búsqueda. A su vez, tienen que establecer un sistema de precios para emparejar a la oferta y a la demanda en el mercado virtual. Para resolver los problemas relativos a la determinación del precio y al emparejamiento de oferentes y demandantes, los mercados *peer-to-peer* afrontan una disyuntiva. Por un lado, la información se encuentra dispersa y las preferencias son heterogéneas. Por este motivo, los mercados *peer-to-peer* se enfrentan a un *trade-off*. En consecuencia, tienen que obtener e incorporar información que se encuentra dispersa, facilitando la búsqueda. Por otro lado, para que el mercado tenga éxito, los mercados *peer-to-peer* deben asegurar que la experiencia resulta práctica y conveniente para el usuario. Por tanto, deben mantener los costes de transacción a un nivel bajo. La existencia de este *trade-off* ha dado lugar a una pluralidad de configuraciones de mercado dentro de la economía *gig*.

En el caso del alquiler de alojamiento, la heterogeneidad resulta un factor crucial. La demanda es muy heterogénea. Por tanto, resultaría imposible establecer una ordenación común de los alojamientos para todos los individuos. La oferta también muestra un alto grado de heterogeneidad tanto en relación con sus características como con sus costes. En este contexto, una configuración descentralizada del mercado de forma aparece como la mejor forma para emparejar a la oferta y a la demanda. Los demandantes eligen entre un rango amplio de oferentes. Por ejemplo, Airbnb permite a los usuarios especificar sus preferencias, para después presentarles los resultados de su búsqueda individualizada. No obstante, en último término, Airbnb deja que sean los huéspedes potenciales quienes elijan al proveedor concreto que les prestará el servicio. Puesto que tanto la coordinación de la oferta y la demanda como el establecimiento de precios se relacionan con un problema de información, los precios también se determinan de forma descentralizada. Los proveedores publican sus precios y los consumidores eligen. Los precios son dinámicos y contingentes en las condiciones de oferta y demanda, un fenómeno muy común en los mercados *peer-to-peer*.

En el caso del transporte urbano de pasajeros, la configuración

final del mercado es sustancialmente diferente. Los consumidores valoran que el vehículo llegue de forma inmediata. En consecuencia, la oferta y la demanda tienen que casar en tiempo real y rápidamente. Los usuarios valoran la seguridad y que el servicio sea rápido y no tienen una preferencia fuerte por otras características. En este sentido, la heterogeneidad de la oferta y de la demanda es menos relevante que en el caso anterior. Por lo tanto, la configuración de mercado que surge como la forma más eficiente para casar oferta y demanda y determinar el precio es un sistema centralizado. UberX constituye un buen ejemplo. A pesar de que los pasajeros solicitan un servicio, el sistema no les permite que elijan a un conductor en particular. Por su parte, los conductores aceptan viajes, pero el sistema no les permite elegir al pasajero. El sistema asigna conductores a pasajeros de una forma centralizada, manteniendo los costes de transacción bajos y una experiencia conveniente y práctica para el usuario. Los precios también son contingentes en las condiciones de oferta y demanda, si bien se determinan de forma centralizada. Existe una tarifa por el viaje, que refleja tanto la distancia como el tiempo.

El tercer reto al que se enfrenta un mercado *peer-to-peer* es el de crear confianza en las transacciones (Einav *et al.,* 2016; Horton y Zeckhauser, 2016; Spence, 2015; Sundararajan, 2014a). La confianza resulta un elemento crucial en la economía *gig* porque las transacciones son más íntimas y existe un margen considerable para que los consumidores hagan un mal uso de activos valiosos, como los coches o las casas. La creación de un entorno de confianza es lo que hace posible que tengan lugar y a gran escala multitud de transacciones para compartir activos entre personas que nunca se han conocido.

Existen distintas formas de crear confianza (Einav *et al.,* 2016): la inspección, la exigencia del cumplimiento de requisitos y la reputación. Los mercados *peer-to-peer* recurren en distinto grado a todos estos mecanismos. Los conductores de UberX tienen que cumplir con unos estándares de calidad mínimos determinados por la plataforma. Airbnb ofrece a sus anfitriones la posibilidad de certificar fotos de sus alojamientos y de verificar su identidad y la de los huéspedes. Sin embargo, los mecanismos de reputación son el principal instrumento utilizado por los mercados *peer-to-peer* para asegurar que las transacciones son fiables. De hecho, la importancia de estos mecanismos en los mercados *peer-to-peer* constituye uno de sus rasgos distintivos en comparación con los mercados físicos tradicionales. Los sistemas de reputación pueden alcanzar un alto grado de sofisticación. Por ejemplo, Uber utiliza un sistema de evaluación y valoración bidireccional mediante el cual los pasajeros evalúan a los conductores y viceversa. Los conductores y los pasajeros pueden ser expulsados de la plataforma si su puntuación se sitúa por debajo de un umbral determinado.

Einav *et al.* (2016) construyen un modelo para analizar el impacto de los mercados *peer-to-peer* en los operadores tradicionales de sectores como el del alojamiento turístico o el del transporte urbano. Modelizan un mercado donde los productores *peer* compiten con los operadores tradicionales en estos sectores, que afrontan una inversión inicial en una capacidad dedicada. Por su parte, los productores *peer* constituyen una oferta flexible que no incurre en dichos costes fijos iniciales. En un mercado en el que únicamente hay operadores tradicionales, la oferta es fija y hay una mayor variabilidad de precios. Si además se añade esa oferta flexible (*peer*) la capacidad se vuelve más flexible y aumenta la elasticidad de la oferta. A medida que aumenta la capacidad de respuesta de la oferta a variaciones en la demanda, los precios fluctúan menos. La literatura empírica confirma que los mercados *peer-to-peer* aumentan la elasticidad de la oferta. Por ejemplo, Brodeur y Nield (2016) analizan si la entrada de Uber en la ciudad de Nueva York hizo que fuese más fácil encontrar servicios de taxi en días lluviosos. Uno de sus resultados indica que en los días de lluvia el número de vehículos de Uber aumenta un 25 por 100, mientras que el número de taxis lo hace solamente en un 4 por 100. Por su parte, Zervas, Proserpio y Byers (2017) muestran cómo la entrada de Airbnb incrementa la elasticidad de la oferta en el sector del alojamiento turístico.

Einav *et al.* (2016) analizan los factores que inciden en la aparición de producción *peer* en un mercado en concreto. En primer lugar, los costes relativos entre oferta dedicada y oferta flexible. Si la necesidad de inversión inicial es relativamente baja, la producción *peer* será menos probable. En segundo lugar, la visibilidad en el mercado y los costes de publicidad. A medida que estos costes aumentan, la probabilidad de que se desarrolle la oferta *peer* será menor. En tercer lugar, la variabilidad de la demanda. En mercados en los que la demanda es variable, la

forma eficiente de producción implica que tiene que existir una parte de la capacidad que únicamente opera en períodos pico. Disponer de capacidad dedicada que únicamente opera en momentos pico es más costoso que tener una oferta de productores flexibles ofertando sus servicios en dichos momentos. La variabilidad de la demanda es elevada tanto en el sector del alojamiento turístico como en el sector del transporte urbano. Por este motivo, existe una racionalidad económica para que la oferta flexible (*peer*) tenga un papel que jugar en estos mercados. La evidencia empírica confirma que cuando el progreso tecnológico lo ha permitido, los productores flexibles han entrado con fuerza en estos dos sectores, gracias a plataformas como Airbnb en el segmento del alojamiento turístico o a Lyft o Uber en el sector de transporte urbano. Es más, hasta la fecha, estos sectores son los que se han visto más afectados y convulsionados por la irrupción de la economía colaborativa.

Sundararajan (2014a) destaca algunos de los efectos económicos de los mercados *peer-to-peer*. En primer lugar, expanden las posibilidades de consumo, creando nuevas experiencias para los consumidores y aumentando la variedad. Por ejemplo, gracias a Airbnb los consumidores se benefician de una oferta más diferenciada y de un rango más amplio de opciones, que antes no se encontraban disponibles. En segundo lugar, aumentan la productividad, permitiendo un uso más eficiente del capital físico y humano. En tercer lugar, fomentan el emprendimiento y la innovación. Al reducir las barreras de entrada y los riesgos de convertirse en un empresario, dan la oportunidad a los individuos de emprender proyectos que de otra manera no hubiesen emprendido. En cuarto lugar, desencadenan cambios en los mercados de activos porque afectan a la liquidez de los activos y a los patrones de consumo e inversión.

Los mercados *peer-to-peer* facilitan la entrada en los mercados a través de distintos canales, la mayor parte de ellos mencionados con anterioridad. En primer lugar, reducen las barreras de entrada y permiten que los productores individuales (*peer*) compitan con los operadores incumbentes. Las plataformas *peer-to-peer* permiten que los individuos compartan costes fijos —como los costes publicitarios— reduciendo la escala mínima eficiente. Los sistemas de reputación contribuyen a facilitar la entrada en un mercado de forma notable. Por ejemplo, tradicionalmente, los conductores de taxi de Londres han tenido que emplear años de estudio para obtener el permiso de conducir un taxi. Sin embargo, el proceso de selección para convertirse en conductor de Uber puede llevar unas cuantas horas o unos días (Einav *et al.*, 2016). En segundo lugar, reducen los costes de transacción. Gracias a las nuevas tecnologías y a los sistemas de pago electrónico actuales, resulta mucho más fácil realizar transacciones económicas tanto para los compradores como para los vendedores. En tercer lugar, reducen los costes de búsqueda; por ejemplo, el coste de encontrar a un conductor por la noche o un apartamento disponible en una fecha concreta. En cuarto lugar, permiten a los individuos disponer de los recursos que tradicionalmente solo tenían las empresas (Horton y Zeckhauser, 2016). En quinto lugar, solucionan problemas de información. En suma, los mercados *peer-to-peer* hacen que sea más fácil convertirse en un oferente. Por este motivo, tienen un enorme potencial para expandir la oferta de forma significativa.

Al facilitar la expansión de la oferta, aumentan la presión competitiva (Einav *et al.*, 2016; Zervas *et al.*, 2017; Stallibrass y Fingleton, 2016; CNMC (Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia), 2016b (11); FTC, 2013). Los mercados *peer-to-peer* constituyen un proveedor alternativo e innovador en el mercado. Plataformas como Airbnb y Uber intensifican la competencia y benefician a los consumidores de múltiples maneras, y en concreto a través de unos precios menores o de una mayor cantidad, variedad o innovación. Una entrada y una competencia más intensas a raíz de la entrada de nuevos modelos de negocio genera reacciones competitivas beneficiosas por parte de los operadores incumbentes. Los incumbentes pueden responder reduciendo sus precios, aumentando su eficiencia productiva o innovando más a través de la introducción de nuevos bienes y servicios. La sección que sigue a continuación revisa la evidencia empírica sobre los efectos de los mercados *peer-to-peer* en los mercados y el bienestar.

III. IMPACTO DE LA ECONOMÍA *GIG* EN LOS MERCADOS Y EL BIENESTAR: LA EVIDENCIA EMPÍRICA

Esta sección revisa la literatura empírica más relevante dedicada a analizar el impacto de los mercados *peer-to-peer* en los mercados y el bienestar. La literatura abarca desde análisis relativamente descriptivos hasta investigación más sofisticada cen-

trada en estudiar el efecto causal de los mercados *peer-to-peer*. En términos generales, la literatura concluye que los mercados *peer-to-peer* tienen un impacto positivo. Fomentan la eficiencia, reducen las barreras de entrada, promueven la competencia, reducen los precios y aumentan el bienestar. La revisión que se lleva a cabo en esta sección abarca estudios en los ámbitos del alojamiento turístico y el transporte urbano. En todo caso, se presta una atención especial a los que versan sobre el impacto en el segundo de estos ámbitos.

Cramer y Krueger (2016) analizan la eficiencia de los mercados *peer-to-peer* comparando las diferencias en la utilización de la capacidad entre conductores de UberX y taxistas en Estados Unidos. Las medidas de utilización de la capacidad que construyen son dos: i) el porcentaje de tiempo que los conductores tiene un cliente en su vehículo o ii) el porcentaje de millas en el que han llevado a un pasajero en su vehículo. Los autores estiman la utilización de la capacidad total para un conjunto de ciudades en Estados Unidos (12) empleando distintas fuentes de información.

Sus resultados sugieren que la tasa de utilización de la capacidad es mayor en el caso de UberX que en el caso de los taxis. En primer lugar, en términos medios, los conductores de UberX tienen un pasajero en su vehículo la mitad de su tiempo. Este resultado es similar en todas las ciudades analizadas. Por el contrario, los conductores de taxi tienen un pasajero en su vehículo entre un 30 por 100 y un 50 por 100 de su tiempo, dependiendo de la ciudad. En segundo lugar, los conductores de UberX son más productivos en términos de millas realizadas con un pasajero en el vehículo. Por ejemplo, en las ciudades de Los Ángeles y Seattle, los conductores de UberX tiene un pasajero en un 64,2 por 100 y 55,2 por 100 de las millas realizadas, mientras que en el caso de los taxis en estas dos ciudades los porcentajes descienden al 40,7 por 100 y al 39,1 por 100. Utilizando una media para todas las ciudades y medidas, la utilización de la capacidad total es un 38 por 100 mayor para los conductores de UberX. Ignorando los costes fijos y asumiendo una tarifa lineal, estos resultados sugieren que en términos medios los conductores de UberX podrían establecer un precio un 28 por 100 inferior a las tarifas del taxi y generar el mismo ingreso por hora. En la ciudad de Los Ángeles, donde se observa el mayor diferencial en términos de utilización de la capacidad, las tarifas podrían reducirse en un 37 por 100.

Los autores sugieren distintos factores que podrían explicar la mayor tasa de utilización de la capacidad en los conductores de UberX. En primer lugar, UberX utiliza una tecnología mejor para emparejar a conductores con pasajeros. Los operadores de taxi todavía recurren a tecnologías que se remontan a los años cuarenta del siglo XX, o si no, a la circulación por la vía pública y captación directa de clientes en la calle. En segundo lugar, UberX ha alcanzado una escala mayor, lo que genera eficiencias de red. En tercer lugar, la regulación ineficiente en el sector del taxi. Por ejemplo, las restricciones que impiden que un taxista que ha realizado un trayecto hasta una jurisdicción que no es la suya pueda recoger a otro pasajero en dicha jurisdicción para el trayecto de retorno. La regulación exige que el taxi vuelva vacío a su jurisdicción. En cuarto lugar, UberX utiliza mecanismos de precio innovadores —fundamentalmente, el *surge pricing*— que mejoran la respuesta de la oferta a cambios en la demanda. En comparación con los precios regulados del sector del taxi, estos mecanismos de precio son más eficientes y mejoran el emparejamiento entre oferta y demanda.

Los mercados *peer-to-peer* intensifican la competencia y tienen un efecto disruptivo en los mercados. Zervas *et. al.* (2017) estiman el efecto de Airbnb en la industria hotelera tradicional. En particular, analizan el impacto de la entrada de Airbnb en el sector hotelero de Texas (Estados Unidos) —en concreto, en el ingreso por habitación— y proporcionan evidencia sobre patrones de sustitución y efectos competitivos. El artículo utiliza datos procedentes del portal Airbnb y datos de ingresos por habitación de registros públicos que abarcan aproximadamente 3.000 hoteles en Texas. Para estimar el efecto causal de la entrada de Airbnb la estratégica empírica que utilizan se apoya en un modelo de diferencias en el que la entrada de Airbnb es la variable de intervención (tratamiento). Puesto que disponen de datos para varios años y la entrada de Airbnb en Texas fue secuencial —tanto en el espacio como en el tiempo—, los autores explotan esta variabilidad espaciotemporal para estimar el efecto causal de la entrada de Airbnb en el ingreso por habitación.

Obtienen distintos resultados empíricos. En primer lugar, la entrada de Airbnb tiene un impacto negativo en términos de ingreso por habitación. En la es-

pecificación preferida de los autores, cada incremento adicional del 10 por 100 en el tamaño del mercado de Airbnb conduce a una reducción del 0,39 por 100 en los ingresos por habitación. En el caso de Austin, donde la oferta de Airbnb es relativamente más elevada, el impacto causal en los ingresos por habitación se encuentra en un intervalo del 8 por 100-10 por 100. En segundo lugar, la entrada de Airbnb genera reacciones competitivas por parte de los operadores incumbentes en la industria hotelera. En el corto plazo, sus resultados indican una pequeña reducción en el grado de ocupación hotelera y una reducción significativa en los precios. En tercer lugar, la entrada de Airbnb aumenta la elasticidad de la oferta. Airbnb incrementa de forma flexible e instantánea la oferta en los períodos en los que la demanda es elevada, limitando el poder de los hoteles para afectar el precio en períodos pico de demanda. En cuarto lugar, el impacto de Airbnb varía en función del tipo de hotel. Los hoteles de precio relativamente bajo y los hoteles independientes experimentan de forma más acusada la entrada de Airbnb. Por el contrario, los hoteles relativamente más caros, las cadenas hoteleras y los hoteles especializados en la celebración de congresos se ven relativamente menos afectados.

En relación con los mercados *peer-to-peer* en el transporte urbano de pasajeros, Canada Competition Bureau (2015) proporciona evidencia descriptiva sobre la dinámica de corto plazo tras la entrada de plataformas como Uber o Lyft. El análisis destaca el impacto positivo de los mercados *peer-to-peer* en variables que son relevantes para el bienestar del consumidor. En primer lugar, reducen los tiempos de espera, porque aumentan la oferta total de vehículos, utilizan nuevas tecnologías que mejoran el emparejamiento entre oferta y demanda y promueven, mediante sistemas de valoración y generación de reputación, la calidad y la rapidez con la que los conductores prestan sus servicios, mediante sistemas de valoración y generación de reputación. Por ejemplo, en las ciudades canadienses de Toronto y Ottawa los tiempos de espera son menores en los trayectos realizados en Uber (2-4 minutos en Toronto; 3,7 minutos en Ottawa) que en los trayectos de taxi (9; 5-15). En segundo lugar, reducen los precios. Las plataformas son más baratas que los operadores de taxi tradicionales (13) —ésta es una de las razones principales por las cuales los consumidores las utilizan en lugar de recurrir a los servicios de taxi tradicional— y además generan reacciones competitivas positivas por parte de los operadores incumbentes tradicionales en el sector del taxi. Después de la entrada de Uber en la ciudad de Toronto, las autoridades locales redujeron la tarifa regulada en los servicios de taxi aproximadamente un 25 por 100, para permitir que los operadores tradicionales tuvieran una mayor capacidad de competir con Uber. En tercer lugar, mejoran la experiencia del consumidor y la hacen más práctica y conveniente. Por ejemplo, las encuestas realizadas a los consumidores en Ottawa indican que la experiencia de los consumidores es más satisfactoria con respecto a Uber que con respecto a los de los taxis tradicionales (City of Ottawa, 2015). Las reacciones competitivas de los incumbentes también son relevantes en el caso de las variables no precio, como, por ejemplo, la experiencia del consumidor y si ésta es práctica y conveniente para él. En 2015, un mes después de que el Alto Tribunal determinase que Uber podía prestar servicios en Londres, los taxis tradicionales en esta ciudad comenzaron a aceptar el pago con tarjeta y otros medios electrónicos *sin contacto* (14).

Desde el punto de vista de la disponibilidad del servicio, Bialik, Flowers, Fischer-Baum y Mehta (2015) muestran cómo los mercados *peer-to-peer* en los servicios de transporte urbano mejoran la provisión de servicios a los segmentos de demanda que tradicionalmente han sido relativamente menos cubiertos por el monopolio del taxi, como es el caso de las áreas urbanas periféricas. Utilizando datos de la ciudad de Nueva York, su análisis indica que los taxis tradicionales tienden a concentrarse relativamente más en las zonas más densas de la ciudad, dejando relativamente más desabastecidas las áreas más periféricas. En 2014, un 22 por 100 de los viajes en Uber empezaron fuera de Manhattan, en comparación con un 14 por 100 en el caso de los taxis amarillos tradicionales y los taxis verdes. Esta evidencia sugiere que la entrada de nuevas plataformas aumenta la disponibilidad de la oferta en áreas relativamente más alejadas del centro de las ciudades. Una conectividad más intensa y más eficiente de las ciudades promueve las oportunidades económicas y laborales de las personas que viven en estas áreas. Además, intensifica las economías de aglomeración y promueve el crecimiento económico.

Puesto que los *mercados peer-to-peer* intensifican la competencia, contribuyen a disipar las rentas ineficientes. Un caso interesante es su impacto en el valor de las licencias de taxi en

el mercado secundario. El valor de estas licencias representa el valor descontado de las rentas supracompetitivas futuras en un entorno no competitivo, de monopolio. Por tanto, si la entrada y la competencia se intensifican, el valor de una licencia se reducirá a medida que las rentas monopolísticas se disipen. Esto es lo que ha ocurrido en varios mercados del taxi en los que los mercados *peer-to-peer* han entrado con capacidad efectiva de competir. Bagchi (2017) analiza los cambios en el precio de las licencias de taxi en las ciudades de Nueva York (período 2009-2016) y Chicago (2007-2016). El estudio encuentra una caída de aproximadamente el 50 por 100 en los precios de la licencia de taxi en la ciudad de Nueva York y de aproximadamente el 80 por 100 en la ciudad de Chicago, desde el pico que alcanzaron en 2013-2014 hasta 2016. A su vez, el análisis sugiere una correlación positiva entre el precio de las licencias y los ingresos del sector del taxi y una correlación negativa entre los precios de las licencias y los *proxys* utilizados para medir la intensidad de la competencia por parte de Uber y Lyft en ambas ciudades.

Finalmente, algunos estudios se han centrado en cuantificar el valor que los mercados *peer-to-peer* tienen para los consumidores. Un estudio interesante es Cohen, Hahn, Hall, Levitt y Metcalfe (2016), que estima el excedente del consumidor generado por UberX en Estados Unidos. Estos autores realizan estimaciones del excedente del consumidor en cuatro ciudades de Estados Unidos, extrapolando los resultados, un cálculo para el conjunto de Estados Unidos.

El análisis explota una base de datos sobre viajes individuales en UberX y recurre al algoritmo de *surge pricing* de Uber para identificar cambios en los precios (15). A través del *surge pricing*, UberX utiliza información sobre las condiciones de oferta y demanda a nivel local para determinar los precios de equilibrio. Los cambios en los factores de oferta y demanda, tanto a nivel geográfico como temporal, pueden dar lugar a cambios en las tarifas básicas. En función de las condiciones del mercado, los consumidores puedan afrontar tarifas que son mayores que las tarifas básicas de Uber (1,0x). Por ejemplo, 1,2x, que correspondería a una tarifa un 20 por 100 mayor que la tarifa básica. Los autores utilizan información detallada sobre la forma en la que los consumidores reaccionan a cambios en los precios vía *surge pricing*. En particular, pueden observar si los consumidores aceptan o rechazan viajes cuando hay un aumento en el precio. Esta información sobre los patrones de comportamiento de los consumidores es crucial en su estrategia para estimar una curva de demanda.

El estudio asume que, si bien los precios de Uber no son aleatorios, puesto que dependen de factores de oferta y de demanda, sí que existe un elemento de aleatoriedad desde el punto de vista del consumidor (16). Esto permite a los autores aplicar la técnica de diseño de discontinuidad en la regresión para estimar la elasticidad de la demanda a nivel local utilizando todo un rango de *surge prices* para Chicago, Los Ángeles, Nueva York y San Francisco. A partir de estas estimaciones de la elasticidad, los autores calculan que el excedente del consumidor derivado de utilizar UberX en dichas ciudades representó en torno a 2,88 billones de dólares en 2015. Asumiendo una relación proporcional entre excedente del consumidor y reservas brutas en la plataforma UberX, el artículo extrapola los resultados al conjunto de Estados Unidos y estima que el excedente del consumidor derivado de UberX para la economía de Estados Unidos asciende a 6,76 billones de dólares.

IV. DESAJUSTE ENTRE EL MARCO NORMATIVO VIGENTE Y LA ECONOMÍA *GIG*

Los mercados *peer-to-peer* tienen un potencial enorme para aumentar el bienestar y beneficiar a la sociedad. Por desgracia, en muchas ocasiones el marco normativo obstaculiza el desarrollo de los *mercados peer-to-peer* en la economía. Tanto en España como en otros países, los modelos de negocio que ha traído consigo la economía *gig* afrontan numerosos obstáculos para desarrollarse y competir.

El sector del taxi es un caso interesante. En la actualidad, los servicios prestados por Uber afrontan restricciones severas, o incluso prohibiciones directas, en multitud de ciudades y países. España constituye un ejemplo formidable. Desde finales de 2014, UberX está prohibido en España por orden judicial (17). En la actualidad, Uber presta servicios en España, aunque solo en las ciudades de Madrid y —desde marzo de 2018— en Barcelona (18). Sin embargo, esta plataforma afronta numerosas restricciones normativas —a nivel nacional, regional y local— que obstaculizan de forma muy severa su capacidad de competir.

Puesto que el caso español es muy ilustrativo, esta sección realiza una breve panorámica de las

restricciones a la competencia en el sector del taxi en España y evalúa estas restricciones desde la óptica de la eficiencia y el bienestar. Por su parte, la sección que sigue a continuación (sección quinta) analiza la pérdida en el bienestar del consumidor ocasionada por estas restricciones.

Los taxis son vehículos relativamente pequeños que prestan servicios de transporte de pasajeros entre distintos puntos del territorio, normalmente en áreas urbanas (OCDE, 2007). Tradicionalmente, estos servicios se han prestado en tres segmentos del mercado: contratación directa en la calle, paradas y servicios precontratados. La contratación directa en la calle y las paradas son más predominantes en áreas urbanas de alta densidad, mientras que los servicios precontratados han estado tradicionalmente más presentes en zonas más periféricas de las ciudades y en zonas rurales. La regulación existente en muchos países distingue entre taxis y vehículos de alquiler con conductor, a pesar de que desde un punto de vista económico el servicio que prestan ambos tipos de vehículos es idéntico. De acuerdo con el marco normativo vigente en España, los vehículos de alquiler con conductor solo pueden operar en el servicio de precontratación. El marco normativo prohíbe la prestación de servicios por parte de estos vehículos tanto en la contratación directa en la calle como en las paradas.

Durante la última década y en distintos países, el progreso tecnológico ha tenido un efecto disruptivo en la prestación de servicios de taxi, afectando tanto a la forma en la que se prestan estos servicios como la configuración de los segmentos tradicionales en este mercado. Las nuevas aplicaciones como Uber permiten a los usuarios utilizar su teléfono móvil para localizar un vehículo en un área urbana, contratar de forma rápida y fácil sus servicios, disponer de información sobre el vehículo y el conductor antes de la contratación, recibir el servicio en un período de tiempo muy corto, monitorizar el itinerario del vehículo, estimar el precio que tendrá que pagar por el viaje y pagar electrónicamente a través de una aplicación. El *e-hailing* (contratación en la calle, pero de forma electrónica), que ha transformado la industria del taxi para siempre, combina elementos de la contratación directa en la calle clásica —puesto que el servicio es relativamente inmediato— y de la precontratación —puesto que el taxi no se para en la calle, sino que se contrata de forma electrónica a través de una aplicación—. El *e-hailing* ha aparecido como un servicio sustitutivo de la contratación en la calle tradicional, intensificando la competencia (FTC, 2013).

Como en muchos otros países, el sector del taxi en España ha estado regulado como un monopolio legal durante décadas. Todavía lo está. Las restricciones de cantidad vía límites cuantitativos y las restricciones a la competencia en precios constituyen los pilares principales sobre los que se configura este régimen de monopolio. En primer lugar, las administraciones públicas —fundamentalmente a nivel local— limitan el número máximo de taxis que pueden operar en un área geográfica determinada, ya sea un municipio o una zona metropolitana más amplia en determinados casos. En las dos últimas décadas, el número de licencias de taxi apenas ha crecido en España. La entrada en este sector se encuentra bloqueada. En segundo lugar, las administraciones públicas —fundamentalmente a nivel local— regulan las tarifas de taxi, que generalmente tienen un carácter fijo. Por tanto, no existe competencia en precios en este sector de actividad.

El marco normativo establece que los operadores de taxi podrán coordinarse a través de sus asociaciones para hacer propuestas a las administraciones públicas sobre tarifas, licencias u otros elementos de la regulación. Por tanto, el marco normativo actual incluye todos los ingredientes necesarios para que en este sector exista un cártel que funcione bien: i) restricciones de cantidad (límite cuantitativo); ii) prohibición de competir en precio; y iii) coordinación de los operadores. De hecho, el sector del taxi en España opera como un cártel legal. Las estimaciones cuantitativas que se presentan en la siguiente sección confirman que los efectos de este cártel son los que predice la teoría económica básica: unos precios más elevados, un menor nivel de producción y una pérdida de bienestar.

Los servicios que prestan los vehículos de alquiler con conductor también están notablemente regulados. En primer lugar, el marco normativo prohíbe que este tipo de vehículos presten servicios en los segmentos de contratación directa en la calle y en las paradas. En segundo lugar, la oferta de los vehículos de alquiler con conductor se encuentra sujeta a un límite cuantitativo. El número máximo de vehículos que pueden operar se encuentra fijado —a través de una ratio (19)— al número de taxis. Por tanto, la entrada se encuentra significativamente bloqueada. A pesar de que los

vehículos de alquiler con conductor tienen libertad para establecer su precio —sus tarifas no están reguladas— el límite cuantitativo es tan férreo y tan restrictivo que el impacto de estos vehículos en términos de disciplina competitiva es insignificante. Los vehículos de alquiler con conductor no constituyen una restricción competitiva en el comportamiento del cártel del taxi. A su vez, tanto los taxis como los vehículos de alquiler con conductor están sometidos a una regulación de calidad y a restricciones adicionales, como es el caso de las restricciones geográficas a la prestación del servicio. Los vehículos de alquiler con conductor afrontan un marco más restrictivo que los taxis en términos del número mínimo de vehículos requeridos para poder operar, entre otras. Finalmente, la normativa prohíbe que los vehículos de alquiler con conductor puedan circular por el carril bus/taxi.

La normativa vigente en España ha dado lugar a una dualidad regulatoria entre los taxis y los vehículos de alquiler con conductor. A pesar de que estas dos tipologías de vehículos prestan un servicio económicamente idéntico, se encuentran sujetos a normativas distintas que conforman este régimen dual. La razón por la que existe este régimen dual es solamente una: el objetivo de las administraciones públicas en España de blindar al cártel del taxi frente a la competencia. Por ejemplo, como los vehículos de alquiler con conductor tienen libertad para establecer sus precios, las administraciones públicas limitan la oferta de estos vehículos a través de un límite cuantitativo. La eliminación total de este límite cuantitativo equivaldría a la práctica demolición del régimen de monopolio en servicios de taxi. Otras restricciones que afrontan los vehículos de alquiler con conductor existen por la misma razón. Por tanto, las restricciones a la competencia incluidas en la normativa de vehículos de alquiler con conductor no son sino un corolario de regulación ineficiente: solo existen para proteger un régimen de monopolio en los servicios de taxi que es de por sí ineficiente y carece de justificación.

El marco normativo en materia de taxis y vehículos de alquiler con conductor impide la entrada a los modelos de negocio propios de la economía *gig*. Los límites cuantitativos restringen el número de vehículos con licencia, ya se trate de taxis o de vehículos de alquiler con conductor. Por tanto, la entrada de nuevos vehículos con licencia se encuentra básicamente bloqueada. A su vez, las administraciones públicas españolas consideran que prestar servicios en estas dos tipologías de vehículos sin disponer de un vehículo con licencia es ilegal. En consecuencia, a los vehículos de una plataforma como UberX (modelo de Estados Unidos) no se les permite prestar servicio en España. Un servicio como UberPool —el servicio de Uber que permite que diferentes pasajeros compartan un viaje— también está prohibido en España, puesto que el marco normativo vigente prohíbe esta forma de utilización de un taxi o un vehículo de alquiler con conductor. Otros tipos de modelos, como UberX (modelo de España) o el que utiliza Cabify (20) prestan servicio en la actualidad en algunas ciudades. Sin embargo, el número de licencias para los vehículos de alquiler con conductor se encuentra tan limitado que ni Uber ni Cabify pueden disponer de una masa crítica de vehículos para poder competir de forma efectiva. El desajuste entre la normativa y la economía *gig* es también claro en otros casos. Una plataforma como Uber desea poder competir en precio y utilizar fórmulas de precio dinámico, como el *surge pricing*. Sin embargo, el marco normativo en servicios de taxi es incompatible con este modelo: las tarifas están reguladas y no se permite competir en precios. Adicionalmente, los nuevos modelos de negocio utilizan sistemas de evaluación y mecanismos reputacionales para asegurar la calidad. Por el contrario, la normativa de taxi y vehículos de alquiler con conductor buscan solucionar los problemas de calidad con los tradicionales requisitos *ex-ante*. En suma, el marco normativo vigente impide la entrada de los modelos de negocio propios de la economía *gig* en servicios de taxi o similares y se encuentra claramente desalineado con su forma de operar.

El régimen de monopolio en los servicios de taxi tiene un impacto negativo en términos de bienestar. Los límites cuantitativos reducen la rivalidad y la competencia y tienen multitud de efectos negativos. En primer lugar, reducen la disponibilidad de vehículos. Esto resulta perjudicial para todos los consumidores, pero especialmente para aquellos colectivos con movilidad reducida, como las personas con alguna discapacidad o las personas mayores. La evidencia empírica confirma que las restricciones de cantidad reducen la disponibilidad de vehículos, crean escasez y limitan la libertad de elección de los consumidores. En el Reino Unido, el número de taxis en relación con la población total era menor en las áreas sometidas a una restricción cuantitativa que en las áreas sin estas restriccio-

nes de cantidad (OFT, 2003). En Irlanda, el número de taxis se incrementó en un 272 por 100 cinco años después de que el límite cuantitativo se eliminase en el año 2000 (Commission for Taxi Regulation, 2009). En Nueva Zelanda, el número de taxis aumentó un 160 por 100 desde 1989 —cuando el límite cuantitativo se eliminó— hasta 1994 (Bekken, 2006).

En segundo lugar, los límites cuantitativos aumentan el tiempo de espera para los consumidores. Adicionalmente, desincentivan a los operadores de taxi a incrementar su calidad e innovar. La evidencia empírica sugiere que los tiempos de espera se reducen y la calidad aumenta cuando se eliminan los límites cuantitativos. Por ejemplo, en el Reino Unido el tiempo de espera era un 2 por 100-7 por 100 menor en las áreas sin restricción cuantitativa que en las áreas con restricción cuantitativa, todo los demás constante (OFT, 2003). Un menor tiempo de espera conduce a ahorros de tiempo que resultan valiosos para los consumidores. Adicionalmente, la entrada reciente de plataformas como Uber o Lyft en distintas ciudades ha incrementado la disponibilidad de vehículos, mejorado la calidad del servicio, aumentado la innovación, y reducido los tiempos de espera para los consumidores (Canada Competition Bureau, 2015).

En tercer lugar, los límites cuantitativos distorsionan las decisiones de elección de los consumidores entre opciones de transporte (OFT, 2003). Esta distorsión reduce el bienestar porque fuerza a los consumidores a elegir opciones de transporte que valoran menos que los servicios de taxi. En el Reino Unido, el 15 por 100 de los consumidores pertenecientes a áreas en las que existían restricciones de cantidad consideraron que la razón por las que finalmente elegían opciones distintas y menos preferidas que el taxi eran los altos tiempos de espera en esta modalidad de transporte (OFT, 2003). Es más, la cuota de los servicios de taxi en el segmento de servicios de transporte ha seguido una tendencia decreciente en muchos países (OCDE, 2007). Uno de los factores que se encuentra detrás de esta tendencia de largo plazo es un marco regulatorio restrictivo que ha elevado los precios y el tiempo de espera.

En cuarto lugar, los límites cuantitativos crean una escasez artificial de taxis, que se refleja en el valor de las licencias de taxi en el mercado secundario. Es más, el valor artificial de las licencias de taxi afecta de forma indirecta a las tarifas reguladas, que normalmente se fijan dentro de un marco regulatorio de coste-plus. En consecuencia, dinámicamente, este hecho contribuye a un círculo vicioso que conduce a incrementos adicionales en las tarifas reguladas y en el valor de las licencias de taxi (OCDE, 2007).

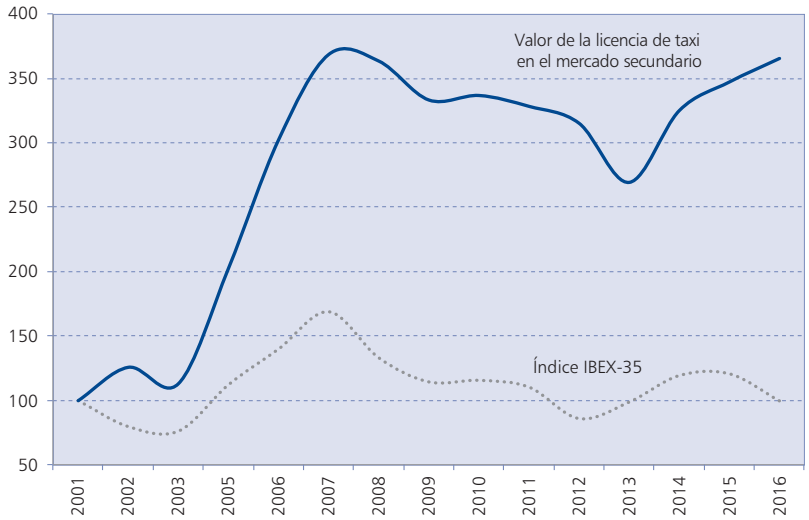
En España, en el año 2015 el valor de una licencia en el mercado secundario ascendió a 220.271 euros en San Sebastián, 215.000 euros en Santander, 205.957 euros en Palma de Mallorca, 190.000 euros en Segovia, 142.254 euros en Madrid o 139.750 euros en Toledo (21). Es más, la escasez aumenta con el tiempo, porque los procedimientos utilizados por las administraciones públicas para controlar la oferta se encuentran en último término sometidos a la influencia y a las actuaciones de presión de las asociaciones de taxi. Las administraciones públicas, tanto en España como en otros países, responden a los esfuerzos de presión (*lobbying*) restringiendo la oferta (22), lo que conduce a un aumento de las rentas que obtienen los operadores incumbentes. La captura regulatoria (Stigler, 1971; Peltzman, 1976) es un fenómeno común en el sector del taxi (OCDE, 2007; Fingleton, Evans y Hogan, 1997). Las presiones a través de actividades de *lobbying* y la captura regulatoria son las razones por las cuales el número de taxis no responde a cambios en factores de oferta y demanda. En España, el número de licencias de taxi apenas ha cambiado durante las dos últimas décadas, y en muchas de sus regiones y municipios se ha reducido en las últimas décadas. Por ejemplo, en el Área Metropolitana de Barcelona no se han expedido nuevas licencias de taxi desde el año 1980, a pesar de que la población y el producto interior bruto han crecido de forma sustancial. En la ciudad de Bilbao no se han expedido nuevas licencias de taxi desde 1978 (23), hace cuatro décadas.

Gracias a los esfuerzos en materia de presión (*lobbying*), la captura regulatoria y la creciente escasez, el valor de las licencias de taxi sigue una tendencia creciente. Con el paso del tiempo, las licencias de taxi pueden convertirse en un activo con una elevada rentabilidad, mayor incluso que el retorno de un activo bursátil. Por ejemplo, entre 1987 y 2016, la tasa de crecimiento anual compuesta del valor de una licencia de taxi en el Área Metropolitana de Barcelona fue del 6,4 por 100, en comparación con la tasa del 4,2 por 100 observada en el caso del IBEX-35, el

principal índice bursátil de referencia español. En términos absolutos, el valor de una licencia de taxi ha aumentado un 503,7 por 100 entre 1987 y 2016, en comparación con el 233,7 por 100 en el caso del índice IBEX-35. Entre 2001 y 2016, el retorno ha sido significativamente más alto en el caso de la licencia de taxi (gráfico 1). En un mercado competitivo, una licencia no tendría valor. Por tanto, esta dinámica muestra el extraordinario grado de ineficiencia generado por el régimen de monopolio en servicios de taxi.

GRÁFICO 1
VALOR DE UNA LICENCIA DE TAXI DEL ÁREA METROPOLITANA DE BARCELONA EN EL MERCADO SECUNDARIO Y DEL ÍNDICE IBEX-35. 2001-2016 (2001 = BASE 100)

(2001 = BASE 100)



Nota: Un gráfico similar a éste y hecho utilizando datos idénticos también fue insertado en el *Informe Económico sobre el Decreto 314/2016, relativo a la actividad de mediación en los servicios de taxi en Cataluña,* Subdirección de Análisis Económico de la CNMC, 15 de junio de 2017 (CNMC, 2017).

Fuentes: Elaborado a partir de i) datos sobre el valor de las licencias de taxi en el Área Metropolitana de Barcelona del Instituto Metropolitano del Taxi del Área Metropolitana de Barcelona y ii) datos del índice Ibex-35 del Banco de España. Para el año 2004 no existe un dato disponible sobre el valor de una licencia de taxi.

Las restricciones de cantidad vía límites cuantitativos en servicios de taxi carecen de justificación desde la óptica del bienestar. La OCDE (2007) repasa muchas de las posibles justificaciones para restringir la oferta. Entre todos los argumentos posibles en favor de los límites cuantitativos, el más prometedor *a priori* sería el relacionado con la congestión y la contaminación. Los partidarios de este argumento sostienen que la libertad de entrada —es decir, la ausencia de una restricción de entrada vía límite cuantitativo— conduciría a que el número de taxis fuese excesivo, lo que a su vez produciría externalidades vinculadas a la congestión y la contaminación (Shreiber, 1975). Sin embargo, un problema con este argumento es que la congestión y la contaminación podrían llegar a ser menores en un régimen de libertad de entrada. Este entorno menos restrictivo incrementaría el número de taxis y reduciría el tiempo de espera. En consecuencia, podría generar un efecto sustitución entre taxis y vehículos privados y, de este modo, un menor grado de utilización del vehículo privado y, por tanto, un menor grado de contaminación y congestión originados en los vehículos privados (OCDE, 2007; Frankena y Pautler, 1984). Este efecto sería más intenso en un escenario en el que tampoco existiesen restricciones a la competencia en precios. Es más, en el entorno tecnológico actual, la entrada de los nuevos modelos de negocio de la economía *gig* podría contribuir adicionalmente a reducir el grado de congestión y contaminación en las áreas urbanas. Li, Hong y Zhang (2017) proporcionan evidencia para Estados Unidos que sugiere que los servicios para compartir vehículo como Uber reducen el tiempo y los costes de la congestión y el consumo de combustible. La literatura también concluye que las plataformas para compartir vehículo desincentivan a los individuos a comprar vehículos privados y generan un efecto sustitución de vehículos privados por vehículos compartidos en plataformas (Hampshire, Simek, Fabusuyi, Di y Chen, 2017).

En cualquier caso, en el evento poco probable de que la eliminación de las restricciones de cantidad condujese a un aumento de la congestión y la contaminación en las áreas urbanas, la forma más adecuada de abordar esta cuestión es a través de una medida de política pública general que tenga por objetivo corregir las externalidades de contaminación y congestión originadas por los vehículos

privados. A fin de cuentas, la contaminación y la congestión encuentran su origen en cualquier tipo de vehículo, no solo en los taxis o en los vehículos de alquiler con conductor. A su vez, este tipo de vehículos representan una porción muy pequeña del *stock* de vehículos en un área urbana. Por tanto, recurrir a la regulación sectorial en servicios de taxi no es una forma eficiente para solucionar externalidades vinculadas a la congestión y la contaminación. Es más, las restricciones de cantidad como los límites cuantitativos constituyen una medida burda para solucionar este tipo de externalidades ligadas al uso de vehículos. Los mecanismos de precio como los peajes constituyen una medida superior en términos de eficiencia (Brueckner, 2011).

Quienes se oponen a la libertad de entrada tienen argumentos adicionales, todavía menos potentes que el relacionado con las externalidades vinculadas a la contaminación y la congestión (OCDE, 2007). Por un lado, argumentan que la libertad de entrada reduciría la utilización de la capacidad de los vehículos, lo que reduciría la productividad media del vehículo y contribuiría a incrementar los precios. No obstante, en el mejor de los casos, este argumento podría llegar a ser tenido en consideración en un caso en el que los costes fijos fuesen relevantes y, además, hundidos. Sin embargo, este no es el caso en el mercado del taxi. A su vez, el argumento es inconsistente con la evidencia empírica. En los casos en los que las restricciones de cantidad se han eliminado, como en Nueva Zelanda, los precios se han reducido, al contrario de lo que los proponentes de las restricciones de cantidad sostienen que habría ocurrido. Por otro lado, los partidarios de las restricciones de cantidad argumentan que la eliminación de estas restricciones aumentaría la competencia e incentivaría a los operadores a reducir su calidad. Sin embargo, la competencia también fomenta la calidad, puesto que los operadores de taxi también compiten en calidad, en especial en el entorno tecnológico actual (24). Finalmente, la calidad se puede separar de la cantidad. Si existe algún tipo de fallo de mercado vinculado a la calidad que el mercado no puede resolver, la regulación puede en principio abordar cuestiones relacionadas con la calidad. Restringir la cantidad de taxis mediante un límite cuantitativo no es una medida ni necesaria ni adecuada para corregir fallos de mercado ligados a los problemas de información y provisión de calidad.

Las restricciones a la competencia en precios constituyen el segundo pilar principal sobre el que se configura el régimen de monopolio en los servicios de taxi, tanto en España como en otros países. En España, las tarifas se encuentran generalmente reguladas y son fijas. Restringen la competencia en precios e impiden la formación de precios eficientes en la prestación de este tipo de servicios. En particular, impiden el desarrollo de fórmulas de precio dinámico como las que utilizan las plataformas *peer-to-peer* actuales para responder a cambios en las condiciones de oferta y demanda. Los precios dinámicos son un mecanismo eficiente para emparejar a la oferta y a la demanda en los mercados de transporte urbano.

Tradicionalmente, dos han sido los factores que se han considerado relevantes para analizar la posibilidad de competencia en precios en la industria del taxi: los costes de búsqueda y los costes de información (Shreiber, 1975). Los costes de búsqueda pueden dificultar la capacidad de los consumidores para encontrar proveedores y comparar sus precios. Si son relevantes, pueden llegar a crear situaciones de poder de mercado (Diamond, 1971). En los servicios de taxi, los costes de búsqueda se relacionan con el coste de encontrar un taxi, esperar por un taxi alternativo cuando ya se ha encontrado uno o el riesgo de perder una tarifa relativamente atractiva (Fingleton, Evans y Hogan, 1997). Los costes de información pueden afectar relativamente más a determinados tipos de consumidores, como aquéllos que realizan viajes con poca frecuencia o los turistas, entre otros. Los costes de búsqueda e información podrían llegar a crear un poder de mercado de localización en el caso de un taxi que se para directamente en la calle.

Los costes de búsqueda y de información permean los argumentos tradicionales a favor de las tarifas reguladas en la industria del taxi, si bien parte de la literatura también ha destacado que en el supuesto de que las restricciones de entrada fuesen eliminadas, los costes de búsqueda no serían significativamente relevantes y las flotas y la utilización de marcas podrían solucionar en gran medida los problemas de información (Coffman, 1977). La evidencia empírica sugiere que esta última posición merece ser tenida en cuenta. En 1989, en Nueva Zelanda se eliminaron tanto los límites cuantitativos como las restricciones a la competencia en precios. Los precios se redujeron entre un 15 por 100 y un 25 por 100 en términos reales en las áreas urbanas (Bekken, 2006). Con un marco regulatorio

bien diseñado, la competencia en precios siempre ha sido posible y deseable en el mercado del taxi. En Nueva Zelanda se optó por incluir una obligación de información a los consumidores sobre las tarifas —tanto en el interior como en el exterior del vehículo—, pero sin restringir la libertad para establecer los precios (PC, 1999). Nueva Zelanda eligió una forma eficiente para permitir la competencia en precios, pero estableciendo medidas para corregir el posible poder de mercado local del que un taxi puede disponer en determinadas circunstancias —por ejemplo, durante una tormenta.

A pesar de las preocupaciones tradicionales en torno a la competencia en precios en el mercado del taxi, el progreso tecnológico ha incrementado considerablemente que ésta pueda darse, y ha debilitado todavía más los argumentos de los partidarios del control administrativo del nivel de precios en los servicios de taxi. El progreso tecnológico ha reducido los costes de búsqueda y de información, permitiendo una competencia en precios intensa y vigorosa. A través de las innovaciones desarrolladas por las plataformas para compartir vehículo, los usuarios pueden solicitar un servicio de transporte con información previa sobre los precios, el coste esperado del trayecto, información sobre el vehículo y el conductor, el tiempo de espera estimado y la duración estimada del viaje. El pago puede realizarse a través de la propia plataforma —no hay necesidad de utilizar efectivo o una tarjeta de crédito— y después del viaje el usuario recibe un correo electrónico con el recibo e información sobre el trayecto. La mejora en las condiciones de prestación del servicio para el usuario es evidente. A su vez, como ya se ha destacado, los mercados *peer-to-peer* recurren a sistemas de evaluación y mecanismos de reputación para incentivar a los conductores a prestar servicios con calidad. Por todas estas razones, los costes de búsqueda y transacción se reducen de forma extraordinaria y los usuarios disponen de información adecuada sobre los precios y la calidad cuando contratan el servicio, que es relativamente inmediato. En este entorno, la competencia en precios puede ser intensa y vigorosa. Es más, gracias al progreso tecnológico, es posible tener esquemas de precios dinámicos en el mercado del taxi. Estos esquemas facilitan un mecanismo de precios más eficiente y contribuyen a que la oferta sea más elástica y haya una mayor disponibilidad de servicios de taxi.

En el entorno tecnológico actual, las tarifas reguladas —ya sea con carácter fijo o máximo — no se encuentran justificadas desde la óptica del bienestar. Las tarifas máximas podrían llegar a estar justificadas en un escenario donde existiesen límites cuantitativos que otorgasen poder de mercado a los operadores incumbentes. Sin embargo, puesto que los límites cuantitativos no se encuentran justificados en términos de bienestar, tampoco existe justificación para regular de este modo las tarifas.

El marco normativo en materia de taxi y de vehículos de alquiler con conductor en España incorpora restricciones a la competencia adicionales, en concreto las relacionadas con el ámbito de la seguridad y la calidad —basadas en estándares que tanto vehículos como conductores han de cumplir— restricciones de tipo geográfico (25) a la prestación del servicio y prohibiciones para compartir vehículo, entre otras. Ninguna de estas restricciones, en su configuración actual, está justificada desde la óptica del bienestar. En primer lugar, determinados requisitos sobre los vehículos y los conductores destinados a garantizar la calidad y la seguridad podrían haber estado justificados en el pasado, en virtud de los problemas de información que afectan a la capacidad de los consumidores para evaluar algunas características del servicio prestado. Sin embargo, los mercados *peer-to-peer* de la actualidad corrigen los problemas de información con gran eficacia. Por este motivo, la disciplina competitiva y los mecanismos de verificación y de generación de reputación, unidas a provisiones normativas de carácter general sobre la seguridad de los vehículos, resultan suficientes en la mayoría de los casos para asegurar la calidad del servicio de taxi. La existencia de taxímetros regulados o los requisitos regulatorios sobre inspecciones *específicas* de los vehículos (26), entre otras, carecen de justificación. También adolecen de justificación los requisitos regulatorios establecidos para los conductores tales como exámenes públicos, códigos de vestimenta o una autorización administrativa para convertirse en un conductor. En segundo lugar, las restricciones geográficas a la prestación del servicio limitan la competencia y crean ineficiencias considerables. En particular, impiden la generación de economías de escala y alcance en la prestación del servicio y privan de reducciones adicionales en el precio de estos servicios. Estas restricciones no resultan necesarias para corregir ningún tipo de fallo de mercado. Por lo tanto, carecen de justificación y deberían ser eliminadas. En tercer lugar, se prohíbe que

los pasajeros compartan vehículo en la forma de *car pooling*. Si existe algún tipo de problema de información en este caso, la tecnología actual es capaz de corregirlo. El *car pooling* para servicios de taxi y similares ya existe en muchas ciudades como Londres, Ciudad de México o Nueva York. Es más, esta forma de transporte compartido existe en España para distintas modalidades de transporte —como el metro— o en un mercado *peer-to-peer* como Blablacar, que presta servicios de transporte de pasajeros en trayectos interurbanos. Por tanto, la modalidad de *car pooling* debería permitirse en servicios de transporte urbano en taxi o en vehículos de alquiler con conductor.

En suma, el régimen de monopolio en servicios de taxi vigente en la actualidad carece de justificación desde la óptica del bienestar y del interés público. En concreto, tanto los límites cuantitativos como las restricciones a la competencia en precio y las restricciones geográficas a la prestación del servicio deberían eliminarse, con el objetivo de establecer un régimen de libertad de entrada y libertad de precio en todo el territorio nacional. El marco normativo no debería realizar una distinción entre taxis y vehículos de alquiler con conductor ya que estos dos tipos de vehículo prestan un servicio económico idéntico.

El marco normativo vigente en servicios de taxi no es más que un ejemplo particular de una regulación carente de justificación que está restringiendo la competencia e impidiendo la entrada a los nuevos modelos de negocio de la economía *gig*. En España y en otros países existen muchos otros ejemplos, en concreto en los sectores del alojamiento turístico, los servicios de transporte interurbanos o el sector financiero, entre otros. En la siguiente sección se presentan algunas estimaciones que ilustran lo dañinas que pueden ser algunas de estas regulaciones. Para continuar con la narrativa, se analiza a modo de ilustración el caso del sector del taxi en España.

V. EL COSTE EN TÉRMINOS DE BIENESTAR DE LAS REGULACIONES NO JUSTIFICADAS

Las regulaciones anticompetitivas carentes de justificación dañan a los consumidores y al conjunto de la sociedad. La razón estriba en que limitan la competencia y la innovación, reducen la productividad y en último término reducen el crecimiento económico y el nivel de vida. Si no se eliminan del marco normativo, los consumidores y el conjunto de la sociedad continuará soportando el coste de estas regulaciones. Esta sección presenta una estimación de la pérdida en el bienestar de los consumidores ocasionada por el régimen de monopolio en los servicios de taxi en España.

La literatura económica ha cuantificado el coste en términos de bienestar ocasionado por el régimen de monopolio en los servicios de taxi para varias ciudades. Swan (1979) analiza el efecto de las restricciones de entrada en los servicios de taxi de la ciudad de Camberra (Australia). Su análisis concluye que si se eliminasen las restricciones de entrada los precios de los servicios de taxi se reducirían en un 13,6 por 100. Taylor (1989) cuantifica el coste en términos de bienestar de las restricciones a la competencia en el mercado del taxi en Toronto (Canadá). Encuentra que la regulación de los servicios de taxi reducía el número de taxis en 730 e incrementaba los precios en un 33 por 100, en comparación con una situación más competitiva sin restricciones. La pérdida total en el bienestar del consumidor estimada para Toronto ascendía a 39,2 millones de dólares en 1987. Gaunt y Black (1996) realizan un análisis similar para la ciudad de Brisbane (Australia) y encuentran que los límites cuantitativos y las restricciones a la competencia en precios reducían el número de taxis en 228 e incrementaban los precios en un 15,6 por 100. La pérdida total en el bienestar de los consumidores ascendía a 20,6 millones de dólares australianos al año.

En el caso de España, la Subdirección de Análisis Económico de la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (SAE) ha cuantificado la pérdida en el bienestar de los consumidores ocasionada por el régimen de monopolio en los servicios de taxi en distintas ciudades, áreas metropolitanas y el conjunto de la economía española (27). CNMC (2015), CNMC (2016a), CNMC (2016c) y CNMC (2017) hacen referencia a las cuantificaciones realizadas en distintos informes económicos elaborados para las impugnaciones realizadas por la CNMC contra distintas normativas anticompetitivas en los ámbitos del taxi y los vehículos de alquiler con conductor a nivel nacional, regional y local (28). Silos (2017) compila la mayoría de estas cuantificaciones y extiende la metodología de estimación para cuantificar la pérdida en el bienestar del consumidor ocasionada por el monopolio del taxi a otras ciudades y áreas urbanas de España. Todas las cuantificaciones se rea-

lizan en referencia a un año concreto. Esta referencia anual varía entre cuantificaciones por i) la disponibilidad de datos en cada caso; y ii) el momento en el que se realizó la cuantificación.

En el caso de Málaga (CNMC, 2015), la pérdida anual en el bienestar de los consumidores derivada de las restricciones de entrada y de precio en los servicios de taxi ascendía a 4,4 millones de euros en 2012. El sobreprecio establecido en comparación con una situación contrafactual en la que no existiesen las restricciones de entrada y de precio era del 10 por 100-11 por 100. En el caso de Córdoba (CNMC, 2016a), la pérdida anual en el bienestar de los consumidores se situaba en 2,5 millones de euros en 2012. En el caso del Área Metropolitana de Barcelona (CNMC, 2017), la pérdida anual en el bienestar de los consumidores ascendía a 61,4 millones de euros en 2016, siendo el sobreprecio del 12,3 por 100. Para el conjunto de España, la CNMC (2016c) estima que el régimen de monopolio en los servicios de taxi aumentaba los precios un 13,1 por 100 y generaba una pérdida anual en el bienestar de los consumidores de 324,3 millones en 2013. Silos (2017) compila casi todas estas cuantificaciones y proporciona cuantificaciones adicionales para otras ciudades de España en 2015 (29). Por ejemplo, la pérdida anual en el bienestar de los consumidores ascendió a 96,2 millones de euros en el Área de Prestación Conjunta de Madrid; 11 millones de euros en Palma de Mallorca; 2,9 millones de euros en San Sebastián; 2,5 millones de euros en Granada; o 2,4 millones de euros en Santander. El rango de sobrepreciios estimados en Silos (2017) se encuentran en el intervalo 11 por 100-27 por 100 para las distintas ciudades y áreas.

Todas las cuantificaciones realizadas pueden considerarse conservadoras por dos motivos principales. En primer lugar, no cuantifican las ineficiencias productivas y dinámicas propias de un entorno no competitivo. En segundo lugar, no cuantifican la pérdida de bienestar derivada de un mayor tiempo de espera de los consumidores en un entorno no competitivo, en el que el número de taxis es menor. Todas las cuantificaciones siguen una aproximación basada en Gaunt y Black (1996). A modo de ejemplo, a continuación se explica de forma detallada la cuantificación efectuada para el conjunto de la economía española (30).

La cuantificación parte del valor de una licencia de taxi en el mercado secundario. Este valor refleja el valor descontado del flujo de rentas supracompetitivas futuras que se generan en el entorno de monopolio. El valor de una licencia de taxi en el mercado secundario se calcula utilizando datos de la Agencia Tributaria de España sobre transacciones de licencias de taxi. A partir de los datos correspondientes a 41 provincias en 2013 y un total de 1.503 transacciones, se estima que a nivel nacional el valor de una licencia de taxi ascendió a 93.426,4 euros en el año 2013. Utilizando el tipo de interés medio durante el período 2000-2013 de un bono del Tesoro español a diez años (4,6 por 100), se estima que la renta monopolística anual de una licencia de taxi en la economía española ascendería a 4.297,6 euros. Teniendo en cuenta el número de licencias de taxi en España en 2013 (70.808), el valor total de las rentas supracompetitivas en 2013 ascendería a 304,3 millones de euros. Esta cifra representa la mayor parte de la pérdida en el bienestar del consumidor ocasionada por el monopolio en los servicios de taxi en España en 2013.

A partir del valor total de las rentas supra-competitivas en un año, el ejercicio cuantitativo estima el sobreprecio en el entorno de monopolio. De acuerdo con Eurostat, la facturación total en el sector del taxi en España ascendió a 2.320,8 millones de euros en el año 2013. El peso de las rentas supracompetitivas sobre dicha cifra es del 13,1 por 100. Este porcentaje es una estimación conservadora de lo que se reducirían los precios si se eliminasen las restricciones de entrada y precio. Asumiendo una elasticidad precio de la demanda de uno en los servicios de taxi (véase, por ejemplo, Gaunt y Black, 1996; Taylor, 1989; Frankena y Pautler, 1984) y teniendo en cuenta una reducción en el precio del 13,1 por 100, el número de licencias de taxi en la economía española aumentaría en 9.284 si se eliminasen las restricciones de entrada y de precio. Ésta es una estimación conservadora de la escasez artificial en el número de taxis derivada del régimen de monopolio en los servicios de taxi.

Con todos estos datos, es posible estimar la pérdida total en el bienestar del consumidor ocasionada por el régimen de monopolio en los servicios de taxi en España. En primer lugar, la pérdida en el bienestar del consumidor para la cantidad consumida en la situación de monopolio asciende a 304,3

millones de euros. En segundo lugar, la pérdida en el bienestar del consumidor debido a la menor cantidad consumida en la situación de monopolio, en comparación con la cantidad consumida si no existiesen las restricciones de entrada y de precio, asciende a 20 millones de euros. La suma de estas dos cifras equivale a una pérdida total de bienestar de 324,3 millones de euros en 2013, que constituye una estimación conservadora de la pérdida anual en el bienestar de los consumidores en la situación actual de monopolio.

Por lo tanto, las actuaciones del Gobierno de España y las administraciones públicas a nivel regional y local, cuyo efecto es blindar y proteger el régimen de monopolio en los servicios de taxi vigente en España, ocasionan un coste en términos de bienestar para los consumidores que, de forma conservadora, se estima en 324,3 millones de euros.

A pesar de toda esta evidencia, las administraciones públicas en España insisten en mantener el régimen de monopolio en estos servicios. Por ejemplo, a finales de 2015 el Gobierno de España tuvo la oportunidad de eliminar el límite cuantitativo y otras restricciones en el segmento de vehículos de alquiler con conductor. Sin embargo, decidió mantener todas las restricciones en la normativa —un real decreto— y en particular el límite cuantitativo. Es más, más recientemente, el Gobierno de España ha decidido incluir el límite cuantitativo y otras restricciones en un real decreto ley, para blindarlas todavía más, en una deriva normativa desesperada y urgente para proteger el monopolio en servicios de taxi (31). Las administraciones públicas a nivel regional y local están actuando de la misma forma.

El caso de los servicios de taxi no es más que un ejemplo de lo que de forma más amplia está ocurriendo en otros sectores (32). En los últimos años, las administraciones públicas de España, a nivel nacional, regional y local están, de forma injustificada, aumentando las restricciones normativas a la competencia con la finalidad de limitar la capacidad de los modelos de negocio de la economía *gig* para desarrollarse y competir.

En distintos sectores económicos, los poderes públicos se están comportando como siempre suelen hacerlo cuando aparece una innovación tecnológica e impacta de forma disruptiva en un mercado. En primer lugar, olvidan los efectos beneficiosos derivados de la entrada y de la intensificación de la competencia en un mercado. En segundo lugar, se muestran especialmente preocupados y tratan de evitar los efectos adversos que la entrada y la competencia puedan tener sobre los operadores incumbentes. En tercer lugar, dedican sus esfuerzos y trabajo a preservar el *statu quo*, oponiéndose a realizar las reformas regulatorias que resultarían beneficiosas para la sociedad. Por desgracia, la economía colaborativa constituye otro caso más en el que los intereses privados, la presión de los operadores incumbentes y la captura regulatoria bloquean la senda de las reformas procompetitivas, privando a la sociedad del mayor nivel de prosperidad que el progreso tecnológico brinda.

Pero la sociedad merece algo mejor. El progreso tecnológico y los mercados competitivos resultan cruciales para fomentar la innovación, aumentar la productividad e incrementar el bienestar para todos. La competencia es fuente de bienestar. Por esta razón, la competencia no debe limitarse, a no ser que exista un fallo de mercado o un interés público que lo justifique. Si no se aporta dicha justificación, la competencia debe prevalecer. De lo contrario, la sociedad saldrá perdiendo. En este sentido, los poderes públicos no deberían olvidar que la economía *gig* soluciona o mitiga los fallos de mercado que supuestamente motivaron en primera instancia la aprobación de los marcos regulatorios actuales. En consecuencia, muchas normativas en vigor, que habían sido diseñadas bajo la pretensión de que eran necesarias para corregir estos problemas, carecen de justificación desde la óptica del bienestar y deben ser eliminadas o modificadas. La economía *gig* brinda una oportunidad a la sociedad para mejorar la regulación de los mercados y aumentar el bienestar para todos.

Lo que ocurre es que los poderes públicos ya son conscientes de ello. De hecho, el *verdadero* reto que la economía *gig* plantea para los poderes públicos pasa por no sucumbir a los procesos de captura regulatoria y por evitar servir a los intereses privados de los operadores incumbentes limitando la competencia y la innovación. Hasta el momento no han conseguido afrontar con éxito dicho reto. Esperemos que en el futuro, tanto en España como en otros países, los poderes públicos opten finalmente por reformar los marcos normativos vigentes para dar la bienvenida al desarrollo de la economía *gig* a través de la promoción de un

marco normativo procompetitivo y eficiente.

VI. CONCLUSIONES

En la última década, los mercados *peer-to-peer* han florecido en multitud de sectores económicos, desde el alquiler de alojamiento a los servicios de transporte, pasando por los servicios profesionales, los servicios financieros o las tareas del hogar, entre otros. Estos mercados permiten a compradores y vendedores encontrarse y compartir activos o recursos a través de Internet. También suele referirse a estos mercados como economía *gig* o economía colaborativa. Su emergencia constituye una de las últimas consecuencias del progreso tecnológico moderno.

El intercambio de activos infrautilizados no es un fenómeno nuevo y era ciertamente posible antes de la aparición de los mercados *peer-to-peer* de la actualidad. No obstante, los intercambios eran relativamente escasos. Los costes de transacción eran elevados y existían problemas de información, lo que hacía que las transacciones fuesen generalmente arriesgadas y costosas y, por tanto, muy poco frecuentes y normalmente circunscritas a familiares y amigos.

Los mercados *peer-to-peer* aprovechan las ventajas del progreso tecnológico para solucionar estos problemas, reduciendo los costes de transacción y garantizando confianza en las transacciones. La confianza es un factor crucial para generar el efecto de red entre compradores y vendedores y explica el éxito y la popularidad que los mercados *peer-to-peer* han alcanzado.

Los mercados *peer-to-peer* reducen las barreras de entrada, fomentan la competencia y tienen un efecto disruptivo en los mercados. Su aparición ya ha transformado muchos mercados para siempre. El caso de los servicios de taxi es paradigmático. Durante décadas, este sector se ha regulado como un monopolio legal en multitud de países. En los últimos años, plataformas como Lyft o Uber han sido capaces de utilizar las nuevas tecnologías para emparejar a conductores y pasajeros de forma eficaz e innovadora, aumentando la eficiencia, expandiendo la oferta y dinamizando la competencia en términos de precio, calidad y variedad. En los lugares en los que estas plataformas compiten de forma efectiva, han intensificado la competencia y han conseguido captar de forma masiva a conductores y pasajeros. En algunos casos, han erosionado por completo la posición monopolística de los operadores incumbentes tradicionales. Los mercados de alquiler de alojamiento, servicios financieros, servicios profesionales, tareas del hogar, guías turísticos o incluso servicios de cuidados de bebés también están experimentando una disrupción por la economía *gig*.

Los beneficios potenciales de la economía *gig* son inmensos. La mejora en el nivel de eficiencia y el aumento de la competencia reduce los precios, aumenta la calidad, la variedad y la innovación, incrementa la productividad y, en último término, promueve el crecimiento económico y mejoras en el nivel de vida. En suma, un mayor bienestar para todos. Por desgracia, el marco normativo tradicional está obstaculizando el desarrollo de los mercados *peer-to-peer*. De nuevo, el sector del taxi es un caso revelador. Los servicios que prestados por una compañía como Uber se enfrentan a restricciones severas, o incluso la prohibición, en muchos países y ciudades del mundo. España constituye un ejemplo formidable. Los operadores incumbentes están reaccionando de forma enérgica contra los operadores innovadores que desean entrar en el mercado. A su vez, están presionando a los poderes públicos para mantener o reforzar el marco regulatorio tradicional, con el objetivo último de limitar una competencia saludable y proteger el régimen de monopolio en la prestación de servicios de taxi.

En la época en la que se aprobaron las normativas actuales, los poderes públicos involucrados las promovieron apelando a razones vinculadas al interés público. Lo que supuestamente pretendían, según decían, era corregir fallos de mercado y aumentar el bienestar en comparación con el resultado que habría prevalecido en un mercado no regulado. A pesar de que muchas de las provisiones normativas restrictivas aprobadas no eran sino el mero producto de procesos anticompetitivos de búsqueda de rentas por parte de los operadores incumbentes —un ejemplo clásico son los límites cuantitativos en el sector del taxi— el hecho es que los mercados *peer-to-peer* solucionan o mitigan los fallos de mercado que presuntamente motivaron en primera instancia la aprobación de los marcos regulatorios actuales. Su éxito y popularidad se encuentran precisamente ligados a su capacidad para conseguir que los mercados funcionen de forma eficiente, reduciendo los costes de búsqueda y solucionando los problemas de información. Puesto que los mer-

cados *peer-to-peer* contribuyen a solucionar o mitigar fallos de mercado, muchas normativas en vigor, que habían sido diseñadas bajo la pretensión de que eran necesarias para corregir estos fallos, carecen de justificación desde la óptica del bienestar y deben ser eliminadas o modificadas. En efecto, la economía *gig* brinda una oportunidad a la sociedad para mejorar cómo regula los mercados y aumentar el bienestar general.

Las regulaciones anticompetitivas carentes de justificación dañan a los consumidores y al conjunto de la sociedad. La razón estriba en que limitan la competencia y la innovación, reducen la productividad y en último término reducen el crecimiento económico y el nivel de vida. De nuevo, un caso revelador es la pérdida de bienestar derivada del régimen de monopolio en los servicios de taxi, que carece de justificación desde la óptica del bienestar. Para el conjunto de la economía española, el sobreprecio que pagan los consumidores por estos servicios asciende al 13,1 por 100. La pérdida anual en el bienestar de los consumidores ocasionada por este régimen de monopolio asciende a 324,3 millones de euros al año. Y estas estimaciones son conservadoras.

A pesar de que los beneficios potenciales derivados de la economía *gig* son inmensos, la reforma de la normativa tradicional está resultando difícil y no termina de materializarse. Los poderes públicos se están comportando como siempre suelen hacerlo cuando aparece una innovación tecnológica que impacta de forma disruptiva en un mercado. Se muestran especialmente preocupados por los efectos adversos que la entrada y la competencia tendrá sobre los operadores incumbentes y dedican sus esfuerzos a preservar el *statu quo*. La captura regulatoria está bloqueando la senda de reformas regulatorias que resultarían beneficiosas para la sociedad.

Pero la sociedad merece algo mejor. Esperemos que en el futuro, tanto en España como en otros países, los poderes públicos opten finalmente por reformar los marcos normativos vigentes para dar la bienvenida al desarrollo de la economía *gig* a través de la promoción de un marco normativo procompetitivo y eficiente que aumentaría el bienestar de todos.

NOTAS

(*) Las opiniones expresadas en este artículo son únicamente responsabilidad del autor y no representan necesariamente las de la organización en la que trabaja.

(**) Artículo traducido.

(1) A lo largo del artículo, los términos «mercados *peer-to-peer*», «economía *gig*» o «economía colaborativa» se utilizan indistintamente.

(2) Uber es una plataforma que utiliza las nuevas tecnologías para conectar conductores y usuarios de servicios de transporte urbano. Uber se encuentra presente en más de 600 ciudades a nivel mundial (Wikipedia). Su lanzamiento oficial tuvo lugar en San Francisco en el año 2011. Los pasajeros pagan una tarifa que se basa en la distancia del trayecto y en el tiempo necesario para completarlo. Los conductores reciben esta tarifa menos una comisión que pagan a Uber. En muchas ciudades, Uber emplea un mecanismo de precio dinámico: a través de este mecanismo, Uber ajusta sus precios recurriendo a un algoritmo dinámico que funciona en tiempo real y que también se conoce como *surge pricing*. Cuando la demanda aumenta en un área concreta, el precio cambia para casar oferta y demanda. Dependiendo de la ciudad, Uber ofrece diferentes tipologías de servicios, como UberPool —una alternativa de bajo coste que permite a los pasajeros compartir viajes con otros pasajeros— UberX —un mercado *peer-to-peer*, también conocido como UberPop en algunas ciudades europeas, en el cual conductores individuales comparten sus propios coches— y UberBlack, una opción que ofrece un servicio de calidad relativamente alta y en el que prestan servicio conductores con licencia. Uber utiliza un sistema de evaluación bidireccional mediante el cual los conductores puntúan y evalúan a los pasajeros y viceversa, así como otros mecanismos —requisitos que los conductores deben cumplir— para garantizar la calidad de los servicios prestados. Uber está disciplinado por la competencia de otras aplicaciones similares. Una de las más conocidas es Lyft, que principalmente opera en los Estados Unidos y más recientemente en Canadá. Uber y Lyft compiten por los conductores y los pasajeros en muchas ciudades.

(3) *Fuente:* Wikipedia.

(4) Desde el lanzamiento de Uber, los usuarios y los conductores han utilizado la plataforma de forma creciente. Desde 2012, el número de conductores de UberX en Estados Unidos ha experimentado un crecimiento exponencial (Hall y Krueger, 2017). Uber está compitiendo de forma intensa en algunas ciudades y desplazando a los servicios de taxi tradicionales. Un indicador interesante que revela esta dinámica es la forma en la que la entrada de plataformas *peer-to-peer* está afectando al valor de las licencias de taxi en el mercado secundario en muchas ciudades, como Chicago y Nueva York (Bacgchi, 2017) o Sidney y Melbourne (OCDE, 2017), entre otras.

(5) En 2009, el tiempo medio que un conductor empleaba en conducir su coche en un día típico en Estados unidos era de 56 minutos, menos de una hora (US Department of Transportation, 2011). De hecho, la idea que subyace a muchos modelos de negocio de la economía *gig* —no únicamente a UberX— es que el mundo está lleno de activos infrautilizados como los coches (Spence, 2015). Por fin, la tecnología ha permitido que la sociedad pueda liberar todo este capital físico latente (Sundararajan, 2014b).

(6) Cifra perteneciente al último trimestre de 2015. *Fuente:* SherpaShare, 2016.

(7) *Fuente:* Airbnb.

(8) *Fuente:* Uber.

(9) PwC (2016) se centra en los cinco sectores clave que siguen a continuación: alojamiento *peer-to-peer*; transporte *peer-to-peer*, servicios del hogar *on-demand*; servicios profesionales *on-demand*; finanzas colaborativas.

(10) Para una revisión extensa véase el *Handbook of Market Design* (2013), editado por N. Vulkan, A. Roth y Z. Neeman.

(11) CNMC (2016b) es un estudio de mercado sobre la economía colaborativa elaborado por la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia. Este estudio fue una iniciativa pionera en el área de la política de competencia. Su ámbito de análisis abarca el alojamiento turístico, los servicios de transporte interurbano en autobús y el sector del taxi y de los vehículos de alquiler con conductor. El estudio ha contribuido a fomentar el debate sobre la economía colaborativa tanto a nivel internacional como a nivel nacional en España. Sus recomendaciones constituyen un paquete formidable que facilitaría de forma eficiente la entrada en la economía española de los modelos de negocio de la economía colaborativa. Maudes, Sobrino e Hinojo (2017) resumen los puntos principales de su análisis y recomendaciones.

(12) Boston, Los Ángeles, Nueva York, San Francisco y Seattle.

(13) Véase también Silverstein (2014) para distintas ciudades de Estados Unidos.

(14) *Fuente:* «London's black cabs to accept contactless payments as fight against Uber intensifies», *The Telegraph*, noviembre de 2015.

(15) La base de datos tiene aproximadamente 50 millones de observaciones de consumidores (sesiones) durante las primeras veinticuatro semanas de 2015 en las ciudades de Chicago, Los Ángeles, Nueva York y San Francisco.

(16) UberX calcula sus precios hasta un número decimal en concreto. Por ejemplo, 1,249x o 1,251x, que reflejan condiciones de oferta y demanda similares. Sin embargo, UberX solo pone a disposición de los consumidores precios discretos para los precios anteriores. Por ejemplo, 1,2x en el primer caso y 1,3x en el segundo caso.

(17) Uber comenzó a operar en el mercado español en 2014 bajo la marca UberPop y prestando un servicio similar al que UberX presta en la mayor parte de las ciudades de Estados Unidos. Una decisión de un tribunal español prohibió UberPop en diciembre de 2014.

(18) En la actualidad, Uber está presente en estas ciudades con la marca UberX. A pesar de esta denominación, el modelo difiere sustancialmente del modelo de UberX de Estados Unidos. Los conductores tienen que tener una licencia y el servicio es similar a un servicio de alta calidad de Uber para conectar a pasajeros con conductores con licencia autorizados. En España, las licencias para los vehículos de alquiler con conductor se encuentran sujetas a férreos límites cuantitativos. Por tanto, estas restricciones afectan considerablemente a la capacidad de Uber para competir.

(19) El marco normativo vigente en materia de servicios prestados por vehículos de alquiler con conductor permite a las administraciones públicas regionales de España —las autorizaciones para vehículos de alquiler con conductor se otorgan a nivel autonómico— denegar nuevas autorizaciones para esta tipología de vehículos en caso de que su número total en una región exceda la ratio de uno de vehículo de alquiler por conductor por cada 30 de taxis. Esta disposición normativa restringe la entrada de vehículos de alquiler con conductor.

(20) Cabify es una plataforma española que fue creada en 2011 y comparte algunas características con Uber.

(21) *Fuente: Informe económico sobre las restricciones a la competencia incluidas en el Real Decreto 1057/2015 y en la Orden FOM/2799/2015, en materia de vehículos de alquiler con conductor,* de la Subdirección de Análisis Económico de la CNMC, 8 de junio de 2016 (CNMC, 2016c). Conviene destacar que estos valores corresponden al mercado secundario y que existe una diferencia considerable entre este valor y la tasa administrativa por la expedición de la licencia. En 2012, la tasa administrativa por expedición de licencia en la ciudad de Córdoba era de 457,13 euros, mientras que el valor de una licencia en el mercado secundario ascendía a 102.102 euros (*Fuente: Informe económico sobre los límites cuantitativos y las restricciones a la competencia en precios en el sector del taxi de la ciudad de Córdoba*, Subdirección de Análisis Económico de la CNMC, 15 enero de 2016 (CNMC, 2016a).

(22) En concreto, las administraciones públicas en España pueden responder a los esfuerzos de *lobbying* manteniendo constante el número de licencias o retirando licencias del mercado recurriendo al dinero de los contribuyentes. Por ejemplo, en mayo de 2017 la ciudad de Santa Cruz de Tenerife y el Cabildo de Tenerife acordaron asignar una cantidad total de 4 millones de euros para rescatar licencias de taxi del mercado. http://www.tenerife.es/portalcabtfe/es/el-cabildo/portal-de-transparencia/como-lo-hacemos/convenios-encomiendas/listado-de-convenios-y-encomiendas/126-area-de-presidencia/6304-convenio-de-colaboracion-entre-el-excmo-cabildo-insular-de-tenerife-y-el-excmo-ayuntamiento-de-santa-cruz-para-el-rescate-de-licencias-de-auto-taxi.

(23) *Fuente:* Instituto Nacional de Estadística (INE) e *Historia del Taxi de Bilbao*, documento de investigación esponsorizado por Radio Taxi Bilbao y escrito por Julio Pérez, que puede descargarse aquí: http://docplayer.es/4577856-Historia-del-taxi-de-bilbao.html.

(24) Plataformas como Lyft o Uber solucionan o mitigan problemas de información a través de la exigencia de cumplimiento de requisitos —por ejemplo, la comprobación de los antecedentes de un conductor— y sistemas de evaluación y mecanismos reputacionales, lo que facilita una competencia intensa en calidad. En el pasado, la competencia en calidad se encontraba mucho más limitada porque los problemas de información en el mercado del taxi eran más acusados.

(25) En esencia, estas restricciones prohíben u obstaculizan significativamente la capacidad de los operadores de taxi o vehículos de alquiler con conductor para prestar servicios fuera de la jurisdicción en la que obtuvieron su licencia.

(26) Los que van más allá de los requisitos que *cualquier* vehículo privado

debe cumplir de acuerdo con el marco legal.

(27) Estas cuantificaciones constituyen una contribución a la literatura económica en la medida en que fueron las primeras cuantificaciones realizadas para estimar la pérdida en el bienestar de los consumidores ocasionadas por el régimen de monopolio en servicios de taxi en España. Todas ellas fueron efectuadas cuando el autor de este artículo era subdirector de Análisis Económico de la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (CNMC).

(28) Casi todos estos recursos siguen pendientes. En el final de esta sección se analiza brevemente el único sobre el que sí se ha tomado una decisión final en fase judicial. En este caso, la decisión del tribunal no ha sido favorable a la posición principal que la CNMC defendía en su recurso.

(29) En dos casos el año de referencia es 2016.

(30) Esta explicación básicamente sigue la incluida en CNMC (2016c) y Silos (2017).

(31) Después de que el Gobierno de España decidiese mantener en el real decreto de 2015 el límite cuantitativo y otras restricciones, la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (CNMC) impugnó ante los tribunales dicho real decreto. De hecho, el informe económico mencionado con anterioridad, en el que se cuantifica la pérdida en el bienestar de los consumidores ocasionada por el monopolio en los servicios de taxi en la economía española, se elaboró para dicha impugnación. Puesto que la decisión del Tribunal Supremo podía conducir a la eliminación del límite cuantitativo y de otras restricciones en materia de vehículos de alquiler con conductor, el 20 de abril de 2018, cuando la decisión final del Tribunal Supremo era inminente, el Gobierno de España aprobó un real decreto ley que incluía las mismas restricciones. Este real decreto ley fue validado por una gran mayoría del Congreso de los Diputados el 10 de mayo de 2018. Los objetivos del Gobierno español eran dos. En primer lugar, influir en el Tribunal Supremo, intentando que su decisión fuese favorable a las medidas restrictivas del Gobierno español en materia de transporte urbano. En segundo lugar, proteger todavía más el monopolio del taxi frente a: i) una posible decisión del Tribunal Supremo favorable a la eliminación de las restricciones mencionadas; y ii) una futura impugnación por parte de la CNMC. Al ser un real decreto ley, la CNMC carece de competencias para impugnarlo. La CNMC únicamente puede impugnar normas con rango inferior a la ley. Llobet (2018) destaca que la reciente iniciativa regulatoria del Gobierno español constituye un caso prototípico de captura regulatoria. Al final, el 4 de junio de 2018, la decisión del Tribunal Supremo fue favorable a mantener en la normativa el límite cuantitativo en los vehículos de alquiler con conductor.

Véase por ejemplo CNMC (2016b) para el alojamiento turístico o los servicios de transporte interurbano en autobús, Maudes (2018) para el alojamiento turístico o Llobet (2014a) y Llobet (2014b) para el sector financiero y el alojamiento turístico.

BIBLIOGRAFÍA

Bagchi, S. (2017), «A Tale of Two Cities: An Examination of Medallion Prices in New York and Chicago», mimeo.

Bekken, J. T. (2006), «Experiences with Regulatory Changes of the Taxi Industry», *9th Conference on Competition and Ownership in Land Transport, 2006.*

Belleflame, P. (2017), «Les plateformes de l'économie collaborative: fonctionnement et enjeux», en A. Decrop (ed.): *La consommation collaborative. Enjeux et défis de la nouvelle société du partage*, De Boeck.

Bialik, C.; Flowers, A.; Fischer-Baum, R., y D. Mehta (2015), «Uber Is Serving New York's Outer Boroughs More Than Taxis Are», *FiveThirtyEight*, agosto.

Brodeur, A., y K. Nield (2016), «Has Uber Made It Easier to Get a Ride in the Rain?», *IZA Discussion Paper Series* n.º 9986.

Brueckner, J. K. (2011), *Lectures on Urban Economics*, MIT Press.

Caillaud, B., y B. Jullien (2003), «Chicken & Egg: Competition Among Intermediation Service Providers», *RAND Journal of Economics*, 34(2): 309-328.

Canada Competition Bureau (2015), *Modernizing Regulation in the Canadian Taxi Industry*, White Paper.

City of Ottawa (2015), *Ottawa Taxi and Limousine Regulations and Services Review – Customer Experience*, research undertaken by Core Strategies for the City of Ottawa.

CNMC – Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (2015), *Informe económico sobre los límites cuantitativos y las restricciones a la competencia en precios en el sector del taxi de la ciudad de Málaga,* Subdireción de Análisis Económico de la CNMC, 22 de diciembre.

— (2016a), *Informe económico sobre los límites cuantitativos y las restricciones a la competencia en precios en el sector del taxi de la ciudad de Córdoba*, Subdirección de Análisis Económico de la CNMC 15 de enero.

— (2016b), *Resultados preliminares. E/CNMC/004/15 Estudio sobre los nuevos modelos de prestación de servicios y la economía colaborativa*.

— (2016c), *Informe económico sobre las restricciones a la competencia incluidas en el Real Decreto 1057/2015 y en la Orden FOM/2799/2015, en materia de vehículos de alquiler con conductor*, Subdirección de Análisis Económico de la CNMC, 8 de junio.

— (2017), *Informe Económico sobre el Decreto 314/2016, relativo a la actividad de mediación en los servicios de taxi en Cataluña*, Subdirección de Análisis Económico de la CNMC, 15 de junio.

Coffman, R. B. (1977), «The Economic Reasons for Price and Entry Regulation of Taxicabs: A Comment», *Journal of Transport Economics and Policy*, 11(3): 288-297.

Cohen, P.; Hahn, R.; Hall, J.; Levitt, S., y R. Metcalfe (2016), «Using Big Data to Estimate Consumer Surplus: The Case of Uber», *NBER Working Paper,* n.º 22627, septiembre.

Commission for Taxi Regulation (2009), *Economic Review of the Small Public Service Vehicle Industry*, Irish Commission for Taxi Regulation,

elaborado por Goodboy Economic Consultants.

Cramer, J., y A. B. Krueger (2016), «Disruptive Change in the Taxi Business: The Case of Uber», *American Economic Review: Papers & Proceedings*, 106(5): 177-182.

Diamond, P. A. (1971), «A Model of Price Adjustment», *Journal of Economic Theory*, 3(2): 156-168.

The Economist (2013): «The Rise of the Sharing Economy», marzo.

Einav, L. (2014), «The Economics of Peer-to-Peer Internet Markets», presentación realizada en una conferencia celebrada en la Federal Trade Commission, Washington D.C., octubre.

— (2015), «The Economics of Peer-to-Peer Internet Markets», presentation given at *The «Sharing» Economy*, conferencia celebrada en la Federal Trade Commission, Washington D.C., junio.

Einav. E.; Farronato, C., y J. Levin (2016), «Peer-to-Peer Markets», *Annual Review of Economics*, 8: 615-635.

Fingleton, J.; Evans, J., y O. Hogan (1997), «The Dublin Taxi Market: Re-regulate or Stay Queuing?», Department of Economics, Trinity College, Dublin.

Fraiberger, S. P., y A. Sundararajan (2017), «Peer-to-Peer Rental Markets in the Sharing Economy», NYU Stern School of Business Research Paper.

Frankena, M. W., y P. A. Pautler (1984), *An Economic Analysis of Taxicab Regulation*, Staff Report of the Bureau of Economics of the Federal Trade Commission.

FTC – Federal Trade Commission (2013), *FTC Staff Comments Before the District of Columbia Taxicab Commission Concerning Proposed Rulemakings on Passenger Motor Vehicle Transportation Services*.

Gaunt C., y T. Black (1996), «The Economic Cost of Taxicab Regulation: The Case of Brisbane», *Economic Analysis and Policy*, 26(1): 45-58.

Hall, J. V., y A. B. Krueger (2017), «An Analysis of the Labor Market for Uber's Driver-Partners in the United States», *ILR Review*.

Hampshire, R.; Simek, C.; Fabusuyi, T.; Di, X., y X. Chen (2017), «Measuring the impact of an unanticipated suspension of ride-sourcing in Austin, Texas», mimeo.

Hicks, J. R. (1935), «Annual Survey of Economic Theory: The Theory of Monopoly», *Econometrica*, 3(1): 1-20.

Horton, J. J., y R. J. Zeckhauser (2016), «Owning, Using, Renting: Some Simple Economics of the 'Sharing Economy», *NBER Working Paper Series*.

Li, Z.; Hong, Y., y Z. Zhang (2017), «Do On-demand Ride-sharing Services Affect Traffic Congestion? Evidence from Uber Entry», mimeo.

Llobet, G. (2014a), «¿Y ahora toca regular el Crowdfunding?», *Nada es Gratis*, abril.

— (2014b), «El legislador justiciero ataca de nuevo», *Nada es Gratis*, julio.

— (2018), «La política del qué hay de lo mío», *Nada es Gratis*, abril.

Maudes, A. (2018), «Short-Term Rentals in the Canary Islands. Regulations affecting the digital economy», *Medium*, enero.

Maudes, A.; Sobrino, M., y P. Hinojo (2017), «Fundamentos Económicos de la Economía Colaborativa», en Lluís Cases (ed.): *Anuario de la Competencia* 2016, Marcial Pons: 167-186.

OCDE – Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (2007), *Taxi Services: Competition and Regulation, OECD Competition Policy Roundtables*.

— (2017): *OECD Economic Survey of Australia*.

OFT – Office of Fair Trading (2003), *The regulation of licensed taxi and PHV services in the UK*.

PC – Productivity Commission (1999), *Regulation of the Taxi Industry*, Ausinfo, Camberra.

Peltzman, S. (1976), «Toward a More General Theory of Regulation,» *Journal of Law and Economics*, 19: 211-240.

PWC - Price Waterhouse Coopers (2016), *Assessing the size and presence of the collaborative economy in Europe*, authors: Vaughan R. and Daverio R. This paper was produced for European Commission's DG GROW.

Rochet, J. C., y J. Tirole (2003), «Platform Competition in Two-Sided Markets», *Journal of the European Economic Association*, 1(4): 990-1029.

— (2006), «Two-sided markets: a progress report», *RAND Journal of Economics*, 37(3): 645 -667.

Shreiber, C. (1975), «The Economic Reasons for Price and Entry Regulation of Taxicabs», *Journal of Transport Economics and Policy*, 9(3): 268-279.

SherpaShare, (2016), «Uber trips are becoming longer and faster, but are they more profitable?», SherpaShare Blog, http://www.sherpashareblog.com.

Silos, M. (2017), «Estimación del daño ocasionado por el régimen de monopolio en los servicios de taxi en España», *Documento de Trabajo en Política de Competencia y Regulación* N.º 001/2017, Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (CNMC), enero. https://www.cnmc.es/sites/default/files/editor_contenidos/Promocion/CNMC_001_2017.pdf

Silverstein, S. (2014), «These Animated Charts Tell You Everything About Uber Prices In 21 Cities», *Business Insider*, octubre.

Spence, M (2015), «The Inexorable Logic of the Sharing Economy», Project Syndicate, septiembre.

Stallibrass, D., y J. Fingleton (2016), *Disruptive innovation in Latin America and the Caribbean: Competition enforcement challenges and advocacy opportunities*, Latin American and Caribbean Competition Forum.

Stigler, G. J. (1971), «The theory of economic regulation», *Bell Journal of Economics*, 2(1): 1971, 3-21.

Sundararajan, A. (2014a), «Peer-to-Peer Businesses and the Sharing (Collaborative) Economy: Overview, Economic Effects and Regulatory Issues», Written testimony for the hearing titled, The Power of Connection: Peer-to-Peer Businesses, held by the Committee on Small Business of the United States House of Representatives, January 15th, 2014.

— (2014b), «Trusting the 'Sharing Economy' to Regulate Itself», *The New York Times*, marzo.

Swan, P L. (1979), «On Buying a Job: The Regulation of Taxicabs in Canberra», Centre for Independent Studies.

Taylor, D. W. (1989), «The Economic Effects of the Direct Regulation of the Taxicab Industry in Metropolitan Toronto» *Logistics and Transportation Review*, 25(2): 169-182.

US (United States) Department of Transportation (2011), *2009 National Household Travel Survey*, junio.

Vulkan, N.; Roth, A., y Z. Neeman (eds.) (2013), *The Handbook of Market Design*, Oxford University Press.

Zervas, G.; Proserpio, D., y J. W. Byers (2017), «The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry», *Journal of Marketing Research* 54(5): 687-705.

UN ANÁLISIS ECONÓMICO DE LOS AGREGADORES DE NOTICIAS

Doh-Shin JEON (*)

Universidad de Toulouse Capitole

Resumen (**)

El éxito de los agregadores de noticias ha propiciado un acalorado debate en torno a si incrementan las visitas a los periódicos o si, por el contrario, les roban lectores. En el presente artículo se hace un repaso general de los trabajos publicados recientemente sobre los agregadores de noticias. Una vez descrito un marco teórico simplificado, se revisan primero los trabajos empíricos, para luego centrarse en los de naturaleza más teórica. Los estudios empíricos tratan de determinar el impacto en el tráfico sobre la prensa escrita, mientras que los teóricos van más lejos y pretenden analizar los efectos en los incentivos de los periódicos a invertir en periodismo de calidad. Se concluye con algunas cuestiones de interés para futuras investigaciones.

Palabras clave: agregadores de noticias, periódicos, tráfico.

Abstract

The success of news aggregators has generated a heated debate about whether news aggregators steal traffic from newspapers or increase traffic to them. This survey article provides an overview of recent papers on news aggregators. After providing a simple theoretical framework, I first review empirical articles and then theoretical ones. While the empirical papers try to assess the effects on traffic to newspapers, the theoretical ones go beyond and try to analyze the effects on newspapers' incentives to invest in quality journalism. I conclude by raising some questions for future research.

Key words: news aggregators, newspapers, traffic.

JEL classification: L80, L82.

I. INTRODUCCIÓN

EL modelo de negocio tradicional de la prensa escrita basado en los anuncios está en crisis debido al declive de los ingresos por la inserción de publicidad en los periódicos. Según Pew Research Center (2017), los ingresos obtenidos por los periódicos por la publicidad han descendido en los EE.UU. en torno a un 62 por 100 desde 2000: en aquel año, dichos ingresos ascendían a 48.670 millones de dólares, mientras que en 2016 la cifra fue de solo 18.270 millones de dólares. En concreto, la irrupción de rivales de anuncios clasificados *online*, como Craigslist, mermó considerablemente los ingresos de los periódicos. Pese a que el porcentaje del mercado que representan los ingresos por publicidad digital ha crecido desde el 17 por 100 en 2011 hasta el 29 por 100 en 2016, ello no es ni mucho menos suficiente para contrarrestar la caída de los ingresos totales por publicidad (1). Este hecho ocasionó que, durante el período entre 2004 y 2015, las plantillas en las redacciones de los periódicos en los EE.UU. se redujeran en un 37 por 100, pasando de 65.440 personas a 41.400.

Los periódicos afrontan una intensa competencia por parte de los nuevos medios de comunicación *online*. Entre estos últimos, los agregadores de noticias parecen ser los más importantes. Según un informe de Outsell (2009), el 57 por 100 de los usuarios que consultan noticias acuden a fuentes digitales, siendo más probable que para informarse utilicen un agregador (31 por 100) que la web de un periódico (8 por 100) u otro sitio de noticias (18 por 100). De hecho, Reuters Institute (2015) muestra que los agregadores (Yahoo! News, Google News, MSN, Buzzfeed y Huffington Post) atraen el 80 por 100 del tráfico de noticias *online* en EE.UU. En Corea del Sur, los dos principales agregadores de noticias, Naver y Daum, poseían una cuota del 55,4 por 100 y del 22,4 por 100, respectivamente, del tráfico de noticias en Internet en 2016 (Choi, 2017), mientras que las páginas principales de los periódicos solo atraían un 4 por 100 del tráfico *online* total en 2017 (Korean Press Foundation, 2017).

El éxito de los agregadores de noticias ha suscitado un fuerte debate acerca de los efectos que tienen en el incentivo de los periódicos tradicionales a generar contenido de alta calidad. Durante 2009 y 2010, el FTC (Federal Trade Commission) celebró tres seminarios y publicó un borrador para discusión (FTC, 2010) que originó controversia al sugerir la necesidad de reformar la regulación de los derechos de autor y proteger a los periódicos de los agregadores. En Europa, el Parlamento alemán introdujo en 2013 un cambio en la ley de derechos de autor que permitía a los agregadores

de noticias enlazar gratuitamente artículos y noticias de periódicos siempre que los extractos utilizados no superasen las siete palabras. Para poder insertar extractos más largos o imágenes era necesario pagar una comisión negociada a los medios respectivos. En 2014, se aprobó una reforma de la Ley de Propiedad Intelectual en España que introducía la obligación de las empresas que incluyesen enlaces y extractos de noticias de pagar un canon a los medios que habían publicado originalmente la pieza enlazada. En diciembre de 2014, Google respondió con el cierre de su servicio Google News en España.

En el debate sobre los agregadores de noticias, los generadores de contenido alegan que los agregadores obtienen dinero apropiándose de contenido de alta calidad. Puesto que este dinero supone un detrimento de los ingresos de los generadores de contenido, estos tienen menos incentivos para producir contenido de alta calidad. Por ejemplo, según Rupert Murdoch, presidente de News Corp.:

> «Cuando se apropian ilegítimamente de este trabajo sin pagar por la inversión realizada para elaborarlo, destruyen la lógica económica de generar contenido de alta calidad. Lo cierto es que los 'agregadores' necesitan a las organizaciones de noticias. Sin contenido que transmitir, las pantallas planas de nuestros televisores, ordenadores, teléfonos, iPhones y blackberries se quedarían en blanco (Murdoch, 2009, 13)».

Por su parte, los agregadores de noticias argumentan que la agregación genera tráfico rentable hacia los propios sitios de noticias. En respuesta al informe del FTC (2010), Google (2010) aseguraba dirigir hacia las webs de los medios de noticias más de cuatro mil millones de clics al mes a través de Google Search, Google News y otros productos. El argumento de Google es que cada clic —cada visitante— supone para los periódicos una oportunidad de mostrar anuncios, captar usuarios nuevos, cobrar por acceso a contenidos, etcétera.

En el presente artículo, se hace un repaso de los trabajos empíricos y teóricos sobre los agregadores de noticias. Los empíricos buscan cuantificar si los agregadores de noticias «roban» tráfico a los periódicos o bien les ayudan a recibir más visitas. En otras palabras, estudian cuál de los dos siguientes efectos, que introduzco en la sección dos, domina: el efecto «robo de negocio» o el efecto «expansión de mercado». Los trabajos teóricos pretenden identificar los distintos canales mediante los que los agregadores de noticias afectan a los beneficios de los periódicos, a fin de analizar de qué modo inciden en sus incentivos a invertir en calidad.

Existe una diversidad de agregadores de noticias. Algunos, como Huffington Post, emplean personal editorial, mientras que otros, como Google News, utilizan un algoritmo para encontrar contenido de alta calidad. Tras encontrar artículos de calidad, cada agregador los muestra en su sitio. Esto puede hacerse de varias maneras. Yahoo! News, por ejemplo, cuelga en su portal el artículo completo, sin enlace alguno a la pieza original. Normalmente, esto se debe a que el agregador paga al periódico por ese contenido y, por tanto, tiene derecho a exhibirlo íntegro. En 2006, Yahoo! firmó un acuerdo con Newspaper Consortium (2) para utilizar su contenido. En el caso de Google News, en cambio, se publica el título y un breve resumen, y se incluye un enlace al artículo original. Estos dos tipos de agregadores generan ingresos para el periódico de dos formas distintas: la primera, al pagar por una licencia de contenidos, y la segunda al dirigir tráfico de visitantes a las webs de los periódicos. Esta es la razón de que Yahoo! News haya mantenido su servicio en España, mientras que Google News haya decidido cerrarlo.

El resto del artículo se estructura del siguiente modo. En la sección segunda, se presenta un sencillo marco teórico para facilitar la comprensión de los hallazgos empíricos que se analizarán posteriormente en la sección tercera. En la cuarta sección se repasan los estudios teóricos. El artículo se cierra con las conclusiones, que contienen algunas observaciones y cuestiones de interés para futuras investigaciones.

II. UN MARCO TEÓRICO GENERAL

Comenzamos proponiendo una sencilla base teórica siguiendo a Jeon y Nasr (2016), que captura los dos efectos opuestos de los agregadores de noticias, el efecto «robo de negocio» y el efecto «expansión de mercado». Consideramos dos periódicos (mayoritarios) y un agregador, y estudiamos su competencia en Internet. Suponemos que los dos periódicos compiten según el modelo de Hotelling. Los dos periódicos están situados en sendos extremos o polos de una línea de longitud uno: el periódico 1 en el polo izquierdo, el 2 en el derecho. La línea representa la diferenciación ideológica (Mullainathan y Shleifer, 2005; Gentzkow y Shapiro, 2011), y los supuestos seguirían siendo válidos aun cuando las localizaciones de los dos

periódicos no sean extremas. Una masa uno de consumidores se distribuye de manera uniforme a lo largo de dicha línea. Asumimos que los consumidores son monosede (*single-home*), es decir, sin presencia del agregador, un consumidor consume exclusivamente uno de los dos periódicos (con presencia del agregador, exclusivamente uno de los dos periódicos y el agregador).

Para simplificar la exposición, asumimos que existe un abanico de temas tratados por cada periódico. Sea S el conjunto de temas. Un tema puede versar sobre unas elecciones, un terremoto, un acontecimiento deportivo, el cambio climático, etc. Sobre cada tema tratado, un periódico puede producir contenido de alta calidad o de baja calidad. Así, la estrategia del periódico i, con $i \in \{1, 2\}$, es un subconjunto de temas $s_i \in S$ que trata con alta calidad. El parámetro $\mu(s)$ mide el volumen de cada conjunto $s \in S$. Sin pérdida de generalidad, asumimos que $\mu(S) = 1$. Entonces, $\mu(s_i)$ representa la calidad media del periódico i. Además de esta dimensión vertical de la estrategia, existe una dimensión horizontal. A saber, dado que $0 < \mu(s_1), \mu(s_2) \leq 1/2$, para el periódico $i \in \{1, 2\}$, si i elige s_i tal que $s_i \cap s_j = \emptyset$, decimos que i utiliza *la estrategia de máxima diferenciación*. Si i elige s_i tal que $\mu\ (s_1 \cap s_2) = \min(\mu(s_1), \mu(s_2))$, decimos que i utiliza *la estrategia de mínima diferenciación*.

Supongamos que $u_0 > 0$ representa la utilidad que un consumidor obtiene de la lectura de la página principal (*home page* o *landing page*) de un periódico. Se asume que el valor de u_0 es lo bastante grande como para hacer que todos los consumidores consuman un periódico o el agregador. La página principal contiene enlaces a artículos con sus títulos, así como extractos de los mismos. Se supone que los consumidores solo hacen clic en el enlace de un artículo si este es de alta calidad. La expresión $\mu\ \Delta u > 0$ que representa el incremento de utilidad (deducido el coste de atención) que se deriva para un consumidor de la lectura de un volumen μ de artículos de alta calidad. Si la calidad de un artículo es baja, ningún consumidor lo lee. Entonces, la utilidad que un consumidor situado en x obtiene de consumir el periódico 1 o 2 viene dada por

$$U^1(x) = u_0 + \mu(s_1)\Delta u - xt; \qquad [1]$$

$$U^2(x) = u_0 + \mu(s_2)\Delta u - (1 - x)t, \qquad [2]$$

donde $t > 0$ es el parámetro del coste de transporte y xt (o $(1 - x)t$) representa el coste de la coincidencia imperfecta en términos de preferencias ideológicas.

En ausencia de agregador, dado $(\mu(s_1), \mu(s_2))$, la cuota de mercado del periódico i está determinada por

$$\alpha_i^N = \Delta ut\ \mu(s_i) - \mu(s_j)$$

donde el superíndice N significa no agregador, e $i, j = 1, 2$ siendo $i \neq j$.

Consideramos periódicos gratuitos que obtienen ingresos mediante inserciones publicitarias. Suponemos que los ingresos por publicidad de un periódico son proporcionales a la atención que le dedican los consumidores. Una determinada unidad de atención dedicada a una *home page* puede generar un nivel mayor (o menor) de ingresos que la misma unidad de atención invertida en artículos individuales. Los ingresos por publicidad generados por el consumo de un consumidor de una *home page* se normaliza a uno. Asumimos que si un consumidor consulta un volumen μ de artículos de alta calidad, genera un ingreso por publicidad de $\delta\mu$. Por consiguiente, los beneficios del periódico i sin presencia de agregador vienen dados por

$$\pi_i^N = \alpha_i^N[1 + \mu(s_i)\delta] - c(\mu(s_i)), \qquad [3]$$

donde $c(\cdot)$ es el coste de producir artículos de alta calidad, y es creciente y convexo.

Modelizamos un agregador con las características de Google News, en el sentido de que el agregador solo consiste en una *home page*, sin incluir en ella artículos originales propios. Para cada tema, el agregador elige un artículo y publica su título y extractos (a los que también se denomina fragmentos, o *snippets* en inglés) con un enlace al artículo original. Asumimos que el agregador elige el artículo de mayor calidad para cada tema, y que si ambos periódicos producen artículos de idéntica calidad sobre un tema, cualquiera de los dos tiene igual probabilidad de resultar elegido.

Un consumidor que lee la *home page* del agregador obtiene una utilidad de $u_0 + u_T$, donde $u_T > 0$ es la utilidad derivada de la agregación de contenidos de terceros, es decir, numerosos sitios pequeños distintos del periódico 1 y 2. Además, el consumidor hace clic en el enlace de cada artículo de alta calidad y dedica atención al sitio del periódico al que apunta el enlace. Se asume que el consumidor no hace clic en los enlaces a artículos de baja calidad. Por tanto, utilizar el agregador en lugar

de su periódico preferido permite al consumidor acceder a un mayor contenido de alta calidad, si bien con un mayor coste de no coincidir en cuanto a preferencias.

Más concretamente, pensemos en un consumidor con localización $x < \frac{1}{2}$. En tal caso, tenemos

$$U^{Agg}(x) - U^{1}(x) - u_T = (\mu(s_1 \cup s_2) - \mu(s_1))\Delta u - t(\tfrac{1}{2} - x)(1 + \mu(s_2) - \mu(s_1)), \quad [4]$$

donde $U^{Agg}(x)$ representa la utilidad que obtiene un consumidor localizado en x mediante la utilización del agregador (véase el apéndice para la fórmula más desarrollada). El beneficio de utilizar el agregador en lugar de leer el periódico 1 se compone de u_T y el resto de términos. El término $(\mu(s_1 \cup s_2) - \mu(s_1))\Delta u$ representa el incremento añadido por consumir más contenidos de alta calidad. Este beneficio conlleva el coste de una mayor disonancia en cuanto a sus preferencias ya que, para un consumidor con localización $x < 1/2$, el periódico favorito es 1; el último término en [4] siempre presenta un signo negativo para $x < 1/2$.

Jeon y Nasr (2016) asumen que generar artículos de alta calidad es costoso, pues cada periódico i elige $\mu(s_i) \leq 1/2$. Demuestran que, asumiendo hipótesis razonables, la estrategia de máxima diferenciación es una estrategia dominante para cada periódico, ya que esta estrategia le permite maximizar el tráfico de visitantes enlazados desde el agregador a sus artículos individuales.

Bajo la estrategia de máxima diferenciación, dado(s_1, s_2), los beneficios del periódico i vienen representados por:

$$\pi_i^A(s_i|\max) = \alpha_i^A[1 + \mu(s_i)\delta] + \delta\mu(s_i)(1 - \alpha_i^A - \alpha_j^A) - c\mu(s_i)^2; \quad [5]$$

donde $j \in \{1, 2\}$, $j \neq i$ y el superíndice A significa que está presente el agregador. Al compararlo con el beneficio sin presencia de agregador [3], el término situado a la mitad del lado derecho de la ecuación [5] es nuevo y representa los ingresos por publicidad asociados al tráfico de consumidores enlazados por el agregador hacia los artículos de i ya que $(1 - \alpha_i^A - \alpha_j^A)$ representa la cuota del agregador en el tráfico total de visitantes a la *home page*.

Tanto el efecto «robo de negocio» como el efecto «expansión de mercado» se definen en términos de tráfico. *El* efecto «robo de negocio» refleja la reducción de tráfico hacia las *home pages* de los periódicos que se produce como resultado de que algunos consumidores lean la *home page* del agregador, y viene dado por $\alpha_i^A - \alpha_i^N (= -\Delta\alpha_i) < 0$. El efecto «expansión de mercado» captura el aumento de visitas a artículos de alta calidad que se genera como resultado de que los artículos de alta calidad de un periódico puedan llegar no solo hasta su público de lectores fieles, sino también a aquéllos que utilizan el agregador. Entre estos segundos se incluyen consumidores que leerían el periódico rival en caso de no existir el agregador. Si el tráfico se mide en términos del número de vistas de una página, $\Delta\alpha_j\mu(s_i) > 0$ representa el efecto «expansión de mercado» para el periódico i donde $\Delta\alpha_j$ representa los consumidores que se cambian del periódico $j(\neq i)$ al agregador en términos de consumo de *home page*. Nótese que en Jeon y Nasr (2016), el número total de consumidores es fijo y, por tanto, el efecto «expansión de mercado» significa que los consumidores leen, de media, más artículos. No obstante, también puede considerarse otra clase de efecto «expansión de mercado», aquél por el cual el agregador aumenta el número de consumidores que leen noticias (véase Dellarocas, Katona y Rand, 2013 en la sección cuarta).

Los trabajos empíricos revisados en la tercera sección estudian cuál de los dos efectos es el dominante. Además, tratan de contrastar cómo interactúan ambos efectos con las características de los periódicos. Por ejemplo, dentro del marco simplificado expuesto en esta sección, los periódicos pequeños (no conocidos) cuyo contenido es agregado por el agregador y viene reflejado por u^T ganarían, sin duda, por el mero hecho de existir el agregador, ya que en su ausencia no atraerían visitas. Aunque este resultado extremo es obvio y es consecuencia directa de las hipótesis, en la siguiente sección aportaré alguna evidencia empírica para una versión más generalizada del resultado.

Al final, para cada periódico, lo que importa es cómo se ven afectados sus beneficios. Dado (s_1, s_2), el efecto del agregador en los beneficios de periódico i viene dado por

$$\pi_i^A(s_i|\max) - \pi_i^N(s_i) = -\Delta\alpha_i + \delta\Delta\alpha_j\mu(s_i)$$

donde $\delta > 0$ refleja el valor monetario, en términos de ingresos por publicidad, de una unidad de tráfico hacia los artículos en términos relativos respecto a una unidad de tráfico hacia la *home page*, y es típicamente inferior a uno. De ahí que incluso si el

efecto total en las visitas al periódico *i* es positivo, el efecto total en sus beneficios pueda ser negativo.

Los trabajos teóricos revisados en la sección cuatro investigan cómo afecta el agregador a los incentivos de cada periódico a invertir en calidad, lo cual solo puede estudiarse una vez que se entiende cómo afecta el agregador a los beneficios de cada periódico dadas sus respectivas decisiones sobre calidad. No obstante, ante la dificultad de encontrar datos, los trabajos empíricos rara vez estudian el efecto sobre los beneficios. Por tanto, existe un desfase entre los estudios teóricos y los trabajos empíricos. Es por esta razón por la que se revisa en primer lugar los artículos empíricos para luego centrar el foco sobre los trabajos teóricos.

Finalmente, cada periódico puede utilizar otra estrategia, consistente en la autoexclusión del agregador (*opting out*). Jeon y Nasr (2016) demuestran que si un aumento del contenido de terceros indexado por el agregador genera más tráfico hacia cada periódico, desaparece el incentivo para que un periódico decida optar por autoexcluirse, pues ello implica perder tráfico procedente del agregador. Este efecto adverso de la autoexclusión debería aumentar con la cuota de mercado que tenga el agregador, la cual a su vez aumenta con la cantidad de contenido de terceros indexado por el agregador (representado por u_T). Más adelante se alude a un estudio empírico sobre las decisiones de autoexclusión/adhesión en Alemania elaborado por Calzada y Gil (2017).

En resumen, el marco teórico simplificado plantea las siguientes preguntas que requieren respuesta. Por el lado empírico, tenemos:

– ¿Cuál, de entre el efecto «robo de negocio» y el efecto «expansión de mercado», es el que domina?

– ¿Cómo varían ambos efectos dependiendo de las características de los periódicos?

– ¿Tiene un periódico incentivos para autoexcluirse del agregador?

Por el lado teórico, las cuestiones a responder son:

– ¿Cómo afecta el agregador a los beneficios de cada periódico?

– ¿Cómo afecta el agregador al incentivo de cada periódico a invertir en calidad?

III. ESTUDIOS EMPÍRICOS DE LOS AGREGADORES DE NOTICIAS

En esta sección, se repasan los estudios empíricos de los agregadores de noticias. Comenzamos revisando trabajos centrados en Google News: el cierre en España, la política de autoadhesión a Google News en Alemania y otros acontecimientos relacionados con este agregador. Posteriormente, se revisa un artículo dedicado a Facebook como agregador de noticias y un trabajo experimental que estudia cómo se distribuye la atención entre un agregador de noticias y los artículos originales enlazados. Para concluir, se analiza un trabajo que trata los sesgos ideológicos de los agregadores.

Antes de revisar los resultados empíricos, podemos ya adelantar que todos los trabajos empíricos concluyen que el efecto «expansión de mercado» domina al efecto «robo de negocio».

1. Estudios empíricos sobre Google News

1.1. Google News en España y en Alemania (3)

Comenzamos describiendo los acontecimientos en torno a Google News en España y en Alemania. El 1 de enero de 2014, ante las presiones de la Asociación de Editores de Diarios Españoles (AEDE), el Parlamento español entró en vigor una reforma de la Ley de Propiedad Intelectual. Según la nueva ley, los servicios de noticias *online* que enlacen a títulos y extractos de artículos originados en otro lugar deberán pagar una tasa compensatoria a las cabeceras donde se publicaron los originales. Una característica única de la regulación española es que dicha compensación es obligatoria: los periódicos no pueden renunciar a percibir el pago de la compensación de los agregadores de noticias ya que su recaudación correrá a cargo de una entidad privada, denominada CEDRO (Centro Español de Derechos Reprográficos), que redistribuirá los ingresos a los distintos editores de noticias (Calzada y Gil, 2017).

Pese a la gran incertidumbre que rodeaba a la implementación de la ley, Google decidió cerrar la versión española de su servicio Google News el 16 de diciembre de 2014. El cierre tuvo un impacto importante e inmediato en el mercado de noticias español, hasta el punto de que los editores miembros de la AEDE urgieron al Gobierno a que negociara una solución con Google. Algunos grandes editores de AEDE incluso se manifestaron en contra

de ser compensados por los contenidos compartidos con los agregadores de noticias.

El 1 de marzo de 2013, el Parlamento alemán aprobó un anexo a la ley sobre derechos de autor, el cual concedía a los periódicos el derecho a cobrar a los buscadores y otros servicios electrónicos de agregación de noticias por reproducir su contenido, siempre que superase el titular y un breve extracto, pero también permitía el libre uso de texto en enlaces y extractos breves. Las principales diferencias de la normativa alemana con respecto a la española son: las tasas deben negociarse entre las partes y los extractos breves quedan fuera de la regulación.

En junio de 2014, VG Media, un consorcio formado por más de 200 editores, demandó a Google y a otros agregadores de noticias por presentar extractos y previsualizar imágenes junto con enlaces a sus artículos. El 2 de octubre de 2014, la versión alemana de Google News anunció el cambio desde la modalidad de autoexclusión a otra de autoadhesión: los editores que quisieran ser indexados por Google debían consentir explícitamente y renunciar a cualquier clase de compensación por ello. Los editores socios de VG Media optaron por autoexcluirse. Uno de los principales editores del grupo de VG Media era Axel Springer, quien solicitó a VG Media que no entregara licencias gratis por sus webs. El 23 de octubre de 2014, Google News y otros agregadores de noticias alemanes dejaron de mostrar extractos largos, vídeos e imágenes de los medios autoexcluidos. El cambio redujo de tal modo el tráfico hacia los sitios de noticias de VG Media que el 5 de noviembre de 2014, Axel Springer y otros editores pertenecientes a VG Media decidieron adherirse al agregador.

1.2. Cierre de Google News en España

Athey, Mobius y Pal (2017) estudian el cierre de Google News en España utilizando los historiales de acceso a páginas web de usuarios privados. Como grupo de control eligen a aquellos usuarios que tras el cierre muestran unas pautas de consumo de noticias idénticas a los del grupo alternativo. Antes del cierre, los usuarios del grupo alternativo utilizaban Google News, mientras que los del grupo de control no lo hacían. Estiman el efecto del cierre comparando el consumo de noticias realizado por ambos grupos antes del cierre.

Encuentran que, en términos de páginas vistas, los usuarios del grupo alternativo realizan un consumo un 19,7 por 100 mayor durante el período anterior al cierre comparado con el grupo de control, incluido su consumo de la *home page* de Google News. Este cambio de volumen tiene dos fuentes que lo explican: los usuarios de Google News consumen un 28,8 por 100 más artículos, pero un 8,5 por 100 menos *landing pages* (exceptuando la *landing page* de Google News). Por tanto, el efecto «expansión de mercado» domina al efecto «robo de negocio»; dicho de otro modo, Google News es un complemento a la lectura de noticias general.

Athey, Mobius y Pal (2017) también desagregan el efecto volumen distinguiendo entre los 20 medios más grandes y los 20 medios más pequeños. Encuentran que el efecto de Google News en los primeros 20 medios no es estadísticamente diferente de cero, ya que el efecto positivo en artículos contrarresta el efecto negativo en *landing pages*. En cambio, en el caso de los medios más pequeños, la ganancia que consiguen por la presencia de Google News es del 26,3 por 100: el tráfico hacia su *landing page* no se ve afectado, pero registran un aumento de un 44,6 por 100 en páginas vistas de sus artículos. Prosiguen descomponiendo el efecto volumen de acuerdo con las características de las noticias. La conclusión es que, poscierre, los usuarios del grupo alternativo leen menos últimas horas (*breaking news*), noticias «calientes» (de actualidad) o que no están bien recogidas en sus periódicos favoritos.

Calzada y Gil (2017) usan datos a nivel de dominio procedentes de medios de noticias españoles, franceses y alemanes. Es decir, sus datos son complementarios a los utilizados por Athey, Mobius y Pal (2017). Estudian el cierre de Google News en España utilizando los medios franceses como grupo de control. Observan que el cierre redujo en promedio el número de visitas diarias a medios españoles en un 14 por 100. Este hallazgo es consistente con el de Athey, Mobius y Pal (2017). Calzada y Gil (2017) encuentran que este efecto varía y va desde el efecto nulo (prensa económica) al efecto intermedio (medios de información nacional y regional) y al efecto grande (deportes y noticias en catalán). Constatan, además, que el impacto es mayor en las secciones con menor *ranking* y en aquéllas con una menor proporción de visitantes internacionales, lo que está bastante en línea con el hallazgo de Athey, Mobius y Pal (2017).

Calzada y Gil (2017) también estudian la evolución en el tiempo del impacto del cierre hasta el

estado estacionario. Descubren que el efecto para todos los medios de noticias se estabiliza en torno al 13,8 por 100 siete semanas después del cierre. Tratan de descomponer el efecto total en un efecto «expansión de mercado» y un efecto sustitución, estudiando el impacto del cierre en las fuentes del tráfico hacia cada medio. Encuentran que el porcentaje de las visitas por búsquedas descendió, mientras que el porcentaje de visitas directas aumentó, lo que interpretan como evidencia confirmatoria del efecto «expansión de mercado» en el caso de lo primero, y del efecto sustitución, en el caso de lo segundo.

Mientras que Athey, Mobius y Pal (2017) limitan su atención al impacto del cierre sobre el tráfico, Calzada y Gil (2017) amplían su estudio también al impacto en los ingresos por publicidad. Se centran en las ediciones *online* y separan tales medios entre aquéllos situados por encima de la mediana de ingresos por publicidad y los que están por debajo de la mediana. Observan que tras el cierre, los ingresos diarios de los medios situados por encima de la mediana descendieron significativamente en relación con los de aquéllos situados por debajo de la mediana. Cuando estudian las fuentes explicativas de esta reducción de ingresos, lo achacan a: una disminución de la intensidad publicitaria, una disminución de los ingresos por anunciante y una disminución de los ingresos por unidad de intensidad publicitaria. Sin embargo, parece que sus hallazgos sobre los ingresos por publicidad son difíciles de conciliar con los de Athey, Mobius y Pal (2017) de que para los primeros 20 medios el cierre no alteró el tráfico general, pero aumentó el tráfico hacia las *landing pages*; mientras que para los 20 medios más pequeños redujo el tráfico general, pero sin afectar al tráfico hacia las *landing pages*. Supongamos que los primeros 20 medios tienen ingresos por publicidad por encima de la mediana y que las *landing pages* son más importantes que los artículos individuales en términos de ingresos por publicidad. En tal caso, el cierre debería incrementar los ingresos por publicidad para los primeros 20 medios y reducirlos para los 20 medios más pequeños, lo que es contrario al hallazgo de Calzada y Gil. Sería interesante una comprensión más depurada del impacto en los ingresos por publicidad.

1.3. Política de autoadhesión a Google News en Alemania

Tras la introducción de la política de autoadhesión en Alemania, Google News continuó indexando a todos los medios de noticias, pero ahora podía complementar los enlaces con extractos largos e imágenes solo de aquellos medios que hubieran optado por adherirse. Calzada y Gil (2017) estudian el impacto de la decisión de VG Media de no adherirse. Descubren un efecto negativo pero no significativo como resultado de la decisión de autoexcluirse en las visitas a los socios de VG Media frente al resto de medios alemanes no constituyentes del grupo VG Media. Sin embargo, centrando el foco en los diez medios controlados por Axel Springer que formaban parte de VG Media, descubren que dichos medios experimentaron una reducción negativa y significativa en el número de visitas diarias cercana al 8 por 100 frente a todos los demás medios alemanes. Esto explica que Axel Springer y los demás plataformas de VG Media que inicialmente habían quedado fuera decidiesen a la postre incluirse. El escenario de que algunos medios se adhieran y otros no resulta difícil de sostener como equilibrio, puesto que los segundos tendrán una desventaja competitiva debido a que el tráfico que recibirían de Google News en caso de optar por la adhesión se desviará probablemente a los primeros. Lo que ocurrió en Alemania es consistente con la predicción de Jeon y Nasr (2016).

1.4. Otros estudios sobre Google News

Chiou y Tucker (2017) estudian la supresión del contenido de Associated Press (AP) de Google News a partir del 23 de diciembre de 2009, situación que se prolongó hasta febrero de 2010. Utilizan como control a Yahoo! News, ya que este portal siguió albergando el contenido de AP. Estudian si la citada supresión produjo un desplazamiento de usuarios desde Google News y si se redujo el tráfico hacia los sitios de noticias desde Google News. En el caso de lo primero, su respuesta es que la supresión no afecta las visitas a Google News. En el caso del efecto en los sitios de noticias *downstream* (aquéllos a los que apuntan los enlaces), constatan que la probabilidad de visitar un sitio de noticias indexado en Google News frente a la probabilidad de visitar otro sitio no de noticias indexado en Google News disminuyó un 28 por 100 comparado con la probabilidad de visitar un sitio de noticias indexado en Yahoo! News frente a la probabilidad de visitar otro sitio no de noticias indexado en Yahoo! News. Este resultado sugiere que la presencia de contenido de AP en Google News impulsaba a los usuarios a indagar en los sitios de noticias en busca de más información.

Una característica llamativa de la indexación de AP en Google News es que, en general, lo que se

mostraba no era un mero fragmento o *snippet*, sino una proporción bastante grande de la noticia. A la luz de esto, el resultado de que Google News incrementa el tráfico hacia los medios de noticias *downstream* es sorprendente. Y lo es aún más a la vista del hallazgo de Dellarocas *et al*. (2016) de que aumentar la extensión del fragmento mostrado reduce la probabilidad de hacer clic en el enlace (véase epígrafe 3.3).

Athey y Mobius (2012) estudian un caso en el que Google News insertó contenido local en su *home page* para aquellos usuarios que optaron por compartir la información de su ubicación. Al comparar los consumidores que utilizan esta opción con los del grupo de control, hallan que los que lo hicieron aumentaron su uso de Google News, lo que, a su vez, generó un consumo adicional de noticias locales. Concluyen que sus resultados avalan la tesis de que los agregadores de noticias son complementarios a los medios de noticias locales.

George y Hogendorn (2013) analizan un importante cambio de diseño de Google News el 30 de junio de 2010 consistente en colocar en la página frontal de Google News una banda permanente de noticias locales geofocalizadas con enlaces, concluyendo que agregar enlaces geofocalizados aumenta tanto el volumen como la cuota de noticias locales consumidas *online*.

2. Facebook como agregador de noticias

Sismeiro y Mahmood (2018) estudian cómo afectó un apagón temporal de Facebook al tráfico hacia un sitio web de noticias. Disponen de datos sobre tráfico relativo al segundo mayor sitio web de noticias *online* en un país grande de Europa Occidental. Aprovechan la variación exógena en el tráfico de Facebook provocada por una caída temporal del servicio registrada a nivel global por Facebook durante cuatro horas la mañana del lunes, 21 de octubre de 2013. Durante el tiempo en que la red social no estuvo accesible, los usuarios no pudieron colgar nuevos *posts,* comentar sobre *posts* antiguos y no hubo ninguna actualización de *feeds* de noticias a las que estuvieran suscritos, aunque sí podían acceder a la información cargada previamente en su dispositivo. Los datos se refieren al período comprendido entre el 13 de octubre de 2013 y el 29 de octubre de 2013 (17 días).

Observan una disminución del 38 por 100 en el número de visitantes por hora y una reducción del 44 por 100 en el número total de páginas vistas durante el apagón así como un descenso de cerca del 9 por 100 de las páginas vistas incluso tras solucionarse el apagón. Los resultados sugieren que Facebook ayuda a las webs de noticias a atraer visitantes, y conduce a más peticiones de visualización de páginas. Pero más importante que eso, demuestran que Facebook tienen un efecto que va más allá del tráfico al sitio de noticias originado por los clics sobre los enlaces en Facebook. Esto es así porque durante el apagón la disminución horaria de páginas vistas que se origina directamente desde Facebook fue de 3.956, cifra sustancialmente menor a la reducción de las páginas vistas totales durante el tiempo que estuvo inaccesible (unas 170.000 páginas). Más concretamente, detectan que, durante el tiempo que duró el apagón, las visitas referidas desde buscadores y las visitas referidas «indefinidas» (es decir, personas que teclean directamente la *URL* utilizando sus propios marcadores, o bien copiando y pegando *URL*) disminuyeron mucho más que las visitas referidas desde Facebook. Se computan 29.470 menos visitas referidas desde búsquedas y 142.020 menos visitas referidas indefinidas. Esto parece ser un hallazgo interesante, pues muestra una diferencia fundamental entre Facebook y Google News en términos de cómo afecta cada uno al tráfico hacia los sitios de noticias.

No obstante, el resultado podría deberse a lo que se conoce como «tráfico oscuro», problema que surge cuando una proporción enorme de tráfico referido es catalogado como «directo». Análisis realizados por la firma de analítica Chartbeat, y confirmados por importantes periódicos, demuestran que, en gran medida, las *apps* para móviles de Facebook son responsables del grueso del tráfico oscuro dirigido hacia los sitios web (4). De ahí que la mayoría de visitas referidas indefinidas probablemente se hubieran originado desde Facebook.

A continuación analizan la evolución de distintas categorías de noticias durante el apagón. Las categorías que estudian son entorno local, deportes, mujer y salud. Identifican una reducción del tráfico en todas las categorías durante el apagón. En contraste, tras el apagón, la recuperación del tráfico varía por categorías. Deportes y local experimentan un incremento significativo tras el apagón mientras que las relativas a mujer y salud se mantienen por debajo del nivel en condiciones normales. Su tesis es que esta diferencia se debe a que las dos primeras categorías son más sensibles a la actualidad que las dos últimas.

También identifican una disminución durante el apagón del número de páginas vistas en la *home page* de 0,71 por usuario, y un incremento del número de páginas vistas de contenidos de 0,52 por usuario, lo que equivale a una reducción del 66 por 100 y un incremento del 37 por 100, respectivamente, respecto a sus niveles normales. Esto sugiere que Facebook introduce un sesgo de selectividad al atraer al sitio a usuarios más superficiales (es decir, aquéllos que leen principalmente los titulares en la *home page* y no profundizan en la lectura de muchos artículos).

El resultado de que el apagón de Facebook redujera el tráfico hacia el sitio de noticias es mucho menos sorprendente que los hallazgos resultantes del cierre de Google News en España, pues el primero está ligado a un *shock* temporal, mientras que en el segundo caso se trata de un *shock* duradero o permanente.

3. Estudios sobre la división de atención entre un agregador de noticias y los artículos originales

Dellarocas *et al.* (2016) estudian la manera en que los lectores dividen su atención entre un agregador de noticias y los artículos originales enlazados desde éste. Llevan a cabo experimentos con datos reales en una aplicación suiza de agregación de noticias llamada Newscron. La *app* tiene dos versiones cliente, una para iPhone y otra para iPad. Las dos versiones ofrecen interfaces diferentes con distintas limitaciones, por lo que llevan a cabo experimentos separados para cada versión.

En primer lugar, estudian aquellos temas tratados por un único artículo en el entorno iPhone, y encuentran que la probabilidad de *click-through* de los artículos individuales desciende a medida que la extensión del fragmento de contenido (*snippet*) indexado aumenta, y que la presencia de una imagen se asocia también a tasas de *click-through* más bajas. Los experimentos con la versión para iPad arrojan los mismos resultados. Estos hallazgos sugieren que las tasas de *click-through* se ven significativamente afectadas por la extensión del *snippet*. Ahora bien, uno podría esperar que la extensión del *snippet* que resulta óptima para los periódicos generadores de los artículos originales fuera más breve que la que es óptima para el agregador. Esto podría dar argumentos a favor de regular la extensión de los *snippets*, como se ha hecho en Alemania.

A continuación analizan temas tratados por dos o más *snippets* y en qué casos fue clicado exactamente cada uno de ellos, y estudian de qué manera la extensión del *snippet* y la presencia de una imagen afectan a la probabilidad de *click-through* en el entorno iPhone. Dado que solo se hace clic en un *snippet* por cada tema, este estudio les permite analizar cómo se ve afectada la competencia entre *snippets* por la extensión del *snippet* y la presencia de imágenes. Detectan que tener *snippets* con una extensión más larga que la media tiene un efecto positivo en la probabilidad de elección, y que la presencia de una imagen de acompañamiento aumenta la probabilidad de elección intragrupo de un *snippet*. El efecto de tener una imagen es fuerte, y comparable al de pasar desde la segunda a la primera posición en la lista de artículos relacionados.

Este resultado sobre la probabilidad de *click-through* en un entorno competitivo es consistente con el hallazgo de Calzada y Gil (2017) de que los periódicos que se autoexcluyeron (y cuyos artículos, por tanto, tenían *snippets* muy breves en Google News) vieron cómo perdían tráfico. Debido a esta desventaja competitiva, terminaron por dar marcha atrás y aceptaron adherirse. La misma analogía puede hacerse con respecto al agregador suizo de noticias en Dellarocas *et al*. (2016): aun cuando los periódicos puedan preferir colectivamente *snippets* cortos, esta opción no puede sostenerse como solución de equilibrio cuando cada sitio de noticias puede desvincularse de ella permitiendo al agregador mostrar *snippets* de mayor extensión.

4. Sesgos ideológicos de dos agregadores coreanos

El caso de Corea del Sur es único en lo que a la influencia de los agregadores de noticias se refiere. En 2016, el 60 por 100 de los coreanos accedían a noticias a través de portales electrónicos de agregación de noticias, mientras que solo un 13 por 100 consumía noticias en las *home pages* de los periódicos. Los dos principales agregadores de noticias, Naver y Daum, tenían cuotas del 55,4 por 100 y del 22,4 por 100, respectivamente, en el tráfico de noticias en Internet en 2016 (Choi, 2017). El modelo de negocio de Naver y de Daum es similar al de Yahoo News, en el sentido de que pagan por recibir artículos de un determinado panel de periódicos. En 2015, 59 noticieros suministraban artículos a ambos agregadores mientras que 17 lo hacían solamente a uno de los dos agregadores y

86 (60 de ellos, dedicados a prensa deportiva o de entretenimiento) solamente al otro.

Choi (2017) estudia los sesgos ideológicos de los agregadores de noticias coreanos adoptando la metodología de Gentzkow y Shapiro (2010). Dispone de datos sobre todos los artículos indexados por ambos agregadores durante 2015 y concluye que en ambos casos el sesgo es prácticamente nulo. Incluso cuando los dos agregadores de noticias coreanos compiten entre sí, Choi (2017) detecta escasas diferencias ideológicas entre ambos. Este hallazgo es muy consistente con la predicción teórica de Gabszewicz, Laussel y Sonnac (2001) de que, cuando los periódicos se financian con publicidad, tienden a tener una diferenciación ideológica mínima en lugar de máxima (lo que ocurre cuando se financian con los ingresos de las ventas de ejemplares) (Mullainathan y Shleifer, 2005). Una diferencia sustancial entre Choi (2017) y Gabszewicz, Laussel y Sonnac (2001) es que en Choi (2017) el sesgo de un agregador viene dado por el sumatorio de los sesgos medios de todos los artículos indexados por el agregador, que son suministrados por cabeceras diferentes con posicionamientos ideológicos en ocasiones muy definidos.

IV. ESTUDIOS TEÓRICOS

La mayoría de los estudios teóricos sobre agregadores de noticias tienen un alcance más amplio que los trabajos empíricos revisados en la sección tercera, puesto que no solo pretenden identificar los canales por los que los agregadores afectan al tráfico y los beneficios de los periódicos, sino que también indagan en cómo afectan los agregadores a las decisiones sobre calidad de los periódicos, cuestión esta de suma importancia. Obsérvese, además, que la mayoría de los trabajos teóricos revisados en esta sección consideran un modelo «monotemático» mientras que Jeon y Nasr (2016) consideran un modelo «multitemático». La posibilidad de generalización de los resultados obtenidos en un modelo «monotemático» a otro «multitemático» es una cuestión aún por dilucidar.

En el modelo presentado en la sección segunda, Jeon y Nasr (2016) estudian el modo en que el agregador afecta al incentivo de los periódicos a invertir en calidad. Observan que, dependiendo del valor de δ, la calidad puede aumentar o reducir, ya que el efecto «expansión de mercado» es más fuerte cuanto mayor es δ. A fin de afinar más la predicción, identifican un límite inferior de δ a partir de las conclusiones empíricas de Athey y Mobius (2012) y Chiou y Tucker (2017). Por ejemplo, Athey y Mobius (2012) constatan que, tras añadir a Google News contenido de periódicos locales, el tráfico no solo aumenta hacia estos nuevos medios, sino que también lo hace hacia los antiguos (tanto locales como no locales) ya indexados en Google News. Mediante la utilización del límite inferior, comprueban que el agregador aumenta la calidad elegida por cada medio en cuanto a su actividad periodística. También establecen que el resultado sobre la decisión de calidad periodística es robusto a la introducción de ruido en la tecnología utilizada por el agregador para certificar la calidad. Ahora bien, el ruido en la tecnología de certificación hace más fuerte el efecto «robo de negocio» en términos relativos al efecto «expansión de mercado», lo que tiende a reducir los beneficios de los periódicos. Este hallazgo contiene una posible explicación de las quejas de los periódicos contra Google News: pueden considerar que, al seleccionar nuevos artículos, el algoritmo de Google genera demasiado ruido, lo que resulta en menores beneficios para ellos.

Huang (2017) se centra en cómo un agregador de noticias alivia el riesgo moral de un periódico en términos de inversión en calidad. En Jeon y Nasr (2016), la calidad de cada periódico es conocida por los consumidores antes de decidir qué periódico leer. En su modelo, los consumidores no observan la calidad de un periódico cuando deciden si visitan su sitio web o no. De ahí que, en ausencia de agregador, el mercado colapsa, ya que el periódico no puede comprometerse a invertir en calidad: el «escaqueo» (*shirking*) es una estrategia dominante para el periódico. El agregador alivia este problema de incentivos, puesto que los consumidores pueden estimar la calidad de un periódico visitando el agregador, y pueden hacer clic en el enlace solo si determinan que la calidad es alta. Dependiendo de su grado de fidelidad al periódico, un consumidor puede visitar la web del periódico directamente, indirectamente haciendo clic en el enlace en el agregador, o visitar únicamente el agregador. Además, siguiendo a Dellarocas *et al*. (2016), Huang permite que el agregador elija la extensión del *snippet*. Observa que el agregador tiende a elegir una extensión del *snippet* demasiado larga, ya que no internaliza el tráfico dirigido hacia el periódico. Por tanto, puede resultar óptimo introducir un impuesto que grave la extensión del *snippet* o un subsidio al *click-through*. El problema de la asimetría de información que estudia debería ser relevante para aquellos periódicos con débil reconocimiento de marca. En esos casos, el agregador puede ayudar a los consumidores a descubrir artículos interesan-

tes en estos periódicos, como proponen Athey, Mobius y Pal (2017). En cuanto a la extensión del *snippet*, sería interesante estudiar empíricamente si la extensión elegida por los agregadores es demasiado larga. Un agregador tiene cierto incentivo a limitar la extensión del *snippet* de los contenidos mostrados en su *home page* por las mismas razones por las que todos los periódicos limitan las sinopsis de las piezas que muestran en su *home page*. Los dos principales agregadores de noticias surcoreanos, Naver y Daum, son un ejemplo extremo, ya que solo muestran una línea por cada artículo en la versión para móvil de su *home page*. De hecho, ni siquiera muestran quién firma cada artículo (5).

Mientras que Jeon y Nasr (2016) consideran consumidores homogéneos (salvo por sus preferencias ideológicas), Rutt (2011) considera dos tipologías de consumidores (los fieles y los curiosos) y utiliza un modelo de subasta americana (o «todos-pagan») para estudiar la política en cuanto a calidad y precio elegida por los periódicos. Un consumidor fiel solo lee su periódico preferido, en tanto que un curioso usa un agregador para leer el medio de mayor calidad de entre los *gratuitos*, ya que se asume que no está dispuesto a pagar para acceder a un artículo. Dado el comportamiento de los consumidores, los periódicos deciden simultáneamente sobre el precio y la inversión en calidad. Las empresas editoriales afrontan un *trade-off* en su estrategia de precios entre recaudar ingresos por ventas de sus lectores fieles y perder ingresos potenciales por publicidad de los curiosos, lo que conduce a un equilibrio de estrategia mixta simétrica.

En el equilibrio, las empresas escogen aleatoriedad entre permitir leer el artículo gratuitamente y cobrar por acceder a él. Existe un nivel singular de calidad proporcionado por las empresas que cobran por el acceso al artículo, mientras que hay una distribución de niveles de calidad para los artículos con acceso libre. Observa que cuanto mayor es la proporción de curiosos, el beneficio previsto de cada periódico disminuye, y los periódicos gratuitos eligen aumentar la calidad mientras que el resto optan por reducirla. Aunque los resultados son interesantes, me pregunto cómo de realista es la solución de la estrategia mixta. Las decisiones respecto a los modelos de negocio (gratuito o muro de pago) e inversión en calidad son decisiones estratégicas a largo plazo de un periódico. Por ejemplo, la decisión de invertir en calidad está fuertemente asociada al número de redactores contratados. Me resulta difícil imaginar a un consejo de administración tomando estas decisiones de forma aleatoria.

Dellarocas, Katona y Rand (2013) van más allá de un modelo estándar de medios de comunicación y agregadores planteando competencia también entre sitios de contenidos en una «Economía de Enlaces» (*Link Economy*). Consideran un modelo «monotemático». Cada sitio de contenidos i puede generar su propio contenido de calidad q_i y también incluir enlaces al contenido de otro sitio, llamémoslo j. El sitio de contenidos j no puede rechazar el enlace de i. El sitio de contenidos i afronta el siguiente *trade-off* al proporcionar enlaces a contenido de mayor calidad: al hacerlo, el tráfico ancla (*anchor traffic*) al sitio i aumenta, pero una fracción $1 - \rho \in (0, 1)$ del tráfico hará clic en el enlace y por tanto no permanecerá en el sitio i, lo que significa que el sitio i no obtiene ningún ingreso por publicidad de ese tráfico. Tras estudiar la decisión sobre calidad en el equilibrio y la decisión de enlazar sin presencia de un agregador, introducen un agregador, que se define como un portal que no puede crear su propio contenido pero puede proporcionar enlaces.

El agregador proporciona el enlace al contenido de la mayor calidad. De ese modo, aumenta el tráfico ancla total al ecosistema de medios de comunicación (es decir, existe un efecto «expansión de mercado»), pero reduce el tráfico ancla a cada sitio de contenidos. Además, una fracción $1 - \rho$ del tráfico ancla del agregador acaba enlazando el sitio de mayor calidad. Si $1 - \rho$ es lo bastante grande, el agregador aumenta el tráfico hacia el sitio de mayor calidad, mientras que siempre reduce el tráfico hacia el de menor calidad. Cuando los sitios de contenidos no pueden proporcionar enlaces (como sucede en la mayoría de periódicos del mundo real), observan que la calidad del contenido en el equilibrio disminuye conforme lo hace ρ. También consideran una tecnología imperfecta utilizada por el agregador para certificar la calidad, y observan que a medida que la tecnología es menos precisa, hay más competencia entre los sitios de contenidos, de modo que, en el equilibrio, la calidad es más alta y los beneficios más bajos. Este resultado es opuesto al hallado por Jeon y Nasr (2016). Sería interesante seguir indagando en el papel del algoritmo utilizado por el agregador.

De Cornière y Sarvary (2018) estudian el *bundling* de contenido en las redes sociales, es decir, el hecho de que las redes sociales muestren contenido de noticias junto con contenido generado por los propios usuarios (o *UGC,* por sus siglas en inglés). En el modelo más simple, consideran un periódico. Desean estudiar cómo

el *bundling* de contenido afecta a los beneficios de los periódicos y a su incentivo a invertir en calidad. Se supone que la calidad del contenido *UGC* es un dato exógeno. Cada consumidor divide una cantidad total de atención entre noticias y contenido *UGC*, y cada consumidor tiene distinta intensidad de demanda de noticias. En el modelo de referencia sin *bundling* de contenido, los consumidores dividen de forma óptima su tiempo entre redes sociales para consumir *UGC* y el sitio web del periódico para consumir noticias. A fin de comprender el efecto del *bundling* de contenido, podemos considerar un *bundling* personalizado de contenido: a partir de su conocimiento de las tipologías de consumidores, la red social combina una cantidad distinta de contenido de noticias en función del tipo al que pertenezca. En este caso, es óptimo para la red social proponer exactamente la misma cantidad de contenido de noticias que cada tipo de usuario consumiría en el modelo de referencia sin *bundling* de contenidos. Esto reduce los beneficios del periódico pues por cada noticia consumida en la red social, el ingreso por publicidad asociado es compartido con la red social. Incluso cuando este efecto tiende a reducir el incentivo del periódico a invertir en calidad, existe un efecto opuesto que hace que el efecto total sobre el incentivo a invertir sea ambiguo. En concreto, invirtiendo más, el periódico puede inducir a los consumidores que dedican muy poca atención al contenido *UGC* a concentrar toda su atención directamente en el sitio del periódico. Esto incrementa de manera discreta los ingresos por publicidad del periódico, puesto que el periódico captura la totalidad de los ingresos por publicidad asociados al consumo de noticias en su sitio. Resultados cualitativamente idénticos se obtienen sobre los beneficios y sobre el incentivo a invertir cuando la red social no puede personalizar el *bundling* de contenido.

Calzada y Ordóñez (2012) estudian la reacción de un periódico al agregador en términos de decisiones de versionado (y enlazado) en el marco de la discriminación de precios por parte de un monopolista de segundo grado. George y Hogendorn (2012) consideran un modelo de un mercado de dos lados en el que los agregadores de noticias aumentan los visitantes multisede (*multi-homing)*. Observan que el desplazamiento de una masa dada de visitantes desde el *single-homing* al *multi-homing* probablemente reduzca (aumente) los ingresos por publicidad de un medio de noticias si dicho medio tiene inicialmente una cuota alta (baja) de visitantes exclusivos.

V. CONCLUSIONES

Un gran reto que afrontan los periódicos en el nuevo entorno digital es cómo captar a unos consumidores cuya atención, por definición limitada, se divide entre millones de sitios web diferentes. Por ejemplo, Boik, Greenstein y Prince (2017) concluyen que, para el período 2008-2013, el tiempo total invertido en navegar con el dispositivo primario en el domicilio solo ha disminuido de forma modesta, y que la concentración de sitios visitados y de tiempo dedicado en sesiones largas se ha mantenido extraordinariamente estable. Su conclusión implica que la cantidad total de atención que los consumidores dedican a navegar en Internet es más o menos fija y se concentra en un número relativamente pequeño de sitios «ancla». Esto sitúa a los periódicos en una posición vulnerable, al hacerlos dependientes de sitios ancla punteros como Facebook y Google (para búsquedas y noticias) para captar tráfico hacia sus sitios de noticias. Tal fenómeno es observado por Boik, Greenstein y Prince (2017), según quienes el período de 2008 a 2013 deparó grandes cambios en las cuotas de las diversas categorías *online*, con las redes sociales y el vídeo como principales beneficiarios de las nuevas tendencias, mientras que los chats y las noticias experimentaban notables descensos.

Un importante hallazgo empírico de los trabajos analizados es que los agregadores de noticias reducen el tráfico hacia las *home pages* de los periódicos, al tiempo que aumentan las visitas a los artículos individuales. Aun cuando todos los trabajos empíricos coinciden en señalar que el efecto «robo de negocio» se ve superado por el efecto «expansión de mercado», si ello va en detrimento del tráfico hacia las *home pages*, puede tener una consecuencia a largo plazo que no queda reflejada en los estudios empíricos. Por ejemplo, si los consumidores que usan agregadores de noticias no dedican mucha atención a las fuentes originales de los artículos, ello puede reducir los incentivos de los periódicos a invertir en su reputación, lo que los dejaría aún más a expensas de la reputación de agregadores como Google o Facebook. Sería interesante estudiar, tanto desde un plano empírico como teórico, cómo se desarrolla la competencia entre los periódicos por captar atención en un sitio ancla (como los agregadores de noticias o las redes sociales) y en qué se diferencia dicha competencia de la que existía en la prensa escrita antes de que surgiera Internet. ¿Es la competencia en un agregador de noticias más sana que la competencia entre la prensa escrita? Otro aspecto susceptible de

ser estudiado es cómo afecta a la competencia en un sitio ancla el algoritmo del sitio (por ejemplo, el algoritmo de feed de noticias de Facebook) y cómo difiere un algoritmo que pretende maximizar los beneficios de otro que busca maximizar el bienestar. Por ejemplo, Facebook anunció recientemente un cambio de su algoritmo por el que dejará de priorizar los vídeos, las fotos y los *posts* compartidos por empresas y medios de comunicación para pasar a favorecer el contenido generado por los amigos y familiares de cada usuario.

Google y Facebook lanzaron respectivamente los proyectos *AMP* (*accelerated mobile page*) en 2016 e Instant Articles en 2015. *AMP* e Instant Articles albergan artículos en Google y Facebook para carga rápida de noticias en el entorno móvil. Parece que el proyecto *AMP* de Google ha tenido una acogida mucho más favorable entre los editores que el Instant Articles de Facebook (6). De hecho, parece que más de la mitad de los socios de Facebook en el lanzamiento de Instant Articles, entre ellos algunas de las principales cabeceras, como *New York Times* y *Washington Post,* han abandonado el formato (Brown, 2018). Los distintos resultados pueden haber tenido que ver con los diferentes modelos de negocio abrazados por Google y Facebook; mientras que Google apuesta por la web abierta, Facebook es un sistema cerrado con el objetivo de que sus usuarios pasen más tiempo dentro de su *app* y poder así mostrarles más anuncios. Pero aun con el éxito del proyecto *AMP*, existen dudas sobre la creciente dependencia de las empresas de medios de comunicación de las grandes plataformas, a través de «acuerdos para insertar anuncios mediados con *apps* intermediarias accidentalmente enormes sin un interés especial en el sector editorial más allá de la extracción de valor mediante la publicidad» (Herrman, 2015).

Obsérvese que la disminución del tráfico hacia las *home pages* de los periódicos en comparación con las visitas a los artículos individuales es un fenómeno más general, al que se ha denominado la desagregación (*unbundling*) del periodismo.

«Estamos en un mundo de fragmentos, filtrados por código y servidos "bajo demanda"». Según Cory Haik, editor sénior de noticias digitales de *The Washington Post,* para las organizaciones de noticias, este cambio representa "la gran desagregación" del periodismo. Como ha ocurrido en la industria musical, que ha pasado en gran medida de vender álbumes a vender canciones compradas al instante en Internet, los editores cada vez más están llegando a los lectores a través de piezas individuales, en lugar de con las ediciones completas de periódicos o revistas (7).

¿Cómo afectará la desagregación del periodismo a los incentivos a generar periodismo de alta calidad? Una visión popular es que la fórmula tradicional de vender «agregados» de noticias desarrolló un sistema de subvención cruzada que permitía financiar el periodismo de investigación, de mayor coste. Por ejemplo, según un informe elaborado por FCC,

> «Se había desarrollado un sistema de subvención cruzada: un consumidor que compraba un periódico para conocer los resultados de la quiniela ayudaba a pagar el salario del reportero de espectáculos. Hoy en día, un lector puede conseguir una *app* para móvil que te da exclusivamente los resultados de la quiniela (¡y actualizados segundo a segundo!). La agregación se ha destruido, y con ella, la subvención cruzada (Waldman *et al*., 2011, pág. 13).»

El final de la subvención cruzada, ¿será también el ocaso del periodismo de investigación?

NOTAS

(*) Agradezco a Luis Abreu, Gerard Llobet y Nikrooz Nasr sus valiosos comentarios.

(**) Traducción de Jon García.

(1) Según *The Economist* («Taxing Times», 10 nov. 2012), ni uno solo de los periódicos de tirada nacional de Francia es rentable pese a los cerca de 1.200 millones de euros en subvenciones directas e indirectas del Estado.

(2) http://www.npconsortium.com/ «Is Yahoo a Better Friend to Newspapers Than Google?», *New York Times,* 8 abr. 2009.

(3) La descripción de los acontecimientos se basa principalmente en Calzada y Gil (2017).

(4) Véase http://uk.businessinsider.com/facebook-mobile-app-responsible-for-dark-tra¢ c-2014-12?r=US&IR=T

(5) En algunos temas o secciones principales, el clic en el tema en la *homepage* abre una segunda página sobre dicho tema conteniendo múltiples artículos. Incluso en este caso, la extensión de los *snippets* utilizados por cada artículo es de una o dos líneas (aunque se muestra también la fuente del artículo).

(6) http://digiday.com/media/how-google-amp-won-over-facebook/

(7) *New York Times,* «How Facebook Is Changing the Way Its Users Consume Journalism» por Ravi Somaiya, 26 oct. 2014.

BIBLIOGRAFÍA

ATHEY, S., y M. MOBIUS (2012), «The Impact of News Aggregators on Internet News Consumption: The Case of Localization», *Working Paper*.

ATHEY, S.; MOBIUS, M., y J. PAL (2017), «The Impact of Aggregators on Internet News Consumption», *Working Paper.*

BOIK, A.; GREENSTEIN, S., y J. PRINCE (2017), «The Empirical Economics of Online Attention», *Working Paper*.

BROWN, P. (2018), «More Than Half of Facebook Instant Articles Partners May Have Abandoned It», February 2, *Columbia Journalism Review.*

CALZADA, J., y G. ORDÓÑEZ (2012), «Competition in the News Industry: Fighting Aggregators with Versions y Links», *Working Paper* 12-22, NET Institute.

CALZADA, J., y R. GIL (2017), «What Do News Aggregators Do? Evidence from Google News in Spain y in Germany», *Working Paper.*

CHOI, D. O. (2017), «Internet Portal Competition y Economic Incentives to Tailor News Slant», *Korean Journal of Industrial Organization,* 25: 1-40 (en coreano).

CHIOU, L., y C. TUCKER (2017), «Content Aggregation by Platforms: The Case of the News Media», *Journal of Economics y Management Strategy,* 26: 782-805.

DE CORNIÈRE, A., y M. SARVARY (2018), *Social Media y News: Attention Capture via Content Bundling*, mimeo.

DELLAROCAS, C.; KATONA, Z., y W. RAND (2013): «Media, Aggregators, y the Link Economy: Strategic Hyperlink Formation in Content Networks», *Management Science,* 59: 2360-2379.

DELLAROCAS, C.; SUTANTO, J.; CALIN, M., y E. PALME (2016), «Attention Allocation in Information-Rich Environments: The Case of News Aggregators», *Management Science,* 62: 2543-2562.

FTC (2010), «Potential Policy Recommendations To Support The Reinvention Of Journalism», *Discussion Draft,* Federal Trade Commission.

GABSZEWICZ, J. J.; LAUSSEL, D., y N. SONNAC (2001), «Press Advertising y the Ascent of the 'Pensée Unique'», *European Economic Review,* 45: 641-651.

GENTZKOW, M., y J. M. SHAPIRO (2010), «What Drives Media Slant? Evidence from U.S. Daily Newspapers», *Econometrica,* 78: 35-71.

— (2011), «Ideological Segregation Online y Offline», *The Quarterly Journal of Economics,* 126: 1799-1839.

GEORGE, L., y C. HOGENDORN (2012), «Aggregators, Search y the Economics of New Media Institutions», *Information Economics y Policy,* 24: 40-51.

— (2013), «Local News Online: Aggregators, Geo-Targeting y the Market for Local News», *Working Paper.*

GOOGLE (2010), «Comments on Federal Trade Commission's News Media Workshop y Staff Discussion Draft on «Potential Policy Recommendations to Support the Reinvention of Journalism», *Discussion Paper.*

HERRMAN, J. (2015), «The Next Internet is TV», February 5, the AWL, https://www.theawl.com/2015/02/the-next-internet-is-tv/

HUANG, J. (2017), «Should Google Profit Like a Taxi Driver?», *Working Paper*.

JEON, D.-S., y N. NASR (2016), «News Aggregators y Competition Among Newspapers on the Internet», *American Economic Journal: Microeconomics,* 8: 91-114 .

Korea Press Foundation (2017), *Digital News Report 2017 South Korea.*

MULLAINATHAN, S., y A. SHLEIFER (2005), «The Market for News», *American Economic Review,* 95: 1031-1053.

MURDOCH, R. (2009), «From Town Crier to Bloggers: How Will Journalism Survive the Internet Age?», Speech Before the Federal Trade Commission's Workshop.

OUTSELL (2009), «News Users», *Discussion Paper.*

Pew Research Center (2017), *State of News Media,* www.pewresearch.org

Reuters Institute (2015), «Digital News Report», *Discussion Paper,* University of Oxford.

RUTT, J. (2011), «Aggregators y the News Industry: Charging for Access to Content», *Working Paper* 11-19, NET Institute.

SISMEIRO C., y A. MAHMOOD (2018), «Competitive vs. Complementary Effects in Online Social Networks y News Consumption: A Natural Experiment», *Management Science,* Articles Published in Advance.

WALDMAN S., y the Working Group on Information Needs of Communities (2011), The Information Needs of Communities: The Changing Media Landscape in a Broadband Age, Federal Communications Commission.

APÉNDICE

Dado (s_1, s_2), la utilidad de un consumidor con localización en x gracias al uso del agregador viene dada por la siguiente fórmula:

$$U^{Agg}(x) = u_0 + u_T + \mu(s_1 \cup s_2)\Delta u$$

$$- (\mu(s_1 - s_2) + \tfrac{1}{2}[\mu(s_1 \cap s_2) + (1 - \mu(s_1 \cup s_2)])xt$$

$$- (\mu(s_2 - s_1) + \tfrac{1}{2}[\mu(s_1 \cap s_2) + (1 - \mu(s_1 \cup s_2)])\ (1 - x)t,$$

donde $s_1 - s_2$ significa $s_1 \cap s_2^c$. $u_0 + u_T + \mu(s_1 \cup s_2)\Delta u$ representa la utilidad derivada de la lectura antes de deducir el coste de transporte. El coste de transporte depende de la composición de los artículos indexados por el agregador, y es igual al volumen de artículos del periódico 1 multiplicado por xt más el volumen de artículos del periódico 2 multiplicado por $(1 - x)t$.

COLABORACIONES

IV.
NUEVAS TECNOLOGÍAS

APLICACIÓN DEL APRENDIZAJE AUTOMÁTICO AL ANÁLISIS ECONÓMICO Y LA FORMULACIÓN DE POLÍTICAS

Stephen HANSEN
Universidad de Oxford

Resumen

Este artículo explora las diversas aplicaciones de los algoritmos de aprendizaje automático (o *machine learning*) al análisis económico y la formulación de políticas. A tal fin, comienza introduciendo los conceptos básicos del aprendizaje automático y distinguiendo las dos grandes ramas en las que se desdobla: el aprendizaje supervisado y el no supervisado. En la segunda parte del artículo se analizan ejemplos de utilización y aplicaciones prácticas de los algoritmos de aprendizaje automático. Una de dichas aplicaciones es la cuantificación de datos no estructurados y la recuperación de dicha información de un modo que resulte útil para los economistas. La segunda de las aplicaciones analizadas se refiere a las nuevas posibilidades de medición, donde la combinación del aprendizaje automático y los nuevos datos digitales ofrece la oportunidad de desarrollar parámetros referidos a variables como la inflación y la actividad económica. Las últimas dos aplicaciones tienen que ver con la formulación de proyecciones (*forecasting*) y con la inferencia causal. El mensaje general del artículo es que el aprendizaje automático ofrece las herramientas necesarias para sacar partido de las enormes posibilidades de las nuevas fuentes de datos digitales.

Palabras clave: aprendizaje automático, digitalización de datos.

Abstract

This article focuses on applications of machine learning algorithms for economic research and policymaking. It first introduces basic concepts in machine learning, whose main branches include supervised and unsupervised learning. The second half of the article discusses use cases and applications of machine learning algorithms. First, it discusses the quantification of unstructured data and how to recover information in a way that is useful for economists. The second application concerns new possibilities for measurement, where the combination of machine learning and new digital data, provides the opportunity to develop measures of objects like inflation and economic activity. The last two applications are related to forecasting and causal inference. The overall message of the article is that machine learning provides the tools needed to fully exploit the possibilities of rich new digital data sources.

Key words: machine learning, digital data.

JEL classification: C55.

I. INTRODUCCIÓN

EN los últimos años hemos observado un crecimiento espectacular de la generación de datos. El volumen de datos generado en 2014 y 2015 superó al acumulado hasta ese momento en épocas anteriores, y se estima que para 2020 habrá unos 44 *zettabytes,* o sea, 44 billones de *gigabytes,* de datos (Marr, 2015). Gran parte de esta explosión se debe a la digitalización, pues las nuevas tecnologías permiten almacenar actividades humanas que anteriormente tenían naturaleza efímera. Hoy es habitual enviar mensajes y fotografías en formato electrónico o subirlos a las redes sociales, lo que a su vez permite almacenarlos en servidores de manera indefinida. Datos digitales de una relevancia económica más directa están ahora cada vez más disponibles. Por ejemplo, información relacionada con las compras de los consumidores individuales, historiales detallados sobre los precios de los productos o minuciosos registros administrativos están empezando a transformar el análisis empírico en economía.

Esta avalancha de datos ha venido acompañada de nuevos métodos empíricos para analizarlos. Como respuesta a la digitalización de los datos, el aprendizaje automático (o *machine learning*) se ha desarrollado a pasos agigantados en los últimos diez años, y ha nutrido de muchas ideas a la inteligencia artificial, campo que en la actualidad suscita gran interés entre el público. Menos clara es la relevancia de todos estos avances para la investigación empírica en economía. La mayoría de los métodos de aprendizaje automático los han desarrollado científicos computacionales, estadísticos e ingenieros, cuyos objetivos suelen diferir de los objetivos de los economistas a la hora de formular trabajos empíricos. Esto plantea la cuestión de la utilidad potencial del aprendizaje automático en el ámbito de la economía, dado el énfasis que ésta última pone en la inferencia causal y en la predicción contrafactual.

Este artículo tiene un doble objetivo: primero, ofrecer una introducción a los conceptos básicos del aprendizaje automático, lo que realiza en su parte inicial. Y segundo, reflexionar sobre el impacto potencial del aprendizaje automático en la investigación económica y en las políticas públicas, y hacerlo a través de una discusión, no tanto de carácter técnico, sino centrada en nociones generales (1), de sus diversas áreas de aplicación.

Se llega a varias conclusiones. En primer lugar, una aplicación importante del aprendizaje automático, pero que no suele resaltarse, es su capacidad para usar tipos de datos completamente nuevos. La econometría moderna utiliza normalmente

datos «regulares», entendiendo por tales aquellos representables en forma de tabla, con las observaciones individuales en las filas y las variables en columnas. Además, las variables suelen registrarse como mediciones cuantitativas únicas: por ejemplo, el gasto total de las familias o los salarios de los trabajadores. Sin embargo, muchas de las nuevas fuentes de datos digitales disponibles no tienen este formato; el texto, las imágenes de satélite o los perfiles de búsquedas en Internet contienen amplias cantidades de información relevante económicamente, pero presentan una estructura de datos no estándar. El aprendizaje automático puede utilizarse para extraer la información importante de estas fuentes y filtrarla de cara al análisis econométrico. El artículo ilustra varios casos en los que se han utilizado diferentes enfoques estándar o de serie para hacer esto de manera efectiva.

En segundo lugar, es importante reconocer que, a menudo, los métodos de aprendizaje automático *no* resultan adecuados para las clases de problemas a los que se enfrentan los economistas. El artículo cita ejemplos de esto en lo que respecta a la elaboración de proyecciones y a la inferencia causal.

En tercer lugar, pese a la diferencia de objetivos del aprendizaje automático y la economía, ideas concretas del *machine learning* pueden adoptarse, y extenderse, para satisfacer las necesidades del análisis económico. Este proceso se encuentra aún en sus estadios iniciales en la economía, pero es probable que tenga la llave para permitir a los economistas y responsables de políticas explotar plenamente el potencial de los datos digitales.

II. ¿QUÉ ES EL APRENDIZAJE AUTOMÁTICO?

No parece existir una definición unánimemente aceptada de aprendizaje automático. A modo de introducción, podemos definirlo como el estudio de algoritmos que permiten a las máquinas mejorar su rendimiento en alguna tarea determinada conforme se le van suministrando nuevos datos. Para ser más precisos, un conocido manual lo expresa como «un conjunto de métodos diseñados para detectar automáticamente patrones en los datos, y luego utilizar dichos patrones detectados para predecir datos futuros, o para tomar otras clases de decisiones bajo condiciones de incertidumbre» (Murphy, 2012). Ahora bien, ninguna de estas definiciones acaba de transmitir del todo las diferencias entre el aprendizaje automático y la econometría. A fin de cuentas, el modelo de regresión de mínimos cuadrados ordinarios, conocido de sobra por cualquier estudiante de economía, detecta relaciones en los datos y genera estimaciones de mayor calidad al aplicarse sobre bases de datos amplias.

Un punto que diferencia al aprendizaje automático de la econometría es el papel que juega la inferencia estadística. La econometría tiende a centrarse en procedimientos formales de inferencia. Esto conlleva estimar los parámetros de un determinado modelo estadístico, y derivar las propiedades teóricas de estas distribuciones para testar hipótesis. El aprendizaje automático, en cambio, suele preocuparse menos del «verdadero» modelo que genera los datos y buscar, en su lugar, procedimientos que simplemente funcionen bien bajo alguna métrica, como la precisión predictiva. Esta distinción no es tajante. Por ejemplo, algunos algoritmos de aprendizaje automático (en particular, bayesianos) parten, a semejanza de la econometría, de un modelo de probabilidad asumido para los datos, y dicho modelo puede en principio utilizarse con fines de inferencia. No obstante, incluso en estos casos, la literatura sobre el aprendizaje automático suele preocuparse menos de las garantías de inferencia teórica que la literatura sobre econometría. Breiman (2001) aporta una buena introducción a estas «dos culturas» de modelización estadística.

Otra área de diferenciación es la computación. Los procedimientos econométricos rara vez se evalúan en términos de su complejidad computacional, mientras que tales consideraciones forman el zócalo de gran parte del aprendizaje automático. La popularidad de determinados algoritmos estriba precisamente en que son rápidos de calcular y son escalables. Esto se debe básicamente a la enorme amplitud de las bases de datos utilizadas en muchas aplicaciones de aprendizaje automático. Los economistas pueden permitirse trabajar con algoritmos computacionalmente ineficientes dado el tamaño mucho más reducido de las bases de datos que suelen manejar, pero esto evolucionará a medida que dichas bases de datos crezcan en dimensión.

También existen algunas diferencias semánticas que, en ocasiones, oscurecen lo que en realidad son ideas similares. Ambos campos formulan modelos que tratan de explicar ciertas variables de interés, denominadas algebraicamente *y*, mediante algunas

otras variables potencialmente relacionadas con *y*, a las que se denomina *x*. En econometría, es habitual referirse a *y* como la «variable dependiente», o el «objeto estudiado», y designar a las *x* con el nombre de «regresores», o variables «explicativas» o «independientes». En el aprendizaje automático, la *y* recibe a menudo el nombre de «etiqueta» o «respuesta», mientras que para referirse a la *x* se emplean términos como «características» o «predictores». Además, al proceso de construcción de un modelo que explique *y* a partir de *x* se le denomina en econometría «estimación», mientras que en aprendizaje automático se llama «aprendizaje». En este artículo se seguirá la terminología estándar de la econometría.

Pero en lugar de debatir sobre la definición exacta del aprendizaje automático, es preferible plantearse las tareas específicas que se pretende resolver con él. Una clasificación típica es la que distingue entre *aprendizaje supervisado* y *aprendizaje no supervisado*, cuyo significado explicamos a continuación.

1. Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado consiste en construir un modelo para explicar una variable de estudio a partir de ciertas variables explicativas. Esto es exactamente lo que hacen muchos modelos econométricos, pero la métrica para juzgar la calidad de un modelo en aprendizaje automático es bastante distinta. Esencialmente, el único objetivo es la precisión predictiva. Lograr una alta precisión predictiva con una base de datos fija es una tarea simple. Un modelo de regresión lineal que para explicar la variable dependiente usase tantas variables explicativas como observaciones existen en la muestra, conseguiría un ajuste perfecto a los datos. Procedimientos como estos, sin embargo, tienden a sobreajustar y hacer predicciones basadas en relaciones espurias. El aprendizaje automático aspira, por tanto, a la precisión predictiva de las observaciones extramuestrales (*out-of-sample*). El objetivo es construir un modelo que sea capaz de predecir acertadamente el valor de la variable explicada en los nuevos datos que no fueron utilizados para la construcción del modelo. Los modelos que consiguen buenos resultados en esto se consideran eficaces.

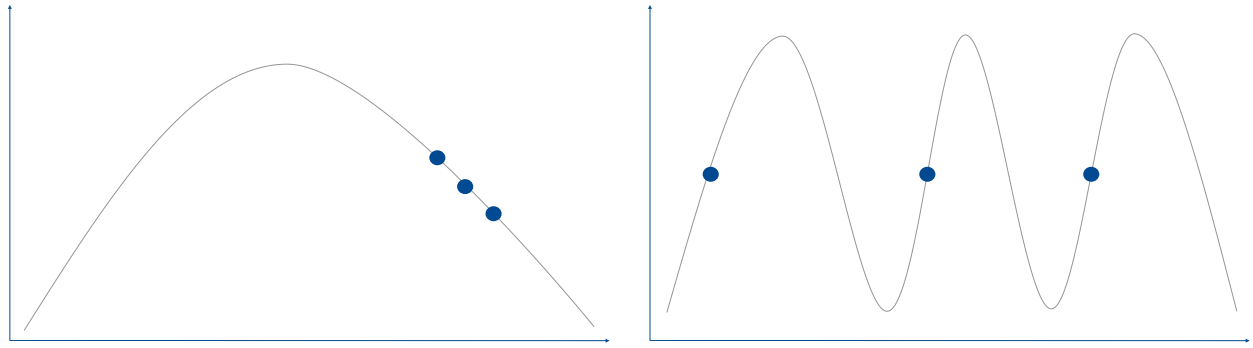
Podemos verlo con un ejemplo concreto. Supongamos el caso del correo basura (coloquialmente, *spam*). La variable dependiente que se desea estudiar es binaria: o bien un *e-mail* es *spam* o no lo es. Las variables independientes son las palabras incluidas en los correos electrónicos. Dado un conjunto finito de correos electrónicos, predecir el correo basura es potencialmente tan simple como encontrar una palabra que solo se encuentre presente en los correos *spam* y nunca en los que no lo son. Supongamos que esa palabra es «xxx». Entonces, la presencia de «xxx» es un predictor perfecto de correo basura en este conjunto específico de *e-mails.* Pero este modelo no puede generalizarse bien a los nuevos *e-mails,* por ejemplo, a correos basura en los que se solicite a una persona los datos de su cuenta bancaria para ingresarle una supuesta herencia si atiende a su petición. En su lugar, deseamos un modelo que sea capaz de distinguir los *nuevos* correos y clasificarlos correctamente como *spam* o no *spam*.

La literatura sobre aprendizaje automático ha avanzado a pasos agigantados en la construcción de modelos con buena capacidad predictiva. Los algoritmos de reconocimiento facial en las fotos, de reconocimiento de voz y el anteriormente citado problema de detección del correo basura se utilizan actualmente de manera generalizada en la sociedad, y son todos ellos aplicaciones del aprendizaje supervisado.

Aun cuando se desease utilizar la precisión predictiva como referente para juzgar la eficacia de un modelo, existen dudas respecto a si el modo de evaluar los algoritmos de aprendizaje supervisado es suficiente. ¿Cómo se puede evaluar el desempeño de un algoritmo respecto a datos extramuestrales si tales datos no están disponibles? La solución estándar consiste en dividir los datos en dos subgrupos: una muestra de entrenamiento y una muestra de prueba. La muestra de entrenamiento se utiliza para estimar el modelo. Luego, por cada observación en los datos de prueba, se puede generar un valor de predicción para el resultado dado el modelo estimado con la muestra de entrenamiento, y a continuación comparar la predicción contra el valor real en los datos de prueba. La muestra de prueba representa los datos extramuestrales, ya que no fue utilizada en el entrenamiento. Sin embargo, a menudo no hay garantías de que los datos manejados en el grupo de prueba coincidan con los datos extramuestrales *reales* con los que se verá confrontado el algoritmo en el mundo real. El gráfico 1 que figura a continuación aporta una ilustración. Supongamos la situación de la izquierda. Los datos observados son los tres puntos sobre la curva, y estamos tratando de predecir un resultado medido sobre el eje vertical dada cierta variable explicativa,

GRÁFICO 1

PELIGRO DE DATOS NO REPRESENTATIVOS PARA LA EVALUACIÓN DEL APRENDIZAJE SUPERVISADO



representada en el eje horizontal. La curva traza la relación existente en el mundo real entre la variable explicativa y la que se trata de explicar. Un algoritmo de aprendizaje supervisado construido solamente con los tres puntos observados podría tener un muy mal ajuste *incluso si* consigue una elevada precisión predictiva extramuestral con un grupo de prueba. Esto se debe a que todos los datos provienen de una parte restringida de la curva que se comporta como una línea con pendiente descendente, y un algoritmo supervisado tenderá a estimar sencillamente ese patrón. Dicho patrón, obviamente, no ajusta bien cuando se generaliza a todos los valores posibles de la variable explicativa, puesto que parte de la relación existente en el mundo real tiene una pendiente creciente. De forma similar, en la situación de la derecha, los datos observados darán nuevamente una imagen engañosa de la verdadera relación. El problema es en este caso que los datos observados están demasiado dispersos (2).

Estos ejemplos son sencillos e implican una variable explicativa unidimensional. En las aplicaciones reales del aprendizaje automático, existen centenares, miles, o incluso millones de *inputs* diferentes, y determinar si los datos sobre los que se evalúa a los algoritmos supervisados ofrecen una visión representativa del mundo es extremadamente complicado. Los economistas y responsables de políticas deberían tener esto en cuenta. Mientras que los errores en el reconocimiento de imágenes o de voz pueden ser molestos y embarazosos, tienen escasos costes sociales. Los errores en el diseño y la formulación de políticas pueden tener consecuencias catastróficas.

Además, por lo general, los algoritmos de aprendizaje supervisado están construidos en entornos bastante diferentes a los que se encuentran los economistas. En primer lugar, son ricos en datos. Empresas como Facebook y Google pueden recurrir a bases ingentes de datos para entrenar sus algoritmos de recomendación. En cambio, los economistas a menudo tienen entre manos un conjunto muy limitado de datos con los que trabajar. Por ejemplo, aunque predecir una recesión es un problema de política importante, las recesiones se presentan con escasa frecuencia en las series temporales históricas. En segundo lugar, los entornos son estables, en el sentido de que el futuro se parece mucho al pasado. Pero las economías no suelen ser estacionarias, y lo son aún menos cuando la precisión predictiva reviste mayor importancia, por ejemplo, al inicio de una crisis financiera o en la introducción de una tecnología disruptiva. Esto pone en entredicho si los métodos de aprendizaje automático estándar son adecuados para el tipo de problemas de predicción en los que están interesados los economistas. El artículo volverá sobre esta cuestión más adelante durante la discusión de las aplicaciones.

Para entender mejor las diferencias entre el aprendizaje automático y la econometría tradicional, es instructivo considerar un popular algoritmo supervisado llamado *LASSO* (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*), introducido por Tibshirani (1996) y que ha visto crecer su aceptación en economía (véase, por ejemplo, Belloni *et al*. 2014). El *LASSO* es una extensión básica del modelo de regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) que constituye una de las

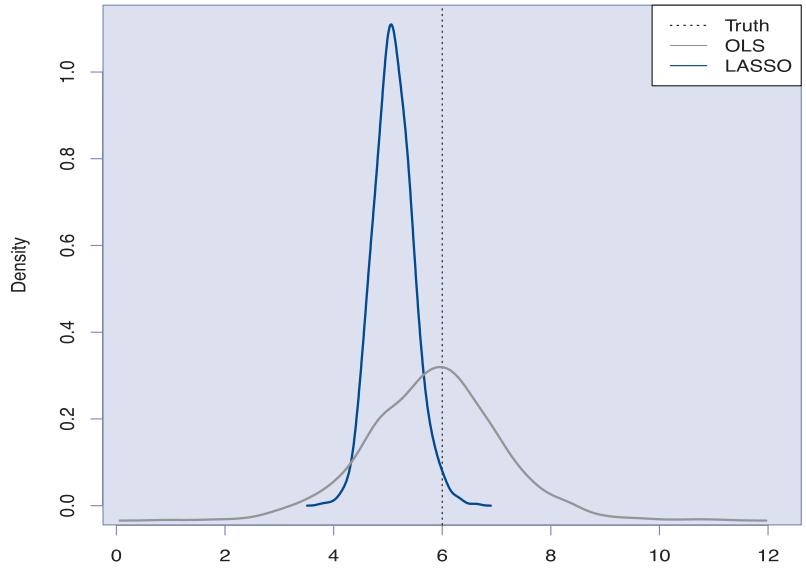
piedras angulares de la economía aplicada. Ambos modelos relacionan una variable dependiente (*y)* con variables independientes (*x)* eligiendo coeficientes para los valores de *x* que mejor explican *y*. Por ejemplo, *y* podría ser el nivel de renta, y *x* podría estar formado por tres variables: número de años de formación académica, cociente intelectual y color de ojos. Cabe esperar que las dos primeras variables estén relacionadas con la renta, no así la tercera. La diferencia clave entre el método MCO y el *LASSO* es que el *LASSO* añade un término que penaliza los valores de coeficiente alto. La lógica subyacente es asignar un coeficiente cero a las variables poco importantes y un coeficiente distinto de cero a las variables importantes. Al hacerlo, se espera que las variables con coeficientes distintos de cero tengan relación con el fenómeno que se pretende explicar, y que las que reciben coeficientes de cero sean variables sin relevancia alguna, es decir, *ruido*. En el ejemplo anterior, esto significaría que el *LASSO* asignaría un coeficiente positivo a los años de educación y al cociente intelectual, y un coeficiente igual a cero al color de ojos. Dicho enfoque puede ser particularmente fructífero cuando el número de variables existentes es alto en relación con el número de observaciones. De hecho, es posible estimar el *LASSO* incluso cuando hay muchas más variables que observaciones.

Aunque el término de penalización en el *LASSO* puede eliminar las variables que generan *ruido*, ello tiene un coste. El término de penalización «castiga» los valores de coeficiente alto para *todas* las variables independientes. Esto significa que los coeficientes, incluso de las variables significativas, son más bajos de lo que serían en un modelo simple de MCO. En la jerga de la econometría, los valores de los coeficientes estimados en *LASSO* adolecen, por tanto, de sesgo: el efecto estimado de cualquier variable independiente es, de media, de menor magnitud que su efecto real. Siguiendo con el ejemplo anterior, supongamos que un año adicional de educación genera una renta adicional de 600 euros al año. El *LASSO* podría estimar que el efecto adicional de un año de educación es solo de 300 euros al año. Siendo esto así, ¿por qué querríamos utilizar un modelo que deliberadamente introduce un sesgo en su procedimiento de estimación? La respuesta es que introducir un sesgo reduce el ruido. El modelo MCO estimará cierto coeficiente para el color de ojos, incluso si esta variable no está relacionada en absoluto con la renta. De media, el valor del coeficiente estimado será cercano a cero, pero, dependiendo de la aleatoriedad que exista en una base de datos concreta, el MCO podría reflejar cierta correlación espuria entre el color de ojos y la renta. A su vez, esto introduce *ruido* en la predicción que haga el modelo sobre la renta. En cambio, el *LASSO* simplemente tenderá a dejar fuera del modelo el color de ojos.

El gráfico 2 ilustra estas propiedades. Supongamos una persona con un historial académico de cinco años y un cociente intelectual de 100. Además, supongamos que un año adicional de educación incrementa la renta en 0,6 unidades, y que un punto adicional de cociente intelectual incrementa la renta en 0,03 unidades. Así, el ingreso real de este individuo es igual a 5 * 0,6 + 100 * 0,03 = 6. El gráfico 2 muestra un esquema de la distribución de los valores de la variable dependiente resultante de la predicción de MCO y *LASSO* cuando en el modelo existen muchas variables irrelevantes (o *ruido)* sin relación alguna con la

GRÁFICO 2

COMPROMISO ENTRE SESGO Y DISPERSIÓN



renta. Aquí vemos claramente lo que en la literatura sobre el aprendizaje automático se conoce como el compromiso entre sesgo y dispersión (*bias-variance tradeoff*). De media, el MCO genera la predicción correcta, ya que la distribución tiene su punto central en 6. Pero, alrededor de dicho punto, observamos una gran dispersión, con valores de predicción tan bajos como 0 hacia un extremo y tan altos como 12 hacia el otro. El *LASSO,* en cambio, está sesgado, pues el valor central de la distribución es 5, en lugar de 6. Pero las predicciones muestran una mayor concentración alrededor del valor central de 5, sin llegar a los valores extremos del MCO. Dicho de otro modo, el *LASSO* falla en la predicción media, pero nunca se equivoca demasiado; el MCO, en cambio, acierta en promedio, pero con frecuencia se equivoca mucho. Se puede demostrar en este ejemplo que el error cuadrático medio —una métrica popular para medir la bondad del ajuste— es inferior en el *LASSO* que en el MCO.

¿Qué implicaciones se derivan de este ejemplo? Numerosos manuales de econometría limitan su atención a aquellos modelos que son, de media, correctos (sin sesgo), buscando dentro de dichos modelos los que presentan menor dispersión. El aprendizaje automático nos enseña que este enfoque podría ser restrictivo, en especial cuando existen muchas variables y cuando el objetivo principal es la predicción, en cuyo caso los modelos con sesgo pueden comportarse bien. Al mismo tiempo, como se ha dicho, los economistas están interesados en modelos con buena capacidad para la inferencia: al decidir la cantidad para invertir en escuelas públicas, es crucial conocer el efecto real que un año adicional de educación tiene sobre la renta (0,6 en el ejemplo anterior). Puesto que los algoritmos de aprendizaje supervisado están diseñados para la precisión predictiva, surge lógicamente la pregunta de si existe una relación inversa entre los dos objetivos. Dicho de otro modo, ¿pueden utilizarse los algoritmos de aprendizaje supervisado para la inferencia de parámetros, incluso si no fueron diseñados con ese objetivo en mente? En muchos casos importantes, la respuesta es «no» o, quizá sea más exacto decir, «no a menos que se introduzca alguna modificación». Como hemos visto en el caso del *LASSO*, las estimaciones de los coeficientes tienen un sesgo a la baja. Además, no hay garantía de que el *LASSO* omita todas las variables irrelevantes (*ruido*). Existe cierto corpus teórico sobre inferencia estadística con el *LASSO* (los lectores interesados pueden consultar Bühlmann y van de Geer, 2011; o Hastie, Tibshirani y Wainwright, 2015), pero en la práctica hay pocas garantías fiables que sean consistentes de unas aplicaciones a otras.

El principal mensaje que podemos extraer es que el aprendizaje supervisado ha logrado recientemente grandes avances en lo que respecta a la predicción extramuestral en entornos estables y ricos en datos. Con frecuencia, lo ha conseguido introduciendo cierto sesgo para reducir la dispersión, lo que es crucial en modelos con un amplio número de variables. Pero en qué medida y en qué casos dichos modelos pueden utilizarse para los problemas de inferencia que interesan a muchos economistas, sigue siendo una cuestión sin resolver y materia de estudio activa. En una sección posterior sobre aplicaciones discutiremos las recientes contribuciones.

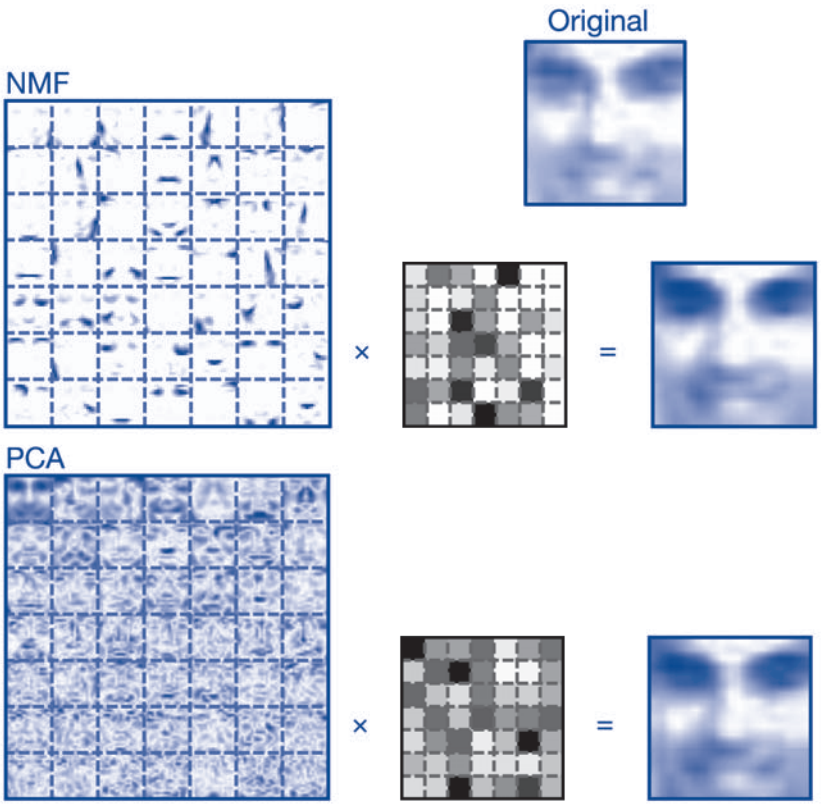
2. Aprendizaje no supervisado

Aunque el aprendizaje no supervisado ha recibido algo menos de atención en la literatura, es un campo importante por derecho propio. El objetivo del aprendizaje no supervisado es poner de manifiesto la estructura oculta en los datos. En este caso, no hay una variable dependiente que se pretenda explicar mediante variables independientes. Cada observación en un conjunto de datos simplemente está integrada por múltiples variables registradas, con interdependencias potencialmente complejas, que el aprendizaje no supervisado trata de desvelar. Pueden existir varias motivaciones para el aprendizaje no supervisado: una es describir las fuentes de mayor capacidad explicativa dentro de un *pool* amplio de variables independientes. Alternativamente, el aprendizaje no supervisado puede proporcionar una representación con dimensionalidad reducida de un objeto con alta dimensionalidad, preservando, al mismo tiempo, la mayoría de la información relevante. El aprendizaje no supervisado también puede agrupar las observaciones en función de sus similitudes. Ninguna de estas motivaciones debería resultar totalmente desconocida para los economistas. El *clustering* y el análisis factorial, por ejemplo, constituyen tareas de aprendizaje no supervisado que ya se practican bastante en la economía empírica.

El aprendizaje no supervisado puede ser un fin en sí mismo cuando la exploración de los datos es el objetivo primario; alternativamente, puede verse como un medio para preparar los datos utilizados para extraer características que sirvan de *inputs* a los algoritmos de aprendizaje supervisado o a los modelos econométricos. En análisis

GRÁFICO 3

ANÁLISIS DE LOS COMPONENTES PRINCIPALES FRENTE A LA FACTORIZACIÓN DE MATRIZ NO NEGATIVA



Fuente: extraído de Lee y Seung (1999).

económico aplicado, ello lo hace más fácilmente digerible que el aprendizaje supervisado. Para bien o para mal, los aspectos de inferencia formal son a menudo descartados, incluso en economía, cuando el objetivo primario es el procesamiento y la preparación de datos. En este sentido, los métodos estándar de aprendizaje no supervisado pueden aplicarse más fácilmente si aportan una descripción de los datos más completa que los métodos existentes. Durante el resto de la discusión tratamos de demostrar que éste es el caso.

Probablemente, el algoritmo de aprendizaje no supervisado más conocido en economía es el análisis principal de componentes (*PCA*, por sus siglas en inglés). La idea es encontrar factores o componentes comunes entre variables que expliquen cómo se mueven conjuntamente. Las observaciones son, así pues, representadas como combinaciones de estos factores comunes, en lugar de en términos de las variables originales. Los investigadores suelen utilizar un número de factores mucho menor que variables hay para representar las observaciones, de manera que existe una reducción de la dimensionalidad. Por ejemplo, tal enfoque es frecuente en las series temporales macroeconómicas para explicar el comovimiento de cientos de índices económicos diferentes. Los factores comunes pueden verse como variables cíclicas no observadas que determinan los datos observados.

El *PCA* es también bastante conocido en el ámbito de la literatura sobre aprendizaje automático, si bien éste ha desarrollado algoritmos adicionales que corrigen algunas de las limitaciones del *PCA*. Aunque los economistas no suelen ser conscientes de ellos, pueden incorporarse a la caja de herramientas econométricas a un coste bastante bajo. Una limitación del *PCA* es que los factores que identifica pueden ser difíciles de interpretar, y, en muchos casos, parecerse más a objetos abstractos que explican comovimientos en lugar de a objetos con sentido real. En la literatura sobre aprendizaje automático, hay trabajos que exploran formas alternativas de construir factores que resuelvan este problema en algunas aplicaciones. Un ejemplo interesante se encuentra en Lee y Seung (1999), quienes comparan el *PCA* con una alternativa a la que denominan factorización de matriz no negativa (*NMF*, por sus siglas en inglés). Este último método es similar al *PCA*, salvo por la restricción que impone de que los factores solo puedan ser cifras no negativas. Esta distinción, aparentemente técnica, es en realidad sustantiva, pues los factores que genera el *NMF* se parecen más a las partes elementales de las que procede cada observación de los datos.

El gráfico 3 ilustra esta idea para datos de imágenes. La base de datos subyacente consiste en una colección de fotografías

de rostros humanos. Las matrices más completas de siete por siete, a la izquierda de la figura, ilustran los 49 componentes que el *PCA* y el *NMF* revelan de las fotografías (el sombreado azul oscuro indica cifras positivas, y el sombreado gris indica cifras negativas). Lo fascinante del ejemplo es que los componentes del *NMF* se parecen a elementos del rostro: hay ojos, bocas, narices, etc. A continuación se construye una fotografía única de la muestra combinando estos elementos para dar lugar a un rostro individual (las matrices más pequeñas en el centro de las figuras, muestran las ponderaciones específicas a cada fotografía aplicadas a los componentes para llegar a la observación de la derecha). Los componentes del *PCA* son muy diferentes: el primer componente es básicamente un rostro promedio, y el resto de los componentes añaden y sustraen intensidad de píxeles a este rostro promedio. Entonces se representa un rostro específico como una desviación ponderada frente al rostro promedio, lo que supone una construcción menos intuitiva de la que ofrece el *NMF*.

Este ejemplo puede parecer una curiosidad, pero ilustra una cuestión más esencial de la que los economistas podrían beneficiarse para conocer la estructura latente a partir del uso de los algoritmos comunes en aprendizaje automático, hasta la fecha casi completamente ignorados. Por ejemplo, el *NMF* y los algoritmos relacionados se podrían aplicar a las ventas de productos individuales por grupos de consumidores, para conocer patrones de compra arquetípicos e identificar bienes sustitutivos y complementarios; o a los precios de productos individuales, con el fin de determinar los factores subyacentes de la inflación.

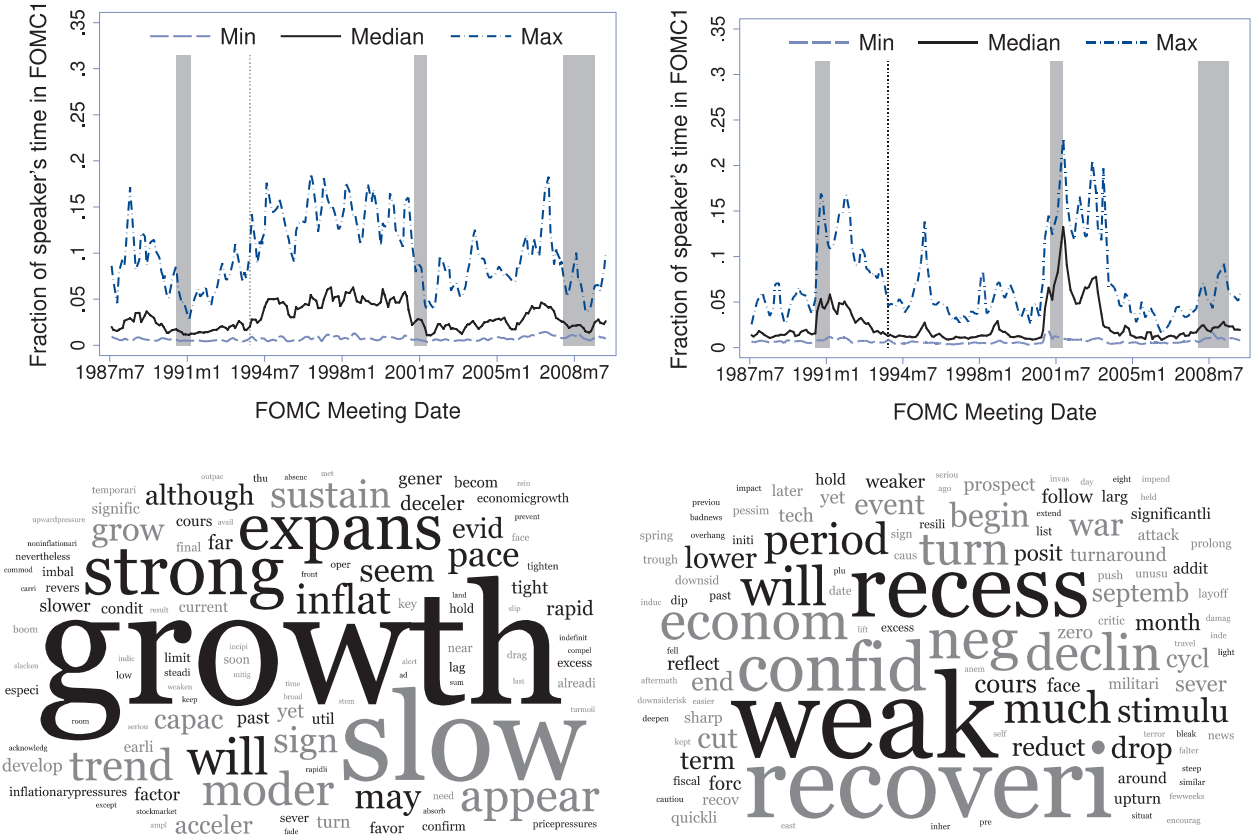
Otra limitación del *PCA* es que sus fundamentos se adaptan mejor a los datos que varían de manera continua. Un ejemplo importante de datos para los que esto no se cumple es el texto. La forma más básica de representar bases de datos textuales, también llamadas «corpora», es contar la ocurrencia de todos los términos únicos del vocabulario en todos los documentos. Los datos resultantes tienen claramente interdependencias, por ejemplo, la palabra «trabajo» tenderá a presentarse junto con la palabra «salario». Pero los datos son fundamentalmente discretos: una palabra no puede aparecer 1,5 veces. Además, hay una gran mayoría de palabras únicas en los «corpora» que no aparecen en ningún documento específico, de modo que los datos también están poblados en un gran porcentaje de ceros. Dichos datos requieren algoritmos que modelicen sus características concretas.

Uno de los modelos de aprendizaje no supervisado más potentes y populares para texto es el *Latent Dirichlet Allocation* (*LDA*), introducido por Blei, Ng y Jordan (2003). El *LDA* es un ejemplo de un modelo temático probabilístico, que identifica temas en los «corpora» y luego representa los documentos como combinaciones de esos temas. Más concretamente, un tema es una distribución de probabilidad asociada a todas las palabras únicas en el corpus. Este aspecto probabilístico del *LDA* es importante. Supongamos que alguien imagina un tema sobre inflación y otro sobre desempleo. Tomemos ahora la palabra «tasa». A primera vista, no está claro a cuál de los temas debería pertenecer «tasa», pues ese término podría aparecer en un tema sobre inflación o en otro sobre desempleo, con las expresiones «tasa de inflación» y «tasa de participación en el mercado laboral», respectivamente. Permitir la asociación probabilística de palabras a temas transmite esta flexibilidad semántica. El *LDA* es también un modelo de pertenencia mixta, porque los documentos no se asocian a un único tema. En su lugar, a cada documento se le asignan porcentajes de todos los temas. Así, un documento puede ser un 25 por 100 sobre desempleo, un 10 por 100 sobre inflación, etcétera.

El gráfico 4 muestra un ejemplo de *output de LDA* estimado a partir de un corpus de transcripciones literales de las reuniones del Comité Federal de Mercado Abierto (*FOMC*, por sus siglas en inglés), el órgano responsable de decidir la política monetaria en Estados Unidos. El período muestral para la estimación es 1987-2009. Las dos nubes de palabras representan dos temas diferentes objeto de estimación. El tamaño de cada palabra en la nube refleja aproximadamente la probabilidad de su ocurrencia en el tema (3). Aunque el algoritmo no se alimenta con ninguna información sobre el contenido subyacente de los datos, los temas son claramente interpretables: uno versa sobre crecimiento económico, el otro sobre recesión y recuperación. La serie temporal encima de cada tema muestra la variación en la proporción de tiempo que los miembros individuales del *FOMC* dedican a discutir los respectivos temas (la línea discontinua azul es la proporción máxima de tiempo en una reunión determinada; la línea continua negra es la proporción de tiempo mediana, y la línea discontinua azul claro es la proporción mínima). Los períodos de recesión están sombreados en color gris. La serie también muestra propiedades

GRÁFICO 4

EJEMPLO DE *OUTPUT* DEL *LATENT DIRICHLET ALLOCATION*



Fuente: Hansen, McMahon y Prat, 2018.

muy naturales. La atención al crecimiento aumenta sistemáticamente cuando la economía está en fase expansiva, y se desploma al comienzo de los períodos de recesión. En contraste, la atención dedicada a la recesión repunta durante las contracciones de la actividad económica. Nuevamente, merece la pena señalar que tales patrones han sido capturados completamente por un algoritmo de aprendizaje automático, sin contribución alguna del investigador.

Otro punto importante es la alta dimensionalidad innata de los textos. Los «corpora», incluso los de tamaño moderado, contienen miles de términos únicos. El sobreajuste de dichos datos es un problema grave, pero la estructura estadística del *LDA* protege frente a esto. Se trata de lo que se conoce como un modelo *bayesiano*, lo que significa que otorga cierta probabilidad inicial a todas las posibles combinaciones de palabras en cada tema. Los datos observados cambian dichas probabilidades, pero sin llegar a determinarlas por completo. La citada base de datos de transcripciones posee aproximadamente 10.000 términos únicos, y aun así el *LDA* maneja la dimensionalidad sin apuros.

Estos dos ejemplos muestran el poder del aprendizaje no supervisado para captar patrones interesantes implícitos en los datos. Además, muestra cómo el aprendizaje automático puede convertir lo que a primera vista es una maraña de datos no estructurados —es decir, archivos de imagen y texto sin depurar— en formas cuantitativas manejables y adecuadas para el análisis estadístico tradicional. Esto abre la puerta no solo a la posibilidad de nuevas técnicas que aplicar a los datos

existentes, sino al acceso a nuevos datos. Esta cuestión se desarrolla más ampliamente en la sección sobre aplicaciones que aparece a continuación.

Una posible crítica a los algoritmos de aprendizaje automático es que adolecen de falta de estructura. El gráfico 3 sugiere que las probabilidades de la cobertura de los temas podrían no ser estáticas en el tiempo, sino depender de la fase del ciclo económico, pero dicho aspecto no está integrado en el *LDA*. Una posible contribución de los economistas al desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático no supervisado es introducir en ellos dependencias de interés que vinculen más directamente sus *output*s a los atributos de interés. Tales esfuerzos requerirán probablemente de colaboración entre disciplinas.

III. APLICACIONES

Explicadas las bases conceptuales del aprendizaje automático, en el resto del artículo se abordan sus aplicaciones potenciales al campo de la economía y a la formulación de políticas. Comenzamos con una de las aplicaciones más pragmáticas: la cuantificación de datos nuevos y seguidamente en formas manejables. A continuación, consideramos el papel que el aprendizaje automático juega en la conversión de datos digitales en medidas económicas más específicas, y seguidamente una discusión del aprendizaje automático en los modelos de elaboración de proyecciones *(forecasting). Finalmente, reflexionamos sobre posibles aplicaciones para la inferencia causal.*

1. Cuantificación de datos no estructurados

Muchas empresas y reguladores poseen cantidades masivas de datos no estructurados, en particular datos de texto. Un ejemplo es el sector de la abogacía, en el que una buena parte del trabajo de los letrados que se inician en la práctica jurídica consiste en rastrear infinidad de documentos en busca de contenido relevante, desde contratos y escrituras notariales a jurisprudencia anterior, etc. Los reguladores afrontan una tarea similar cuando inician expedientes supervisores. Por ejemplo, las redadas policiales para perseguir posibles delitos contra la competencia suelen aportar montañas de documentos, y separar el material relevante del irrelevante supone una ardua tarea. Automatizar la tarea de encontrar información relevante tiene, por tanto, el potencial de generar grandes ganancias de eficiencia en estos contextos, y dicho proceso se encuentra ya bastante avanzado en el sector judicial (Croft, 2017).

Una de las formas más comunes de determinar la relevancia del documento en economía es la búsqueda por palabras clave. Según este enfoque, se empieza definiendo una palabra, o una lista de ellas, y a continuación los documentos son señalizados como que contienen dicho términos o no, o bien se ordenan de acuerdo con la frecuencia con la que aparecen. Pese a su relativa sencillez y fácil implementación, las búsquedas por palabras clave tienen sus limitaciones. La más obvia es que requieren de una definición previa de las palabras importantes, lo que puede exigir juicios subjetivos. Por ejemplo, para medir la actividad económica, podríamos elaborar una lista de palabras, entre ellas «crecimiento». Pero no cabe duda de que existen otras palabras que también se emplean para discutir la actividad, y elegirlas implica numerosos juicios subjetivos. Un argumento más sutil es que el «crecimiento» también aparece mencionado en otros contextos, como al describir el crecimiento de los salarios como foco de presiones inflacionistas, y en la práctica es muy difícil tener en cuenta el contexto al realizar búsquedas por palabras clave. En otros casos, el académico o el responsable de políticas simplemente podría no tener ni idea de cómo se relacionan las palabras con el contenido de su interés. En los litigios relacionados con la manipulación de precios de mercado por los operadores, como en el reciente escándalo por el acuerdo para fijar el valor del tipo interbancario de oferta de Londres (*LIBOR*, por sus siglas inglés), gran parte de la evidencia procede de charlas entre operadores en las que estos utilizan jerga, argot y lenguaje codificado que convierte la búsqueda simple por palabras clave en una tarea difícil de implementar.

El aprendizaje automático no supervisado ayuda a superar algunos de estos problemas. Especialmente cuando hay incertidumbre sobre el contenido de los documentos, y sobre el lenguaje utilizado en contextos concretos, el aprendizaje automático aporta un enfoque potente impulsado por los datos para la exploración de corpus y la recuperación de información. La cuantificación de datos no estructurados podría ser un fin en sí mismo, por ejemplo, permitiendo a un regulador cribar rápidamente los documentos y clasificarlos en categorías. O podría ser la primera fase en la extracción de características de los datos textuales que utilizar luego como *inputs* para ulteriores estudios empíricos.

A fin de ilustrar mejor estos puntos, supongamos una obser-

GRÁFICO 4

OBSERVACIÓN INCLUIDA EN LAS TRANSCRIPCIONES DEL FOMC

We have noticed a change in the relationship between the core CPI and the chained core CPI, which suggested to us that maybe something is going on relating to substitution bias at the upper level of the index. You focused on the nonmarket component of the PCE, and I wondered if something unusual might be happening with the core CPI relative to other measures.

Fuente: Janet Yellen, marzo 2006.

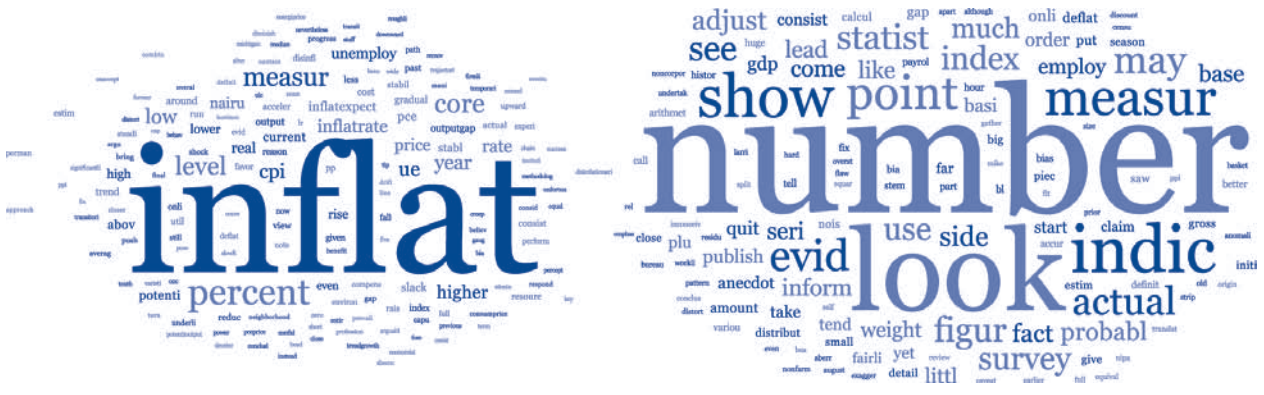
vación, incluida en el corpus de transcripciones del *FOMC* antes mencionado, que se reproduce a continuación en el gráfico 4. Se trata de un párrafo de Janet Yellen pronunciado en marzo de 2006 cuando era presidenta del Banco de la Reserva Federal de San Francisco. Este párrafo incluye un lenguaje muy técnico, y determinar su contenido manualmente requeriría que el lector contase con un alto nivel de conocimientos de economía.

Como alternativa al procesamiento manual, se puede utilizar el *LDA*, el algoritmo de aprendizaje no supervisado descrito antes, para determinar su contenido. El modelo *LDA* estimado asocia esta manifestación sobre todo al tema de la izquierda en el gráfico 5 más abajo. Este tema otorga a su vez la máxima probabilidad a «inflación» (y otras palabras que comienzan con la raíz «inflat»). Lo fascinante de esta ilustración es que, en la observación del ejemplo, no hay ninguna cita literal de la palabra «inflación», y una búsqueda por palabras clave no la habría identificado como relevante. En cambio, Janet Yellen utiliza muchas palabras relacionadas con inflación (*CPI* es el índice de precios al consumo; *PCE* es el deflactor del gasto personal), y el *LDA* aprende, a partir de *otros* documentos que forman parte del corpus, que las palabras que Yellen utiliza se inscriben en la mayoría de los casos en situaciones en las que *también* se emplea la palabra «inflación». Esto permite asociar esta manifestación al tema inflación.

Otro punto de interés es que el *LDA* es capaz de contextualizar adecuadamente las palabras individuales dentro de los documentos. Tomemos la palabra *measures* («medidas») utilizada por Yellen en el ejemplo. Aunque esta palabra aparece de manera destacada en el tema inflación, también está presente, con una alta probabilidad, en otro tema sobre indicadores numéricos que se muestra a la derecha en el gráfico 5. El *LDA* consigue resolver esta ambigüedad prestando atención a otras palabras pronunciadas por Yellen. Aunque la clasificación de «medidas» fuera de contexto no es inmediata, el

GRÁFICO 5

TEMA MÁS ASOCIADO CON EL EJEMPLO (IZDA.) Y TEMA ALTERNATIVO (DCHA.)



hecho de que Yellen utilice muchas palabras inequívocamente asociadas con el tema inflación le lleva a asignar en este caso «medidas» al tema inflación.

Estas características del *LDA* ayudan a explicar su gran popularidad. Una aplicación familiar para muchos lectores podría ser el sistema de indexación en JSTOR, el conocido repositorio de artículos académicos. Gracias al *LDA*, los lectores reciben alertas de nuevos artículos potencialmente interesantes en el repositorio tomando como referencia el contenido estimado en los artículos consultados previamente por ellos. La adopción de tales sistemas por empresas y reguladores que también manejan amplios «corpora» textuales podría reportar grandes beneficios en la recuperación automática de información.

Aunque el foco de la discusión ha girado hasta ahora en torno al texto, sus conclusiones también son válidas para otras clases de datos no estructurados. Los organismos de políticas y las empresas de *marketing* recopilan periódicamente datos de encuestas para medir actitudes, comportamientos y características. Estos datos suelen analizarse de forma *ad hoc*, por ejemplo, computando la respuesta promedio a una batería de preguntas para llegar a un único valor numérico. Nuevamente, el aprendizaje no supervisado proporciona un medio de modelizar la estructura de dependencias completa en los datos y de extraer nuevas perspectivas sobre las diferencias subyacentes entre los encuestados. Un ejemplo en la literatura económica es Bandiera *et al*. (2017), que analiza encuestas detalladas sobre el uso del tiempo a más de 1.000 consejeros delegados de una variedad de países. Utilizando el *LDA*, establecen una novedosa distinción conductual entre los *CEO* «líderes», que dedican tiempo a coordinar las funciones de alto nivel de la empresa, y los «gestores», que dedican tiempo a cuestiones más operativas del negocio. Enfoques similares se han utilizado para medir el estatus de salud (Erosheva, Fienberg y Joutard, 2007) y la ideología política (Gross y Manrique-Vallier, 2014) a partir de datos de encuestas.

Otra intrigante aplicación potencial del aprendizaje no supervisado consiste en los datos de red, donde el reto es identificar grupos de nodos relacionados basándose en patrones de vinculación. Existe una nutrida literatura sobre este «problema de detección de comunidad», como así se denomina, fuera de la economía, pero apenas hay aplicaciones a la economía. Una excepción es Nimczik (2017), que, mediante aprendizaje no supervisado, estima el alcance geográfico de los mercados laborales utilizando datos de flujos de trabajadores en Austria.

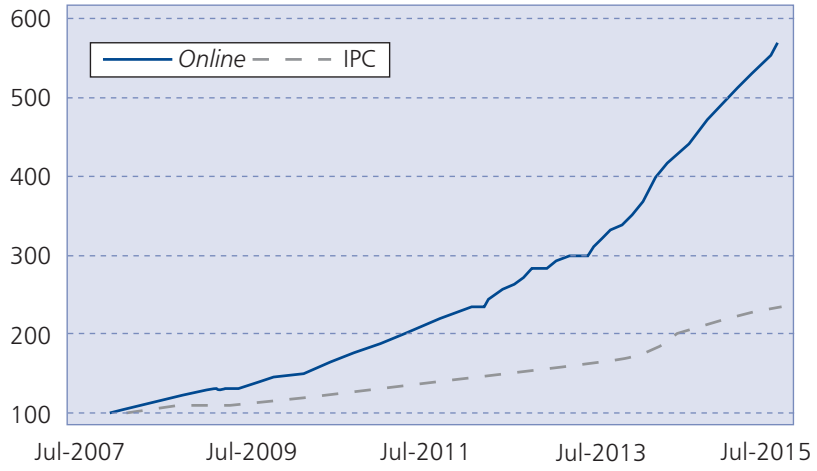
2. Nuevos datos y nueva medición

La primera aplicación referida en esta sección consistió simplemente en utilizar el aprendizaje automático para dar sentido a un conjunto de datos deslavazado y difícil de interpretar imponiendo una estructura mínima en el proceso de recuperación de información. Sin embargo, existe un creciente interés no solo en describir tales datos, sino también en utilizarlos para construir nuevas medidas de variables económicas relevantes. Los indicadores económicos tradicionales están limitados en varios aspectos: por ejemplo, a menudo están disponibles a intervalos temporales relativamente distantes, como sucede con las mediciones del producto interior bruto, de periodicidad trimestral. Además, suelen estar construidos para unidades geográficas agregadas, como Estados nación, con poca granularidad espacial. Por último, en muchas regiones del mundo, las estadísticas económicas oficiales o bien no están disponibles en su totalidad, o bien están manipulada por los gobiernos hasta el punto de contener muy escasa información. Por estos motivos, hay una demanda de nuevas fuentes de información. Recientemente, se ha constatado un creciente interés en los datos digitales como medio de cubrir estas lagunas. Entre otros ejemplos, cabe citar:

– En Argentina, el gobierno manipuló activamente las estadísticas oficiales de precios a comienzos de 2007. El proyecto *The Billion Prices Project* desarrollado en el Massachusetts Institute of Technology se diseñó como una manera de ofrecer un índice de inflación alternativo más preciso utilizando precios publicados por los comerciantes *online* en Argentina, y se ha expandido a muchos otros países desde entonces. Aunque el universo de distribuidores minoristas para los que se pueden obtener precios *online* es menor que el observado por las agencias gubernamentales oficiales, estos precios se actualizan a diario, tienen un bajo coste de extracción y están libres de interferencias gubernamentales. A continuación, el gráfico 6 contrasta las medidas de inflación calculadas a partir de precios *online* y las estadísticas oficiales de precios, y demuestra la capacidad de los datos digitales para capturar la dinámica subyacente real en una economía cuando no se dispone

GRÁFICO 6

INFLACIÓN ARGENTINA MEDIDA POR PRECIOS ONLINE Y LECTURA OFICIAL DEL IPC



Fuente: Cavallo y Rigobon, 2016.

de datos oficiales o estos son poco fiables.

– Baker, Bloom y Davis (2016) construyen un popular e influyente índice denominado *Economic Policy Uncertainty* (EPU) (http://www.policyuncertainty.com/). Aunque la importancia de la incertidumbre para la actividad económica es indiscutible, históricamente ha habido pocos indicadores adecuados de la incertidumbre. Parámetros basados en los mercados financieros, como el VIX, se calculan utilizando los precios de las opciones obtenidos de los mercados de renta variable estadounidenses, los cuales no capturan toda la incertidumbre que afrontan los agentes económicos. En cambio, el índice *EPU* mide específicamente la incertidumbre que rodea la formulación de políticas. En una gran parte, se construye a partir de la fracción de artículos publicados en una amplia selección de periódicos que contienen términos como «incierto», «económica», «congreso» y «regulación».

– Glaeser, Kim y Luca (2017) construyen un índice de actividad local utilizando el número de restaurantes y negocios reseñados en el sitio web Yelp. Este índice tiene capacidad predictiva para los datos, mucho más agregados y rezagados, del US Census Bureau sobre patrones de actividad económica por condados, referidos en particular a las zonas más densamente pobladas.

– SpaceKnow es una empresa comercial que genera numerosos índices de actividad económica utilizando datos de imágenes por satélite. Uno de dichos índices es el *China Satellite Manufacturing Index,* que se basa en 2.200 millones de instantáneas individuales de más de 6.000 polígonos industriales en China (Wigglesworth, 2018).

Aunque los índices de actividad son algunos de los objetos de interés más obvios que pueden facilitar los nuevos datos, también hay otros que los son menos, pero brindan posibilidades igualmente potentes. Un ejemplo es el trabajo de Hoberg y Phillips (2010, 2016) y tiene relevancia directa con la política sobre competencia. La cuestión abordada es cómo medir la clasificación industrial de las empresas. Los sistemas de clasificación SIC o NAICS, ampliamente utilizados, tienen varias limitaciones. Las empresas no suelen recibir diferentes clasificaciones a lo largo del tiempo, aun si los mercados en los que operan cambian. Los sistemas de clasificación son no demasiado buenos a la hora de replicar la evolución de productos completamente nuevos. Y, con carácter más general, proporcionan una visión poco refinada de cómo se diferencian las empresas entre sí.

Hoberg y Phillips proponen utilizar datos de texto para construir clasificaciones sectoriales que solventen algunos de estos retos. La idea es utilizar las descripciones de productos contenidas en las declaraciones anuales corporativas (impreso 10-K) ante la Securities and Exchange Commission estadounidense. Por cada par de empresas que realizan una declaración en cada año, puede computarse una medida de similitud lingüística entre sus respectivas descripciones, y utilizarla como sustituto de la proximidad entre ambas empresas en el espacio de productos. Además, a partir de estas medidas de similitud, es posible agrupar las empresas en *clusters* para definir categorías sectoriales. La clasificación resultante aporta una medida dinámica y continua del lugar que las empresas ocupan en el espacio de

productos respecto a todas las demás empresas de la muestra. Hoberg y Phillips muestran que su clasificación basada en el texto brinda varias perspectivas novedosas sobre los motivos que llevan a las empresas a fusionarse y sobre cómo se desarrollan nuevos productos.

En este punto, resulta conveniente hacer una distinción entre el *big data* procedente de fuentes digitales, por un lado, y el aprendizaje automático, por el otro. Si bien los datos digitales «en bruto» o sin procesar contienen, sin duda, información relevante para las variables económicas de interés, es difícil establecer una correspondencia exacta (mapeo) entre ambas esferas. Una posibilidad es aplicar algoritmos de aprendizaje no supervisado para describir los datos según lo analizado en la primera aplicación, y luego utilizar las características extraídas para construir un índice de interés. El problema es que estas características no habrán sido elegidas por su máxima capacidad predictiva de la variable económica que se desea explicar, lo que implica una pérdida de información y, por tanto, de eficacia.

En cambio, la tarea de construir nuevos índices a partir de bases de datos amplias supone, en muchos aspectos, un problema clásico de aprendizaje supervisado, puesto que el objetivo primario es conseguir la mejor predicción posible de la variable objeto de estudio. Jean *et al*. (2016) es un ejemplo de investigación que combina extensas bases de datos digitales (imágenes por satélite) y algoritmos de aprendizaje automático supervisado de vanguardia para obtener una nueva medición económica (niveles de pobreza, granulares desde el punto de vista espacial, en varios países de África). A medida que se extienda el uso del aprendizaje automático en economía, muchos de los índices construidos a partir de datos digitales constituirán probablemente el *output* de algoritmos supervisados perfilados.

3. Elaboración de proyecciones (*forecasting*)

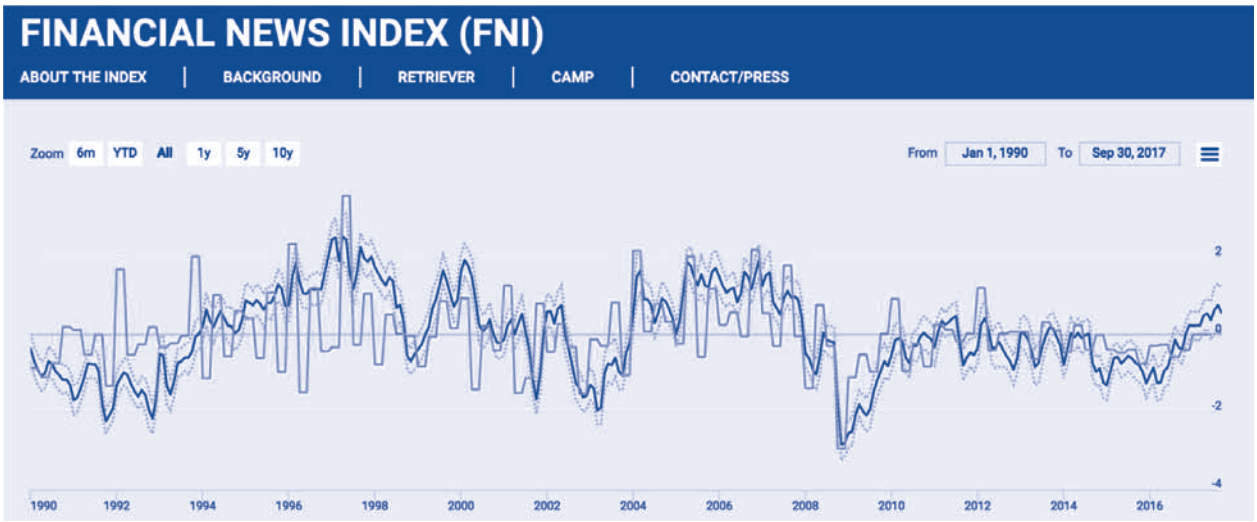
Según se ha explicado anteriormente, el aprendizaje automático supervisado consiste, en el fondo, en el estudio de métodos para lograr buenas predicciones extramuestrales a partir de datos de alta dimensionalidad o no estructurados. Un área de gran interés para los responsables de políticas es la elaboración de proyecciones, es decir, la predicción del futuro basándose en datos del pasado. De hecho, la posibilidad de utilizar series temporales de datos económicos para obtener mejores proyecciones del futuro está en el origen del renovado interés en el aprendizaje automático. Stock y Watson (1999) y Bernanke, Boivin y Eliasz (2005) son dos contribuciones seminales a este campo de la literatura que demuestran que el refuerzo de los modelos clásicos de proyección macroeconómica con series temporales amplias puede mejorar los resultados del ejercicio de proyección. Los artículos citados utilizan métodos como la regresión penalizada y la reducción de dimensionalidad, dos técnicas típicas del aprendizaje automático.

Antes de que los economistas apliquen algoritmos de aprendizaje supervisado más modernos a las proyecciones, conviene resaltar de nuevo que la elaboración de proyecciones económicas difiere, en aspectos fundamentales, del entorno en que se construyen y evalúan muchos algoritmos de aprendizaje automático. Primero, una hipótesis habitual en aprendizaje automático es que los datos extramuestrales siguen la misma distribución estadística que los datos de entrenamiento del modelo. Esto, aplicado a un contexto de series temporales, equivale a la hipótesis de que «el futuro se parece al pasado». Si bien en ocasiones puede ser así, hay otras en que podría no serlo si existen cambios estructurales fundamentales. Por ejemplo, cuando tiene lugar un desplazamiento en la capacidad productiva de la economía, la relación histórica entre el desempleo y el crecimiento salarial también cambiará. Aunque existe una consolidada literatura sobre econometría que trata la detección de discontinuidades estructurales, la literatura sobre aprendizaje automático en esta área está mucho menos desarrollada. Segundo, en economía, los datos suelen ser grandes en algunas dimensiones pero pequeños en otras. Aunque existen cientos de series temporales disponibles para elaborar proyecciones, la frecuencia de observación de muchas de ellas es solo trimestral, o tienen una periodicidad incluso menor. Tercero la denominada ratio *signal-to-noise* en los datos económicos y financieros puede ser bastante baja, lo que significa que las relaciones fundamentales entre las variables pueden ser difíciles de detectar porque existe un alto componente de aleatoriedad que afecta a todas las variables del modelo. El gran reto, por tanto, es encontrar maneras de utilizar métodos de aprendizaje supervisado en situaciones para las que no fueron diseñados originalmente.

Una posibilidad es utilizar los denominados modelos *genera-*

GRÁFICO 7

ÍNDICE DE NOTICIAS FINANCIERAS (NEGRO) Y CRECIMIENTO DEL PIB NORUEGO (AZUL)



Fuente: https://www.retriever-info.com/fni

tivos. Estos modelos especifican un modelo estadístico completo para los datos de entrada y de salida, en contraste con algunas tendencias recientes en aprendizaje automático, como el *deep learning*, que adopta una postura más agnóstica sobre el modelo generador de los datos. La principal razón del éxito de los modelos de *deep learning* es su remarcable capacidad predictiva en presencia de amplios datos. Sin embargo, en muestras más reducidas, como las que manejan los economistas, los modelos generativos han demostrado tener mejor capacidad predictiva (Ng y Jordan, 2002). Davig y Smalter Hall (2017) utilizan este hallazgo, y demuestran que un modelo *generativo* consigue predecir mejor las recesiones en EE.UU. que los modelos estándar de regresión y que la *Survey of Professional Forecasters.* Otra ventaja de los modelos generativos es que están más cerca de los modelos estructurales que ya utilizan los economistas con fines de interpretación y estimación.

Otro posible enfoque para formular proyecciones con grandes bases de datos es utilizar primero aprendizaje no supervisado para extraer características, y luego emplear dichas características como *inputs* en un modelo de proyección económica estándar en todo lo demás. Un ejemplo es Thorsrud (2016), que aplica el *LDA* sobre artículos de medios de comunicación noruegos, y utiliza los temas extraídos para predecir la evolución del ciclo económico. El gráfico 7 compara el índice obtenido con el producto interior bruto noruego real. Claramente, el movimiento de las dos series presenta una sustancial correlación, lo que ilustra el valor de las características extraídas a partir del aprendizaje no supervisado con fines de elaboración de proyecciones.

Otro ejemplo ajeno a la macroeconomía es la predicción de conflictos, que es importante tanto a los efectos de la gestión del riesgo por las empresas del sector privado como por los gobiernos. Mueller y Rauh (2017) muestran que los datos de los medios de comunicación pueden ayudar a pronosticar los brotes de violencia política. También utilizan el *LDA* para extraer temas de textos, y luego muestran que la variación en cómo usan los temas de cobertura los periódicos de los países predice los conflictos en dichos países.

Un comentario general aplicable al método de extracción de características y su utilización como *inputs* para los modelos de proyecciones es que, implícitamente, los tratan como datos

fijos en lugar de como objetos estimados. Aunque esto ha conducido a importantes avances en investigación, en el futuro cabría esperar que se desarrollen algoritmos que modelicen conjuntamente datos de alta dimensionalidad y la variable que se está tratando de predecir. Es probable que esto se traduzca en mejores predicciones, y también en una inferencia estadística más rigurosa. De nuevo, los modelos generativos pueden conformar la espina dorsal de dichos planteamientos.

4. Inferencia causal

Las aplicaciones analizadas representan pasos importantes en el trabajo empírico en economía, pero actualmente la profesión está dominada por el interés en la inferencia causal, y más exactamente, en determinar el efecto de las intervenciones por parte de las autoridades de políticas. La utilidad de los modelos predictivos para este fin no es inmediatamente obvia. Athey (2017) presenta una interesante ilustración de este punto. Supongamos que a una cadena de hoteles le interesa determinar el efecto en sus ventas de una subida del precio de la habitación. Si tomáramos simplemente los precios observados y los datos de habitaciones ocupadas, se observaría una relación positiva, porque cuando las tasas de ocupación aumentan los hoteles elevan el precio de las habitaciones libres: durante los picos vacacionales, hay escasez de habitaciones y los precios son altos, mientras que en temporada baja ocurre lo contrario. Por tanto, un modelo puramente predictivo indicaría unas mayores ventas tras un incremento imprevisto de los precios. Por supuesto, el sentido común dice que la relación es justamente la inversa, es decir, un hotel tendría menos ocupación si decidiera subir de improviso los precios de la habitación. El problema aquí es que un modelo predictivo puro basado en datos observados no es capaz de identificar la demanda subyacente no observada de alquiler de habitaciones de hotel. Altas tasas de ocupación están asociadas a precios elevados porque hay una demanda elevada que impulsa ambos a la vez. Los métodos para resolver problemas como estos han sido materia de amplio estudio por parte de la econometría moderna.

Entonces, ¿qué puede ofrecer el aprendizaje automático a los economistas interesados en estimar relaciones causales? Una cuestión importante a tener en cuenta es que incluso los procedimientos de inferencia causal recurren a lo que son esencialmente mecanismos de predicción puros. Un enfoque clásico de inferencia causal es el uso de las denominadas variables «instrumentales». Estas son variables que están correlacionadas con un tratamiento, pero no con el objeto que se desea estudiar (4). Sustituir los instrumentos por el tratamiento permite aislar el impacto causal del tratamiento en el objeto estudiado. La estimación de variables instrumentales suele seguir un proceso en dos fases: primero, se predice el valor del tratamiento dados los instrumentos; segundo, el valor del tratamiento anticipado por el modelo se utiliza como variable independiente en una regresión sobre el objeto a explicar. El primer paso en este procedimiento puede verse como una tarea natural de aprendizaje automático, por cuanto que implica realizar una predicción óptima del tratamiento dados los instrumentos. Los métodos de aprendizaje automático para las variables instrumentales son especialmente relevantes cuando existen muchos instrumentos potenciales, o cuando se desea estimar una relación flexible entre instrumentos y tratamientos. Varios trabajos recientes combinan métodos de aprendizaje automático supervisado con variables instrumentales (Belloni *et al*., 2012; Hartford *et al*., 2017).

Otra aplicación del aprendizaje automático a la inferencia causal es el problema de los controles de alta dimensionalidad. Muchas variables *observables* potenciales también pueden afectar a la variable estudiada más allá del tratamiento elegido. Por ejemplo, el impacto de la cualificación de los trabajadores en la productividad podría depender de las características personales de los trabajadores, de la empresa y de la tecnología que opera el trabajador. No suele estar claro qué variables de control adicionales al tratamiento incluir en la regresión, sobre todo en ausencia de una teoría relevante. Un enfoque común consiste en «correr» muchos modelos diferentes, cada uno de los cuales incluye controles diferentes, y examinar cómo de sensible es la relación entre un tratamiento y la variable estudiada a la inclusión de un grupo particular de controles. Un enfoque de aprendizaje automático poco sofisticado sería incluir todos los controles junto con el tratamiento en un modelo de regresión penalizado para que los datos revelen qué controles son relevantes. De hecho, este enfoque arroja estimaciones poco fiables del efecto del tratamiento, pero los ajustes mediante algoritmos estándar

pueden corregir ese problema (Belloni *et al*., 2014).

Otro enfoque en inferencia causal en economía es la denominada modelización estructural, en la que se toma un modelo económico teórico y luego se utilizan datos para estimar los parámetros de la teoría. A medida que los modelos crecen en complejidad, el número de parámetros puede aumentar con rapidez. Por ejemplo, un modelo sobre demanda del consumidor podría en teoría utilizar elasticidades-precio cruzadas por cada par de bienes posible en un supermercado. El aprendizaje automático también puede ofrecer técnicas de estimación paramétrica en modelos estructurales a gran escala especificados sobre bases de datos a gran escala. Los modelos generativos de formulación bayesiana nuevamente proporcionan un marco natural para la estimación estructural en economía. Aun reconociendo que en los últimos años estos han perdido adeptos entre la comunidad de aprendizaje automático en favor del *deep learning*, su futuro en economía es prometedor. Un ejemplo reciente es Athey *et al*. (2018), si bien esta aplicación del aprendizaje automático es probablemente la menos desarrollada de cuantas se han analizado aquí.

Como en la aplicación a la formulación de proyecciones, vuelve a plantearse la cuestión genérica de que el contexto en el que se fundamentan los algoritmos de aprendizaje automático no tiene necesariamente aplicación directa al campo empírico. Esto no quiere decir que el aprendizaje automático carezca de cualquier relevancia para la inferencia causal, sino que, en esta área, se requiere una evaluación especialmente cuidadosa de en qué casos el aprendizaje automático pueden añadir valor.

IV. CONCLUSIONES

El presente artículo ha revisado los conceptos básicos del aprendizaje automático y ha aportado numerosos ejemplos de cómo puede resultar útil para los economistas académicos y los responsables de formulación de políticas. Algunas aplicaciones simplemente requieren métodos estándar, mientras que otras requieren el desarrollo de nuevas técnicas para abordar los retos específicos de la economía. Aunque algunas de estas técnicas ya están siendo desarrolladas, queda aún mucho trabajo por hacer.

Si bien el eje principal del artículo ha sido el valor que puede derivarse para los responsables de políticas de aplicar técnicas de aprendizaje automático a los datos, también hay nuevas cuestiones regulatorias que han surgido a consecuencia del mayor uso del aprendizaje automático. Un ejemplo de estas cuestiones es la utilización por las empresas de algoritmos de fijación de precios. Cuando las empresas establecen sus precios en función de las características y la conducta de los consumidores individuales, la discriminación de precios, casi necesariamente, aumenta. No está claro si esto reduce el excedente del consumidor. Por un lado, elevar los precios manteniendo constante la cantidad reduce el excedente, pero, por otro, los algoritmos de precios podrían permitir a las empresas aumentar la cantidad o el surtido de bienes producidos. Una segunda cuestión es si el uso de algoritmos de precios puede aumentar la colusión tácita al proporcionar nuevas oportunidades a las empresas de vincular sus precios a los publicados por sus competidores. Esta cuestión ha despertado el interés reciente tanto en el ámbito académico (Salcedo, 2015) como de los responsables de políticas (OCDE, 2017). Pese a la creciente concienciación sobre estas cuestiones, determinar las respuestas apropiadas de las autoridades de la competencia sigue siendo un tema a debate, aunque hay coincidencia en que «el auge de los algoritmos de precios y el *software* de inteligencia artificial exigirá que modifiquemos nuestras prácticas de supervisión del cumplimiento de las leyes» (McSweeny, 2017). Por supuesto, abordar estas cuestiones requerirá un entendimiento al menos básico de la naturaleza de los algoritmos de aprendizaje automático, una de las importantes motivaciones de este artículo.

Otro aspecto importante desde el punto de vista regulatorio es la transparencia. Las empresas están utilizando cada vez más el aprendizaje automático para automatizar de forma importante decisiones que afectan a los consumidores, pero en algunos casos esto puede incrementar la opacidad en comparación con una toma de decisiones humana. Un ejemplo es la decisión de conceder crédito: las entidades financieras aplican algoritmos de aprendizaje automático para decidir qué tipos de préstamos otorgar a qué tipos de clientes, si bien los algoritmos no entienden necesariamente las características clave para predecir el riesgo de reembolso. Los reguladores en ésta y otras situaciones similares tienen un papel que jugar a la hora de asegurar la transparencia y la equidad.

Finalmente, muchos de los datos digitales valiosos para las

aplicaciones de aprendizaje automático están en manos de empresas del sector privado, cuyo principal interés en su explotación es comercial. En la medida en que tales datos también revistan un valor público para el análisis y la formulación de políticas, los reguladores tendrán que habilitar mecanismos para que los datos se transmitan desde las empresas que los recogen a un abanico más amplio de partes interesadas.

NOTAS

(1) Los lectores interesados en una discusión académica más técnica pueden consultar varias excelentes revisiones de la literatura económica (por ejemplo, Einav y Levin, 2014; Varian, 2014; Mullainathan y Spiess, 2017).

(2) Nuestro agradecimiento a Bryan Pardo de la Northwestern University, el primero en señalar estos puntos al autor.

(3) Algunos de los términos no son palabras inglesas debido a que antes de la estimación los datos se han sometido a *stemming*, o reducción de una palabra a su raíz léxica.

(4) En la siguiente discusión, por «tratamiento» se entiende una variable sobre la que el investigador o responsable de política interviene con el fin de generar un cambio, y un «objeto» significa cualquier variable objetivo en la que se pretende influir.

BIBLIOGRAFÍA

Athey, S. (2017), «Beyond prediction: Using big data for policy problems», *Science* 355: 483-485.

Athey, S.; Blei, D.; Donnelly, R.; Ruiz, F., y T. Schmidt (2018), «Estimating Heterogeneous Consumer Preferences for Restaurants and Travel Time Using Mobile Location Data», *American Economic Review Papers and Proceedings*, próxima publicación.

Baker, S. R.; Bloom, N., y S. J. Davis (2016), «Measuring Economic Policy Uncertainty», *The Quarterly Journal of Economics*, 131:1593-1636.

Bandiera, O.; Hansen, S.; Prat, A., y R. Sadun (2017), CEO Behavior and Firm Performance, *NBER Working Paper* No. 23248.

Belloni, A.; Chen, D.; Chernozhukov, V., y C. Hansen (2012), «Sparse Models and Methods for Optimal Instruments with an Application to Eminent Domain», *Econometrica* 80: 2369-2429.

Belloni, A.; Chernozhukov, V., y C. Hansen (2014), «High-Dimensional Methods and Inference on Structural and Treatment Effects», *Journal of Economic Perspective*, 28: 29-50.

Bernanke, B. S.; Boivin, J., y P. Eliasz (2005), «Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach», *Quarterly Journal of Economics*, 120: 387-422.

Blei, D.; Ng, A., y M. Jordan (2003), «Latent Dirichlet Allocation», *Journal of Machine Learning Research*, 3: 993-1022.

Breiman, L. (2001), «Statistical Modeling: The Two Cultures», *Statistical Science*, 16(3): 199-231.

Bühlmann, P., y S. van de Geer (2011), *Statistics for High-Dimensional Data: Methods, Theory, and Applications*, Springer Series in Statistics, Springer.

Cavallo, A., y R. Rigobon (2016), «The Billion Prices Project: Using Online Prices for Measurement and Research», *Journal of Economic Perspectives*, 30: 151-178.

Croft, J. (2017, May 4), «Artificial intelligence closes in on the work of junior lawyers», *Financial Times*, retrieved from.

Davig, T., y A. Smalter Hall (2017), «Recession Forecasting Using Bayesian Classification». The Federal Reserve Bank of Kansas City; *Research Working Paper,* 16-06.

Einav, L., y J. Levin (2014), «Economics in the age of big data», *Science*, 346(6210).

Erosheva, E. A.; Fienberg, S. E., y C. Joutard (2007), «Describing Disability through Individual-Level Mixture Models for Multivariate Binary Data», *The Annals of Applied Statistics*, 1: 502-537.

Glaeser, E. L.; Kim, H., y M. Luca (2017), «Nowcasting the Local Economy: Using Yelp Data to Measure Economic Activity», *Harvard Business School, Working Paper* 18-022.

Gross, J. H., y D. Manrique-Vallier (2014), «A Mixed Membership Approach to the Assessment of Political Ideology from Survey Responses», en Airoldi, E. M., D. Blei, E. A. Erosheva, y S. E. Fienberg (eds.): *Handbook of Mixed Membership Models and Its Applications*, CRC Press.

Hansen, S.; McMahon, M., y A. Prat (2018), «Transparency and Deliberation on the FOMC: A Computational Linguistics Approach», *Quarterly Journal of Economics*, próxima publicación.

Hartford, J.; Lewis, G.; Leyton-Brown, K., y M. Taddy (2017), «Deep IV: A Flexible Approach for Counterfactual Prediction», *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*.

Hastie, T.; Tibshirani, R., y M. Wainwright (2015), *Statistical Learning with Sparsity: The Lasso and Generalizations,* Number 143 in Monographs on Statistics and Applied Probability, CRC Press.

Hoberg, G., y G. Phillips (2010), «Product Market Synergies and Competition in Mergers and Acquisitions: A Text-Based Analysis», *Review of Financial Studies,* 23: 3773-3811.

— (2016), «Text-Based Network Industries and Endogenous Product Differentiation», *Journal of Political Economy,* 124: 1423-1465.

Jean, N.; Burke, M.; Xie, M.; Davis, W. M.; Lobell, D. B., y S. Ermon (2016), «Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty», *Science,* 353: 790-794.

Lee, D. D., y H. S. Seung (1999), «Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization», *Nature*, 401: 788-791.

Marr, B. (2015), «Big Data: 20 Mind-Boggling Facts Everyone Must Read», *Forbes,* septiembre https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2015/09/30/big-data-20-mind-boggling-facts-everyone-must-read/#5741b5117b1e.

McSweeny (2017), *Algorithms and Coordinated Effects,* Remarks of Commissioner Terrell McSweeny, University of Oxford Center for Competition Law and Policy, 22 de mayo.

Mueller, H., y C. Rauh (2017), «Reading Between the Lines: Prediction of Political Violence Using Newspaper Text», *American Political Science Review*, próxima publicación.

Mullainathan, S., y J. Spiess (2017), «Machine Learning: An Applied Econometric Approach», *Journal of Economic Perspectives*, 31: 87-106.

Ng, A. Y., y M. I. Jordan (2002), «On Discriminative vs. Generative Classifiers: A comparison of Logistic Regression and Naive Bayes», *Neural Information Processing Systems*.

Nimczik, J. S. (2017), *Job Mobility Networks and Endogenous Labor Markets,* no publicado, Humboldt University Berlin.

OCDE (2017), *Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age*, HYPERLINK http://www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm»www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm

Salcedo, B. (2015), Pricing Algorithms and Tacit Collusion, no publicado, Pennsylvania State University.

Stock, J. H., y M. W. Watson (1999), «Forecasting inflation», *Journal of Monetary Economics*, 44: 293-335.

Thorsrud, L. A. (2016), Words are the new numbers: A newsy coincident index of business cycles, *Working Papers* 4/2016, Centre for Applied Macro- and Petroleum economics (CAMP), BI Norwegian Business School.

Tibshirani, R. (1996), «Regression Shrinkage and Selection via the LASSO, *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, 58: 267-88.

Varian, H. R. (2014), «Big Data: New Tricks for Econometrics», *Journal of Economic Perspectives*, 28(2): 3-28.

Wigglesworth, R. (2018), «Can big data revolutionise policymaking by governments?», *Financial Times*, 31 de enero.

BITCÓIN: ¿UNA REVOLUCIÓN? (*)

Guillaume HAERINGER
Baruch College

Hanna HALABURDA (**)
Bank of Canada

Resumen

Los términos bitcóin, criptomoneda, *blockchain* o «contrato inteligente» están en boca de todos, y muchos predicen que estas tecnologías van a suponer una revolución en nuestras vidas. Pero la aparente complejidad del bitcóin y de la tecnología asociada a él hace que resulte difícil participar en el debate. El objetivo de este artículo es ofrecer una descripción no técnica de este nuevo fenómeno, esbozando respuestas a muchas preguntas frecuentes (como el consumo de electricidad del bitcóin, o la necesidad de invertir una cantidad de recursos ineficiente en minar), y derribar algunos de los mitos que rodean al bitcóin y a la tecnología de cadena de bloques (por ejemplo, que es 100 por 100 segura).

Palabras clave: bitcóin, tecnología de cadena de bloques, minería ineficiente, consumo de electricidad.

Abstract

Today more and more people talk about Bitcoin, cryptocurrencies, blockchain, or smart contracts, and many predict that these technologies will revolutionize our lives. But the apparent complexity of Bitcoin and its related technology makes it hard to participate to the debate. The purpose of this chapter is to offer a non-technical description of this new phenomenon, giving answers to many common questions (e.g., the electricity consumption of Bitcoin, or the necessity of "wasteful" mining) and debunking some of the myths surrounding Bitcoin and the blockchain technology (e.g., that it is 100 por 100 tamper proof).

Key words: bitcoin, blockchain technology, wasteful mining, electricity consumption.

JEL classification: D80, G20, O30, 033.

I. INTRODUCCIÓN

EN 2008 apareció en Internet un artículo en el que se describía un sistema monetario (es decir, una «moneda») totalmente descentralizado. El artículo estaba firmado por Satoshi Nakamoto, un seudónimo. El/la/los inventor/a/es del sistema y redactor/a/es de la propuesta bautizaron la moneda con el nombre de Bitcóin (1). Diez años más tarde el Bitcóin se ha convertido en una cuestión familiar, tratada periódicamente en la prensa, blogs y otros medios de comunicación. Para muchos, el Bitcóin es una revolución. Cuando menos esta nueva «moneda» presenta rasgos llamativos. La volatilidad de su cotización no responde a ningún patrón conocido, desafiando tanto a analistas financieros como a eruditos en la materia. Existe la preocupación de que las herramientas de análisis de activos tradicionales no sean adecuadas en este caso (véase, por ejemplo, Urquart, 2016). Muchos responsables de bancos centrales y reguladores, recelando de las consecuencias de tal volatilidad y falta de control, están interesándose activamente en todo lo que rodea a esta moneda. ¿Qué es lo que hace del Bitcóin una «revolución»?

A primera vista, el Bitcóin parece revolucionario porque ofrece un sistema dinerario sin la intervención de un «tercero de confianza». Pero, en cierto modo, constituye una vuelta a lo básico. Todos los sistemas de dinero primigenios funcionaban sin un tercero de confianza. Entonces, ¿qué diferencia al Bitcóin?

Solemos pensar en el dinero como un medio de pago bajo el control de autoridades y terceros de confianza, tales como gobiernos, bancos, bancos centrales, cooperativas de crédito, etcétera. Pero éstos son fenómenos bastante recientes en la historia del dinero (véase, por ejemplo, Ferguson, 2009 o Halaburda y Sarvary, 2016). En esencia, el dinero (o un sistema monetario) no es más que algo que utiliza un grupo de personas para facilitar el intercambio de productos y servicios. Si nos remontamos a los primeros tiempos, el dinero estaba representado por conchas marinas, dientes de animales y, más tarde, piezas de metales preciosos. Dichas formas de dinero no precisaban de ninguna autoridad ni de ningún tercero de confianza (2).

Con el tiempo, las monedas emitidas por reyes y emperadores incorporaron un sello para certificar la cantidad de metal acuñado en la moneda. Tal certificación facilitaba las transacciones, pues ahorraba tiempo y tener que pesar el metal cada vez que se realizaba una transacción. Ahora bien, solo funcionaba si la certificación era digna de confianza.

Pero el metal pesa, especialmente si no nos limitamos al oro y la plata. En la Suecia del siglo XVII, el cobre era el metal

empleado para acuñar monedas. Intercambiar valor de cierta entidad implicaba portar consigo chapas de cobre de varios kilos de peso. Los terceros de confianza, como los bancos, y más tarde los bancos centrales, hicieron más sencillo el comercio con la introducción del papel moneda, más fácil de transportar y usar. El valor asignado al papel moneda estuvo en un principio relacionado con la promesa de los bancos de canjear los billetes por una cantidad especificada de metal. Pero finalmente, todo se reducía a saber si una unidad de valor dada sería reconocida como pago en la siguiente transacción. Fue esto lo que hizo que el papel moneda también triunfase como medio de pago una vez que los bancos abandonaron el patrón oro y dejaron de referenciar el valor de los billetes a una cierta cantidad de metal.

El papel moneda resulta un medio de pago más cómodo que las conchas marinas o las piezas de oro. Pero mientras que las conchas o el oro son, por naturaleza, difíciles de obtener (y, en el caso del segundo, imposibles de crear, pese a los denodados esfuerzos de generaciones de alquimistas), en el caso del papel moneda se hace necesaria una autoridad responsable de emitir la cantidad justa de él para garantizar un nivel de escasez adecuado, y de perseguir su falsificación.

Con la llegada de la era tecnológica, el dinero digital adopta la forma de ceros y unos, incorporándose físicamente a tarjetas y chips. Su mayor facilidad de uso está desplazando incluso al papel moneda. Su comodidad se refleja en la disminución del efectivo utilizado para pagar por las compras, al tiempo que se generaliza el uso de tarjetas de crédito y débito. Paralelamente, el servicio de garantizar la escasez, prestado por un tercero de confianza, cobra aún más importancia en el caso de las formas digitales de dinero. Esto se debe a que realizar copias perfectas (es decir, falsificaciones) de dinero digital es muy barato. Dicha reproducción permitiría utilizar más de una vez la misma moneda digital para pagar. A fin de impedir este *doble gasto*, todos los sistemas de pago digitales anteriores al Bitcóin dependían de un tercero de confianza (es decir, un banco) que controlase todo el dinero gastado y garantizase que nadie pudiese utilizar el mismo dinero varias veces.

La innovación aportada por el sistema del Bitcóin estribó en que, por primera vez, ofrecía un *dinero digital* sin un tercero de confianza. En las siguientes secciones describimos cómo es capaz de lograrlo. Pero antes de entrar en materia, conviene mencionar que construir un sistema totalmente descentralizado (es decir, que no precise de un tercero de confianza) de dinero digital ha sido un reto largamente acariciado por la comunidad criptográfica, remontándose los primeros intentos hasta, al menos, los años 1980. Aquellos intentos lo abordaron como una cuestión puramente criptográfica y se centraron en soluciones de criptografía. Pero el Bitcóin fue el primero en tener éxito, y ello se debió a que combinó herramientas de criptografía y sistemas de incentivos para impedir el «doble gasto».

En las secciones segunda y tercera se explica más detalladamente el funcionamiento del Bitcóin, sin adentrarnos en complejidades técnicas, mientras que las secciones cuarta y quinta abordan los usos actuales y potenciales del Bitcóin y las tecnologías que han surgido inspiradas por él.

II. EL PROTOCOLO BITCÓIN

El Bitcóin es un sistema digital de dinero formado por una moneda a la que se denomina *Bitcóin* (representada en notación escrita con una *b* minúscula y con el símbolo ฿) y dos tipos de actores: los usuarios y los *mineros* (3). El Bitcóin es un sistema de dinero puramente *digital*, lo que significa que carece de una versión numismática en forma de monedas o billetes (4).

Por usuario del Bitcóin se entiende cualquier persona o entidad que posea o reciba bitcoines, y *minero* es cualquier persona o entidad que registre y valide transacciones. Desde la perspectiva de un usuario, podría parecer que el sistema del Bitcóin no se diferencia demasiado del método de anotación en cuenta de los bancos (si bien con servicios muy limitados: solo admite depósitos y transferencias). No obstante, la mecánica de validación y liquidación de las transferencias es diferente.

1. Monederos y el *blockchain*

Para convertirse en usuario del sistema del Bitcóin, es necesario abrir una cuenta, algo parecido a tener una tarjeta de débito con un PIN. Cualquiera puede generar fácilmente una cuenta (o más de una) de bitcóins en webs específicas como bitaddress.org o blockchain.info. Cuando un usuario genera una cuenta de Bitcóin, obtiene una cadena de caracteres y un número. Esta cadena es la *dirección de Bitcóin*, el equivalente a

un número de tarjeta de débito o al número de cuenta bancaria, y tiene la siguiente apariencia (5):

12c6DSiU4Rq3P4ZxziKxzrL5LmMBrzjrJX.

Para enviar bitcoines a alguien necesitamos conocer la dirección de esa persona, nuestra dirección y nuestra *clave privada de Bitcóin*. Esta última se asemeja un poco al PIN de nuestra tarjeta de débito. Pero en el Bitcóin, ese PIN no se compone de 4 dígitos, sino que es mucho más largo. Tiene ¡77 dígitos! Para hacerlo más «fácil», este número suele representarse con una cadena de caracteres, similar a una dirección de Bitcóin. He aquí un ejemplo de una clave privada de Bitcóin (6):

873D79C6D87DC0FB6A5778633389.

Conjuntamente, la dirección y la clave privada forman el *monedero de Bitcóin*. Obsérvese que en la terminología del Bitcóin no se emplea el término «cuenta», sino «dirección» (o «monedero»). Ya estamos listos para empezar: los usuarios tienen números de cuenta (la dirección de Bitcóin) y un PIN (la clave privada de Bitcóin) que les permiten gastar o recibir bitcoines. A diferencia de las tarjetas de débito, es posible tener un número prácticamente *ilimitado* de monederos de Bitcóin. Se puede crear un nuevo monedero Bitcóin para cada transacción. Pero, si no hay bancos, ¿cómo se almacenan los bitcoines? La respuesta está en una de las palabras que últimamente circula de boca en boca: el *blockchain*, o cadena de bloques.

Para empezar, el *blockchain* del Bitcóin es un fichero informático (7). Más exactamente, es un libro-registro que contiene la historia completa de todas las transacciones ejecutadas con el Bitcóin desde su creación. Las transacciones en la cadena se agrupan en bloques (series), y la secuencia de bloques constituye la cadena de bloques. De ahí el nombre *blockchain*. Cada vez que un usuario envía bitcoines a otra dirección, esa transferencia se almacena en la cadena.

A diferencia de los números de cuenta en un banco, la cadena de bloques es *pública*: cualquiera puede acceder a ella. Lo que no contiene la cadena, sin embargo, son los nombres de los propietarios de las direcciones de Bitcóin almacenadas en ella (8).

Observación 1. Mucha gente cree que, puesto que la cadena de bloques solo contiene direcciones de Bitcóin, es una forma de pago anónima. No es exacto. Los informáticos han demostrado que, a través de un análisis minucioso de la cadena y triangulando su información con otras fuentes, es posible identificar algunos usuarios (véase Androulaki et al., 2013).

Para conocer el saldo de una dirección tenemos que analizar la totalidad de la cadena en busca de dicha dirección, y el saldo es simplemente el resultado de la suma de todas las transacciones de entrada menos la suma de todas las transacciones de salida (no necesitamos conocer la clave privada asociada a dicha dirección). Existen una serie de webs que lo hacen por lo que no es necesario descargar la cadena entera y hacer una búsqueda. Las mismas webs también ofrecen herramientas para enviar fácilmente bitcoines de una dirección a otra.

Hay decenas de miles de ordenadores en el mundo con una copia de la cadena mantenidos por personas denominadas *mineros* (su actividad se describe en la siguiente sección) (9). La existencia de múltiples copias de la cadena aporta cierta confianza al sistema. Dado que cada copia de la cadena contiene los bitcoines asociados a cualquier monedero, no hay riesgo de pérdida debido a un fallo informático. No obstante, la existencia de múltiples copias no la protege frente a manipulaciones y fraudes. En la tercera sección veremos que hay otras propiedades del Bitcóin que contribuyen a evitarlos.

Observación 2. Dado que el Bitcóin es un sistema que funciona sin terceros, las tenencias de bitcoines no están garantizadas. Todo lo que necesita un ladrón para robar es acceder a tu monedero (la dirección de Bitcóin y la clave privada). En esto se diferencia de las tarjetas de crédito o las cuentas bancarias, que suelen incluir cierta garantía frente a robos.

Aún más importante, si un usuario pierde su clave privada de Bitcóin, no existe forma alguna de recuperarla. Los bitcoines guardados en el monedero asociado se perderían para siempre. Se cree que unos cuatro millones de bitcoines se han perdido así desde 2008 (10). *Eso no ocurre con las cuentas bancarias. Una persona que pierde el PIN de su tarjeta de crédito (o su número de cuenta) puede pedir al banco que emita un nuevo PIN una vez que acredite su identidad (p. ej., mostrando su pasaporte).*

Así es como se almacenan los bitcoines. ¿Pero cómo se consiguen? La manera más frecuente de conseguir bitcoines es comprarlos pagando con alguna moneda de curso legal, como euros o dólares. Existen webs —llamadas mercados o *exchan-*

ges— creadas con ese fin (11). Una vez que has comprado bitcoines, le ordenas al mercado que los envíe a tu cuenta de Bitcóin… y ¡ya está! Otra manera de conseguir bitcoines es realizar una venta y cobrar el precio en bitcoines. Existe una tercera vía de adquirir bitcoines: *minarlos*.

2. Minería

En el sistema Bitcóin, la minería es una actividad que entraña dos vertientes: procesar transacciones y generar nuevos bitcoines. Por cada bloque añadido a la cadena, hay un minero que fue el primero en construir ese bloque y enviárselo a todos los demás mineros con el mensaje: «por favor, añade este nuevo bloque a la cadena». Uno de los aspectos clave del Bitcóin es que existe competencia entre los mineros para ser quien construya el siguiente bloque. Cada vez que un bloque es añadido a la cadena, se crean nuevos bitcoines, que constituyen lo que se denomina la *recompensa* otorgada al minero por crear el bloque. Dicho minero también cobra todas las comisiones de transacción asociadas a las transacciones integrantes del bloque.

Debido a que existe competencia, crear un bloque de transacciones no es una tarea sencilla: no basta simplemente con crear una lista de transacciones y enviársela a los demás mineros. En esta sección explicamos qué deben hacer los mineros para construir un bloque. La sección tercera se centra en la competencia: cómo funciona y por qué constituye un elemento *necesario* del sistema Bitcóin.

Enviar bitcoines a una dirección de Bitcóin consiste en enviar un mensaje a la red Bitcóin a través de Internet (12). Simplificando un poco, podemos decir que dicho mensaje contiene:

- La dirección del remitente.
- La dirección del destinatario.
- La cantidad de Bitcóins a transferir.
- Las comisiones que el remitente pagará al minero que procese la transacción. La cantidad de la comisión la decide el remitente (puede ser cero).
- Una «firma» del remitente.

Los mineros observan las transacciones que aún no han sido procesadas (es decir, que no están en la cadena) y pueden elegir qué transacciones incluir en el bloque que propondrán. Aquí es donde entran en juego las comisiones: un minero estará más interesado en procesar transacciones que conlleven comisiones más elevadas.

Por cada transacción seleccionada, el minero, que posee una copia de la cadena, comprueba primero si la transacción es válida. Para ello, el minero verifica si la dirección del remitente tiene el saldo de bitcoines que pretende enviar mediante el análisis de la cadena y la comprobación de que esa dirección ha recibido los bitcoines en el pasado y no los ha gastado aún. El minero también se asegura de que el remitente sea el propietario de la dirección desde la que se transferirán los bitcoines. Aquí es donde la «firma» tiene relevancia. La firma se genera utilizando la clave privada y el mensaje. Las herramientas criptográficas son brillantes: permiten verificar que la firma se ha generado mediante la clave privada asociada a la dirección: ¡sin necesidad de conocer dicha clave privada! En otras palabras, la firma permite al minero autenticar al remitente, es decir, cerciorarse de que el remitente está en posesión de la clave privada asociada a la dirección del remitente (y, por tanto, probablemente es el propietario de esa dirección) (13). El hecho de que la firma se genere utilizando no solo la clave privada sino también el mensaje implica que la firma cambia con cada transacción. Por tanto, cualquier transacción que reutilice una firma de una transacción anterior será inmediatamente rechazada por los mineros como fraudulenta.

Una vez que el minero haya verificado las transacciones y las haya incluido en su bloque, añadirá una nueva transacción especial que consiste en asignarse a sí mismo la recompensa del bloque: bitcoines de nueva creación (en una cantidad que se especifica en el protocolo Bitcóin). Casi tenemos un bloque listo para ser agregado a la cadena. Lo que falta es un número, necesario para «emparejar» el nuevo bloque con la cadena, una operación semejante a hacer coincidir dos piezas en un rompecabezas: el nuevo bloque debe ser «compatible» con la cadena, pues de otro modo los demás mineros rehusarán añadir el bloque a sus copias de la cadena.

Dicho número es una solución a un difícil problema numérico que no puede resolverse por habilidad (14). La única manera de resolverlo es por prueba y error: intentar todos los números posibles, uno tras otro, hasta que se da con el correcto (veremos en la siguiente sección por qué es difícil). Ese problema depende de

la información contenida en la actual cadena y en el (potencial) nuevo bloque. Conocer la solución correspondiente al bloque anterior no ayuda a encontrar la solución del siguiente bloque. El problema es difícil, pero una vez que se encuentra la solución, es muy fácil comprobar que efectivamente es el número correcto. En términos muy sencillos, es como dar con la raíz cuadrada de una cifra de muchos dígitos utilizando una calculadora que solo realiza multiplicaciones. Lleva tiempo encontrar manualmente la raíz cuadrada de, digamos, 1.619.220.498.932.521, pero es muy fácil comprobar que 40.239.539 es la solución. De forma análoga, aunque resolver el cubo de Rubik es difícil, comprobar que ha sido resuelto es muy fácil. La idea de que un bloque de transacciones solo pueda añadirse a la cadena después de que un minero haya encontrado una solución a un difícil problema se denomina *proof-of-work* (prueba de trabajo).

Dado que un minero no tiene más opción que probar la mayor cantidad de números hasta dar con el correcto, encontrar la solución lleva tiempo. El Bitcóin está diseñado de modo que, de media, encontrar la solución lleva a uno de los mineros de la red unos diez minutos. Algunas veces tardará solo unos segundos (si el minero tuvo suerte), y en otras llevará veinte o treinta minutos. Pero la media es de diez minutos.

Una vez que un minero ha encontrado la solución al problema numérico, el bloque está listo para enviarse a los demás mineros. Si el minero es el primero en anunciar la creación de un nuevo bloque, los demás mineros añadirán el bloque a su copia de la cadena (una vez comprobado que contiene transacciones autorizadas y que la solución es correcta). Si al comienzo todos los mineros tenían la misma copia de la cadena y todos añaden el mismo bloque, todos terminarán teniendo la misma nueva versión de la cadena.

Un aspecto importante de la minería de bloques es el siguiente. Supongamos que una minera, llamémosla Alicia, estaba trabajando en un bloque (es decir, buscando la solución del problema) cuando un nuevo bloque es anunciado y añadido a la cadena. Esto significa que Alicia ha perdido la pugna, y debe comenzar nuevamente de cero —buscando una solución al siguiente nuevo bloque—. Esto es así por dos motivos. Primero, el bloque recién añadido puede contener algunas transacciones que Alicia estaba tratando de procesar. De modo que Alicia tendría que actualizar la lista de transacciones que desea procesar. Segundo, y más importante, como hemos explicado más arriba, el problema que Alicia tiene que resolver depende de la cadena. Dado que la cadena ha cambiado (se ha añadido un bloque) el problema sobre el que Alicia estaba trabajando ya no es el correcto. Por tanto, los esfuerzos de Alicia por encontrar la solución a su antiguo problema ya no sirven de nada.

Cada vez que se añade un bloque a la cadena, el minero ganador obtiene una *recompensa* además de las comisiones asignadas a las transacciones procesadas. Esta recompensa se compone de nuevos bitcoines, creados *ex nihilo* (de la nada). Esta es la única fuente de nuevos bitcoines. En el momento de crearse el sistema, la recompensa era de 50 bitcoines. Por diseño, la recompensa se divide entre dos, aproximadamente cada cuatro años. En 2018, la recompensa es de 12,5 bitcoines y se espera que disminuya hasta 6,25 bitcoines en torno a mayo de 2020. Alrededor de mayo de 2140, la recompensa caerá a 0. Después de esa fecha, no se podrán crear más bitcoines y la única fuente de ingresos para los mineros serán las comisiones por transacción, es decir, la cantidad que los usuarios paguen a los mineros por procesar sus transacciones.

III. EL JUEGO DEL BITCÓIN

La minería consume electricidad y requiere invertir en potencia de computación. Recientemente, tanto el consumo de electricidad como la inversión requerida han registrado un aumento significativo. Los ordenadores especializados para minería cuestan varios miles de dólares. Y a finales de 2017, se estimaba que la minería de Bitcóin consumía tanta energía como Dinamarca (15). ¿Por qué sucede esto?

La explicación es que a los mineros les compensa. Sus incentivos reflejan la naturaleza competitiva de la minería. Puesto que solo el primer minero en encontrar la solución consigue la recompensa de nuevos bitcoines y las comisiones, le interesa invertir en más potencia computacional para ser más rápido que los demás. Esto empuja a su vez a los otros mineros a invertir para ser aún más rápidos. El propio diseño del «juego» (es decir, el ganador se lleva todo el premio) conduce a una *escalada armamentista* entre los mineros, exacerbada cada vez que el precio del Bitcóin aumenta. A finales de 2017 el valor de un bitcoin ascendía aproximadamente a 16.000 dólares, y la recompensa por minar era de unos 200.000

dólares. Con cifras tan elevadas, la recompensa potencial hace que merezca la pena invertir en un ordenador potente.

El resultado es que hay cada vez más mineros, con equipos más potentes, que consumen cada vez más energía. De forma interesante, la mayor parte de este esfuerzo, esta inversión y este consumo energético se desperdicia. Varios miles de mineros consumen energía en busca de una solución al problema numérico, pero solo uno logrará ser quien inicie el próximo bloque. Ninguno de los cálculos realizados por los demás mineros entrará en la cadena. Si la cuestión se redujese a registrar transacciones en la cadena, podría conseguirse con un uso de recursos mucho menor. ¿Tiene sentido, o se trata de un fallo en el sistema que debe ser arreglado?

Lo cierto es que, dentro del sistema Bitcóin, este esfuerzo «baldío» en computación desempeña un papel importante en la seguridad del sistema. Todos los cálculos realizados por los mineros «perdedores» hacen que aumente el coste de ganarse el derecho a añadir un nuevo bloque a la cadena, lo que evita el doble gasto. Para demostrarlo, imaginemos la siguiente situación. Zoe compra una bicicleta con sus bitcoines. Para ello, envía bitcoines al vendedor y a cambio este le entrega la bicicleta. Por tanto, la transferencia de bitcoines desde la dirección de Zoe a la del vendedor aparecerá en la cadena. Supongamos ahora que Zoe no es honrada y pretende recuperar sus bitcoines sin devolver la bicicleta al vendedor. Para hacerlo, necesitaría *borrar* la transacción de la cadena (16). Modificar esto en su cadena no será suficiente, habida cuenta del diseño del Bitcóin: los otros mineros solo *añaden* bloques a sus copias de la cadena, pero no pueden *borrar* o *reescribir* bloques. Lo que Zoe necesitaría hacer es convencer a los demás mineros de que tienen una copia inexacta de la cadena y que la copia exacta es la que ella construyó (que coincide perfectamente con la verdadera salvo por el hecho de que no contiene su transacción).

1. Bifurcaciones

Pero, un momento: ¿por qué iban a aceptar los otros mineros sustituir una cadena por otra? Por puro diseño, el Bitcóin no funcionaría si ello no fuera posible. La razón es que, a veces, tener dos (o más) versiones diferentes de la cadena es inevitable. He aquí el porqué.

Puede suceder que dos mineros, digamos, Alicia y Bob, encuentren la solución para el bloque que están procesando casi al mismo tiempo. También, dado que depende de cada minero seleccionar las transacciones que procesa, es muy probable que el bloque de Alicia y el de Bob no sean idénticos; esto es, que no contengan las mismas transacciones.

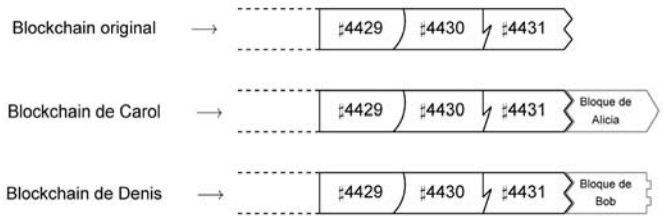
Puesto que las comunicaciones en Internet no son instantáneas, algunos mineros recibirán el bloque de Alicia antes que el de Bob, mientras que otros mineros recibirán antes el de Bob que el de Alicia (17). ¿Qué ocurriría en este caso? Consideremos el caso de una minera, Carol, que recibe antes el bloque de Alicia. Después de comprobar la validez del bloque, lo añadirá a su copia de la cadena. Unos pocos segundos después, recibe el bloque de Bob. La solución de Bob se obtuvo para la cadena previa a añadirle el bloque de Alicia; una vez añadido éste, el bloque de Bob (con su solución al problema numérico) deja de ser compatible, como sucede cuando dos piezas de un rompecabezas no encajan. Así pues, Carol rehúsa añadir el bloque de Bob a la cadena.

Al mismo tiempo hay otro minero, Denis, que se encuentra con una situación simétrica. Recibió primero el bloque de Bob y lo añadió a su copia de la cadena. Cuando llega el bloque de Alicia unos segundos después, Denis lo encontrará inválido y lo rechazará. Así, ahora tenemos dos copias competidoras de la cadena: una con el bloque de Alicia y otra con el bloque de Bob. El gráfico 1 ilustra esta situación.

En el ejemplo que se muestra en el gráfico 1, la cadena original acaba con los bloques 4429, 4430 y 4431, siendo el bloque 4431 el último bloque añadido a la cadena. Podemos ver que los bloques encajan unos con otros como en un rompecabezas. Las formas de los bloques en el gráfico reflejan el hecho de que la so-

GRÁFICO 1

DOS CADENAS COMPETIDORAS



lución del problema numérico es lo que hace compatible al bloque con la cadena (recuérdese que el problema depende tanto de la cadena como del bloque que se está procesando).

Ambos bloques, el de Alicia y el de Bob, pueden ser añadidos a la cadena, ya que la solución que encontraron hace a su bloque compatible con la cadena original. Pero una vez que se ha añadido el bloque de Alicia, no podemos añadir el bloque propuesto por Bob: ya no encaja con la nueva cadena (la de Carol). Algo similar sucede si en lugar de añadir el bloque de Alicia añadimos el de Bob. Si queremos añadir el bloque de Alicia al final de la cadena de Denis, necesitamos encontrar una nueva solución de modo que la parte izquierda del bloque de Alicia encaje con la parte derecha del bloque de Bob (18).

En la jerga de Bitcóin, cuando hay dos o más cadenas competidoras, se dice que la cadena se ha bifurcado (*forked*). Sucede más o menos una vez a la semana. ¿Qué ocurre entonces? Obviamente, Alicia intentará añadir un bloque a la cadena de Carol. No tiene interés alguno en la cadena de Denis porque la recompensa de Alicia aparece en la cadena de Carol, pero no en la versión de la cadena que tiene Denis. Lo mismo le ocurre a Bob, quien trabajará sobre la cadena de Denis. A los demás mineros, les será indiferente. Algunos trabajarán sobre la cadena de Carol y otros sobre la de Denis. Dado que el tiempo necesario para encontrar la solución del siguiente bloque nunca es exactamente diez minutos, tarde o temprano una de las dos versiones de la cadena (la de Carol o la de Denis) será más larga, es decir, constará de más bloques. La convención en el sistema Bitcóin es que los mineros siempre se enfocan en la cadena más larga. Esto garantiza que a largo plazo exista consenso sobre cuál es la cadena «verdadera». Por tanto, la cadena más larga será la ganadora, y la otra versión de la cadena quedará *huérfana*.

Observación 3. Una transacción que aparece en una versión huérfana de la cadena pero no en la versión «ganadora» de la cadena no se pierde. Para los mineros que trabajan en esta última cadena, dicha transacción sigue estando en el pool *de transacciones aún no procesadas.*

Dado que la cadena en ocasiones puede bifurcarse, la mayoría de la gente esperará algunos bloques antes de considerar que una transacción ha quedado registrada en la cadena. Si yo recibiese bitcoines y esa transacción estuviera almacenada en el último bloque en ser añadido a la cadena, casi todas las contrapartidas rechazarían mis bitcoines si intentase gastarlos inmediatamente. Solo aceptarían mis bitcoines si apareciesen en el sexto, séptimo u octavo,… bloque anterior al último (lo habitual es esperar al menos seis bloques, es decir, en torno a una hora tras haberse procesado la transacción). Así pues, los pagos en bitcoines no son completamente instantáneos.

2. Reescribiendo la historia

Volvamos a nuestro caso inicial: Zoe se compró una bicicleta que pagó con bitcoines y desea «borrar» su pago. Para ello necesita dar los siguientes pasos:

1. (*Fácil*) Localizar el bloque en el que se encuentra la transacción.
2. (*Difícil*) Reconstruir el bloque sin su transacción (y, de esa forma, resolver el problema numérico de nuevo).
3. (*Extremadamente difícil*) Añadir los bloques que vinieron más tarde (resolviendo el problema numérico para cada uno de ellos) y ser *lo bastante rápida* para que la cadena que construya supere en longitud a la cadena original (y así los demás mineros opten por trabajar sobre su cadena).

El punto 3 es lo que hace del Bitcóin un sistema muy difícil y costoso de hackear. Durante el tiempo que Zoe construye bloques en su versión de la cadena, los demás mineros no permanecen de brazos cruzados. Siguen trabajando en la cadena principal. Lo que determina la probabilidad de que su ataque triunfe es su cuota de potencia de computación respecto a la potencia de computación total de todos los mineros de Bitcóin. Por ejemplo, si existen 10.000 mineros, todos con el mismo equipo de minería, cada minero tiene un 0,01 por 100 de potencia de computación.

Si Zoe posee una cuota pequeña de la potencia computacional total, es extremadamente improbable que sea capaz de resolver varios problemas a mayor velocidad que el resto de mineros. Una mayor cuota de potencia aumentará las probabilidades de éxito. Y llegar a reunir el 50 por 100 de la potencia de computación le garantiza que conseguirá construir una cadena competidora más larga (19). Pero semejante potencia computacional es muy cara de adquirir y de operar: ¡equivaldría a pagar la

factura de electricidad de media Dinamarca! Nótese que técnicamente no es imposible falsear o reescribir transacciones. Simplemente, es improbable y muy costoso. Así pues, a los atacantes potenciales no les sale rentable.

El mecanismo de seguridad de Bitcóin tiene dos propiedades interesantes que podrían parecer contraintuitivas. Primero, la existencia de un gran número de mineros «perdedores» que ven «desperdiciado» su esfuerzo de computación hace al Bitcóin más seguro frente a ataques. Segundo, cuando el precio del Bitcóin aumenta, también se refuerza la seguridad del sistema. Para comprender el primer punto, comparemos los siguientes dos escenarios en los que un atacante (a quien hemos denominado Zoe) está construyendo una versión diferente de la cadena:

– *Escenario A:* Además del atacante, hay 10 mineros honrados (es decir, mineros trabajando en la verdadera cadena). Es decir, solo existen 11 mineros en la red Bitcóin.

– *Escenario B*: Además del atacante, hay 1.000 mineros honrados (es decir, hay 1.001 mineros en total).

Por simplicidad, asumimos que cada minero en cada escenario está equipado con una computadora idéntica, esto es, todos tienen la misma potencia de computación nominal.

En cada escenario *A* y *B*, la versión honrada de la cadena crecerá aproximadamente a la misma velocidad, tanto si el atacante construye su propia versión de la cadena como si continúa trabajando en la cadena honrada —de media, un bloque cada diez minutos. Esta característica es subyacente al protocolo Bitcóin. La media de diez minutos se obtiene ajustando la dificultad del problema a resolver. Si no se ajustara la dificultad del problema, un mayor número de mineros con mayor potencia de computación encontrarían soluciones a los problemas, y minarían nuevos bitcoines más rápido. Es lo mismo que sucede cuando, por ejemplo, extravías las llaves de casa. Cuanta más gente haya buscándolas, antes las encontrarán. A fin de mantener el ritmo de producción de nuevos bitcoines estable (de media), el protocolo Bitcóin ajusta periódicamente la dificultad de minarlos. Como consecuencia, la dificultad del problema depende del número *total* de mineros (es decir, la potencia de computación total dedicada a la minería).

Entonces, ¿cuál es la diferencia entre el escenario *A* y el *B* para nuestro atacante? Como en el escenario *B* existe más potencia computacional destinada a la minería, el problema es mucho más difícil. Esto significa que para el atacante, que trabaja *aisladamente* en su versión de la cadena, encontrar soluciones a los problemas en el escenario *B* le llevará mucho más tiempo que en el escenario *A*. Y por consiguiente, bajo el escenario *B*, tiene *muchas menos probabilidades* de éxito en su intento de construir una cadena competidora más larga.

En ambos escenarios, por cada bloque solo hay un minero que gana la competición, más o menos cada diez minutos. Pero lo que importa es que en el escenario *A* hay solo nueve «perdedores» que desperdicien su esfuerzo de computación, mientras en el escenario *B* hay 999 perdedores, con lo que el esfuerzo de computación que se gasta en vano es mucho mayor. Pero cuantos más «perdedores» haya, más difícil es el problema a resolver, y por tanto más difícil es atacar el sistema, y más seguro es el Bitcóin. Esta es la razón de que la energía desperdiciada (por los mineros que pierden la competición) sea un elemento crucial del sistema Bitcóin.

Esto nos lleva a la segunda propiedad del mecanismo del Bitcóin: cuando el precio del Bitcóin aumenta, se hace incluso más improbable y más costoso reescribir la historia de la cadena. Un Bitcóin más caro significa una recompensa más valiosa por minar, y así más mineros verán rentable invertir en más potencia de computación para participar en la competención para encontrar los nuevos bitcoines. Esto incrementa la potencia computacional total destinada a minería (y también el consumo total de energía relacionado con la minería), y, por ende, la dificultad de los problemas a resolver. Ahora bien, esto significa que, o bien la proporción de la potencia de computación del atacante disminuye, lo que hace disminuir paralelamente su probabilidad de éxito, o bien se obliga al atacante a adquirir y operar más potencia de computación para mantener su cuota de potencia computacional, lo que es caro.

La posibilidad de obtener la recompensa del bloque implica que siempre habrá otros muchos mineros, y añadir un nuevo bloque solo podrá hacerse tras cálculos intensivos. Esto hace también que crear cadenas alternativas sea igual de caro, y, por tanto, que resulte virtualmente imposible que la reescritura de la historia triunfe y, al mismo tiempo, sea rentable. Por tanto, Zoe

se queda con la bicicleta y no intenta recuperar sus bitcoines…

3. Seguridad frente a energía desperdiciada

Como ya hemos visto, hay dos tipos de bifurcaciones: accidentales y deliberadas. Las bifurcaciones accidentales son una parte natural del sistema Bitcóin. Surgen como consecuencia del hecho de que Bitcóin es un sistema distribuido, y del mecanismo de consenso que Bitcóin usa —prueba de trabajo— para garantizar la consistencia de este libro-registro distribuido. Cuando por accidente aparecen múltiples cadenas, todos desean que la multiplicidad se resuelva lo antes posible. La regla de «seguir la cadena más larga» cumple esta finalidad, pues permite con fluidez que todos los mineros se coordinen en una de las ramas de la bifurcación.

Pero en el caso de las bifurcaciones deliberadas, tal regla de coordinación no es suficiente, pues el atacante podría tener la tentación de generar una cadena más larga a base de transacciones fraudulentas. El hecho de que las bifurcaciones puedan ser inocuas podría ayudar a un atacante a ofrecer una historia alternativa sin ser detectado como tal. La costosa minería, sin embargo, hace que los intentos de generar tales bifurcaciones deliberadas tengan escasas probabilidades de triunfar y salgan muy caros, por lo que no resultará rentable para el atacante.

Así, aunque la minería consume enormes cantidades de energía, y hay quien podría pensar que la mayoría de dicho gasto es un «desperdicio», debería verse como el precio a pagar por la seguridad del sistema sin un tercero de confianza. En el sistema Bitcóin, este consumo desperdiciado no es un fallo, sino un elemento crucial que contribuye a su buen funcionamiento. Cabe mencionar, no obstante, que la comunidad científica está buscando mecanismos de consenso alternativos que reporten similar seguridad sin un tercero de confianza, pero sin el consumo desperdiciado de energía. Hasta la fecha, ninguno de los mecanismos de consenso alternativos propuestos ha mostrado la fiabilidad del concepto de «prueba de trabajo» (llamado *proof-of-work,* en inglés) del Bitcóin.

IV. ¿ES EL BITCÓIN ÚTIL COMO MONEDA?

El Bitcóin se creó con la pretensión de constituir una nueva moneda. Pero ¿es realmente útil como moneda? La función crucial del dinero es servir como medio de pago. Hay muchas condiciones que un medio de pago debe cumplir para ser útil (20). Una es la de mantener su valor de una transacción a la siguiente. Si una «moneda» experimenta hiperinflación o alta volatilidad en su valor, no cumple realmente el requisito para ser un medio de pago útil.

Si comprar hoy una bicicleta cuesta 100 dólares, pero mañana cuesta 1.000 dólares y pasado mañana solo 20 dólares, el comercio con ella será menos apetecible. A los compradores les preocupará haber pagado en exceso, y a los comerciantes le preocupará que para cuando utilicen el dinero que reciban, su poder adquisitivo habrá caído de forma significativa. Una solución sería elevar el precio, pero eso desincentivaría a los compradores. En muchos países, los precios de los bienes y servicios fluctúan a lo largo del tiempo (habitualmente debido a la inflación), pero son relativamente estables de un día para otro. ¿Qué ocurre con los bitcoines? El gráfico 2 muestra un día típico en la cotización del Bitcóin. La diferencia entre el precio más bajo (unos 14.336 dólares) y el más alto (unos 18.353 dólares) supone aproximadamente un ¡28 por 100! Evidentemente, hay muchos días en los que el precio del Bitcóin no registra una variación tan drástica como la del gráfico 2, aunque hay unanimidad en que su precio es muy inestable. Esto puede desanimar a mucha gente a utilizarlo como medio de pago.

GRÁFICO 2
PRECIO DEL BITCÓIN (8 DE DICIEMBRE DE 2017)

Fuente: coinmarketcap.com

Otra razón es que, por ahora, utilizar bitcoines no es tan fácil como usar una tarjeta de crédito o los sistemas de pago instalados en los teléfonos móviles. Además, los usuarios potenciales afirman a menudo que los métodos de pago existentes satisfacen sus necesidades, y que no encuentran ningún motivo para adoptar uno nuevo (21).

También existe una razón técnica que podría limitar la adopción generalizada del Bitcóin. Recuérdese que en el Bitcóin las transacciones se procesan en bloques, a una velocidad de un bloque cada diez minutos. Por la forma en que está diseñado, un bloque en la cadena no puede superar un determinado tamaño, lo que limita seriamente el número de transacciones que pueden procesarse por la red de Bitcóin: como máximo siete transacciones por segundo. En comparación, VISA procesa de media miles de transacciones por segundo, pudiendo llegar a asumir hasta 56.000 transacciones por segundo (lo que equivale a casi 15.000 millones de transacciones al día!) (22).

En 2017, en múltiples ocasiones, la demanda de transacciones en Bitcóin superó la capacidad del sistema. En tales casos, el procesamiento de transacciones puede demorarse significativamente. Los usuarios pueden lograr que sus transacciones se procesen e incluyan en la cadena con mayor rapidez ofreciendo mayores comisiones a los mineros. De ese modo, hacia finales de 2017, se llegaron a pagar comisiones Bitcóin de hasta 30 dólares por transacción (23). En el caso de la mayoría de transacciones, esa cifra supera la que se cobra por pagar con tarjeta de crédito.

No obstante, hay ciertos casos en que la gente puede preferir utilizar Bitcóin en lugar de las alternativas disponibles en el tráfico comercial. Para ellos, la ventaja que únicamente el Bitcóin les confiere supera el riesgo de la volatilidad en su valor, la incomodidad de la interfaz y el coste de unas mayores comisiones. El tráfico ilegal (drogas, armas), el juego o la evasión fiscal fueron las primeras áreas en las que asistimos a un uso más frecuente de bitcoines. El relativo anonimato del Bitcóin y su velocidad lo hacen atractivo a los ojos de las personas involucradas en dichas actividades (24).

Hay algunos nichos de actividad legal que utilizan el Bitcóin, como la aviación privada. En ellos, la relativa privacidad, unida a la elevada cuantía de las transacciones, hacen al Bitcóin atractivo tanto para los comerciantes como para los compradores: los compradores consiguen más privacidad y no están constreñidos por límites de crédito en las tarjetas; los comerciantes reciben el dinero más rápido que a través de la tarjetas de crédito o de una transferencia bancaria, y se ahorran las comisiones que cobran los emisores de las tarjetas de crédito. Obsérvese que en el caso de una transacción de varios miles de dólares, la comisión de la tarjeta de crédito puede superar los 30 dólares; no es así para los comerciantes que realizan un gran número de transacciones individuales de pequeña cuantía. Esta asimetría procede del hecho interesante de que las comisiones de las tarjetas de crédito se basan en el valor de las transacciones, pero las comisiones Bitcóin se basan solamente en la urgencia del usuario.

La privacidad relativa y la naturaleza descentralizada de Bitcóin constituyen características útiles para los habitantes de países sujetos a férreos controles de cambios o riesgo de injerencia gubernamental en las cuentas bancarias; p. ej., casos en los que el gobierno limita la cantidad de reintegros diarios o semanales que pueden realizarse, o cuando el gobierno puede confiscar parte de los saldos depositados en las cuentas. Además, pese a la elevada volatilidad, Bitcóin puede ser preferido frente a monedas con muy alta inflación. Para los habitantes de países como Venezuela o Zimbabue, el Bitcóin puede resultar muy atractivo.

Ahora bien, y a pesar de los pocos nichos citados, tras ocho años de existencia, el Bitcóin no se ha convertido en un medio de pago popular. Alguien podría deducir que ello es el punto final de la historia del Bitcóin. Nada más lejos de la realidad.

V. ¿QUÉ SERÁ LO PRÓXIMO?

La «revolución del Bitcóin» no se detiene con la creación del Bitcóin. La historia no ha hecho más que comenzar. Bitcóin abrió la puerta a un amplio abanico de innovaciones e ideas, que pueden dividirse en dos categorías, criptomonedas y aplicaciones no monetarias.

1. Mejorando el Bitcóin: criptomonedas rivales

Cuando se habla de criptomonedas, casi todo el mundo piensa en Bitcóin, y la mayoría de la gente piensa que ésta es la única criptomoneda que existe. Pero no lo es. A finales de 2017, había más de mil criptomonedas diferentes cotizadas en los mercados digitales, es decir, estas criptomonedas podían comprarse o venderse a cambio de otras

monedas, como el dólar o el euro (si bien muchas de ellas solo son canjeables por bitcoines). La mayoría de estas monedas tienen un precio muy bajo, tanto que la capitalización total de mercado (esto es, el valor del total de monedas en circulación) asciende a tan solo unos miles de dólares. En comparación, la capitalización de mercado del Bitcóin a 31 de diciembre de 2017 rondaba los 240.000 millones de dólares! En dicha fecha existían algo menos de 40 criptomonedas con una capitalización de mercado superior a 1.000 millones de dólares cada una. Las principales criptomonedas por capitalización, al margen de Bitcóin, son ripple, ethereum y Bitcóin Cash. Al igual que el Bitcóin, estas criptomonedas son muy volátiles. Por ejemplo, litecoin, otra criptomoneda, tenía una capitalización cercana a los 20.000 millones de dólares el 19 de diciembre de 2017, pero dos semanas más tarde su valor descendió hasta casi 14.000 millones de dólares.

¿Por qué existen tantas criptomonedas? Hay varias razones. Una es obvia: la esperanza de hacer fortuna de forma rápida. Dado el vertiginoso crecimiento del Bitcóin, hay quien cree que puede conseguir captar mucho dinero si crea o identifica dónde está el «nuevo Bitcóin». Por esta razón, muchas criptomonedas se limitaban a ser meras copias de Bitcóin. Bitcóin es un proyecto de código abierto. Cualquiera puede utilizarlo, con o sin cambios. Cualquiera puede lanzar al mercado una copia que imite a Bitcóin. Como era de imaginar, la mayoría de estas imitaciones no tuvieron éxito, y dejando de lado algunos esquemas especulativos que inflaron el precio para lucrarse a costa de los que vinieron detrás, consiguieron capitalizaciones de mercado muy escasas.

Sin embargo, la posibilidad de alterar el código abierto de Bitcóin dio lugar al desarrollo de criptomonedas con una motivación diferente: la de mejorar el Bitcóin.

Como se ha explicado en la sección cuarta, el Bitcóin presenta una serie de carencias. Por su diseño, puede procesar un máximo de siete transacciones por segundo. Por tanto, si alguna criptomoneda llegara un día a convertirse en un medio de pago utilizado popularmente, no sería el Bitcóin tal como lo conocemos hoy. Existen dos formas posibles de arreglar esto. La primera es que el Bitcóin evolucione y su *software* se actualice de manera que permita un mayor flujo de transacciones. El problema es que ahí radica precisamente la innovación de Bitcóin; en su carácter descentralizado. No existe una estructura de gobernanza en la que una autoridad o un comité tengan la potestad de implementar cambios en el protocolo Bitcóin. Para cualquier modificación del protocolo Bitcóin se requiere la opinión favorable de una mayoría abrumadora de los mineros, o incluso la unanimidad. Esto resulta muy difícil de llevar a la práctica. En verano de 2017 un grupo de mineros y usuarios de Bitcóin propusieron un cambio. Para su adopción se necesitaba que un 95 por 100 de los mineros lo aceptase. Dicha mayoría no fue alcanzada, con lo que el protocolo Bitcóin permaneció inalterado. Ahora bien, un porcentaje significativo de mineros implementaron el cambio propuesto, lo que dio origen a una nueva versión de Bitcóin que denominaron *Bitcóin Cash*. Existe en paralelo con Bitcóin. Y esta convivencia paralela apunta a la segunda manera en que una criptomoneda podría llegar a convertirse en un medio de pago de uso generalizado; que surja otra criptomoneda, mejorada, que sea capaz de procesar mayores volúmenes de transacciones y desbanque en adopción a Bitcóin, convirtiéndose en dominante en el mercado.

Otro problema del Bitcóin es que el número total de monedas que se pueden minar al cabo del tiempo es fijo. A largo plazo, esto creará dinámicas deflacionistas, es decir, en lugar de que los precios suban (inflación), los precios disminuirán. Una bajada puntual y no recurrente de los precios, como en el *black friday,* es bien recibida por los consumidores, pero no lo es si dicho descenso es persistente. Para demostrarlo, imaginemos que tenemos que pagar una hipoteca con una cuota de, digamos, 1.000 dólares al mes. Si los precios caen durante un período prolongado, también lo harán los salarios, mientras que la cuantía de la cuota mensual seguirá siendo la misma. Esto significa que la parte de los ingresos destinada al pago de la hipoteca aumenta. Lo mismo es aplicable a aquellas empresas que contrajeron un préstamo para financiar sus inversiones. Otro efecto de la deflación es que los consumidores aplazan todo lo posible sus decisiones de compra de bienes duraderos (como una lavadora), especialmente cuando son productos costosos. Si todo el mundo se comporta de la misma forma, la actividad económica se frena.

Muchas de las criptomonedas creadas después del Bitcóin tienden a corregir uno o varios de los «fallos» de ésta. Por ejemplo, litecoin es una criptomoneda que busca procesar transaccio-

nes más rápido que el Bitcóin. Con litecoin, el tiempo medio que se tarda en añadir un bloque a la cadena de litecoin es de solo 2,5 minutos (frente a los diez minutos de Bitcóin), y los bloques están diseñados de tal manera que litecoin puede procesar hasta 56 transacciones por segundo (frente a solo siete por segundo en el caso de Bitcóin). Litecoin utiliza también diferentes algoritmos para los problemas numéricos que los mineros deben resolver, algo originalmente encaminado a reducir la cantidad de energía utilizada en el proceso de minado (véase, por ejemplo, Gandal y Halaburda, 2016). Muchas de las criptomonedas existentes (¡y las de próxima aparición!) comparten la misma motivación que inspiró la creación de litecoin: mejorar el diseño de Bitcóin. Y a pesar de la popularidad actualmente incontestable del Bitcóin, es posible que la criptomoneda del futuro sea una de las competidoras.

2. Contratos inteligentes: el Ethereum y más allá

Un salto de gigante en el ámbito de las criptomonedas y de la cadena de bloques fue la creación de la *plataforma Ethereum*. El Ethereum fue propuesto a finales de 2013 por un joven programador, Vitalik Buterin. El desarrollo del Ethereum comenzó poco tiempo después (financiado a través de una *crowd-sale* en el verano de 2014) y su lanzamiento oficial se produjo el 30 de julio de 2015.

El sistema Ethereum es similar al Bitcóin en muchos aspectos: tiene una cadena de bloques y mineros, así como una criptomoneda, denominada ether. Ofrece una nueva funcionalidad respecto al Bitcóin y a otras criptomonedas al incorporar los contratos inteligentes.

Por «contrato inteligente» (*smart contract*) se entiende un conjunto de instrucciones que se ejecutan automáticamente cuando se cumplen ciertas condiciones, impuestas por el usuario. Un ejemplo muy sencillo de contrato inteligente sería el siguiente. Supongamos dos usuarios, Alicia y Bob: Alicia vende su casa a Bob. Bob puede pagar a Alicia por medio de la red Ethereum, pero añade en su transacción el siguiente contrato inteligente: Alicia recibirá los ether correspondientes a la transacción solo si, antes de una determinada fecha, el Registro de la Propiedad (de cuyo mantenimiento se encargan las autoridades locales) indica que el inmueble ha pasado a pertenecer a Bob. En este ejemplo, el contrato inteligente funcionaría así: el programa (es decir, el contrato inteligente) comprueba periódicamente si en el Registro de la Propiedad Bob consta como propietario. Si es así, Alicia recibe los ether que Bob envió en pago. Por supuesto, tal contrato inteligente solo es posible si el Registro de la Propiedad tiene habilitada la posibilidad de acceder a él por vía remota a través de un programa.

Otra aplicación potencial de los contratos inteligentes es el pago de la tasa de demora en la industria naval. Cuando un contenedor llega a su puerto de destino, la llegada es anotada por las autoridades portuarias en una base de datos. Esto puede activar la ejecución de un contrato inteligente que finalice el pago entre el vendedor y el comprador, lo que incluiría la posible penalización a pagar por el vendedor (o la compañía transportista) en caso de que el contenedor llegue con retraso.

Un *contrato inteligente* puede parecer una expresión ingeniosa, pero el concepto no nació con el Ethereum. Los pagos automáticos para domiciliar el pago de nuestros recibos, alquileres o hipotecas en el banco son, de hecho, contratos inteligentes. La ventaja de los contratos inteligentes de Ethereum respecto a los que ofrecen nuestros bancos es que pueden diseñarse de la manera que queramos. El Bitcóin permitió almacenar contratos inteligentes rudimentarios en la cadena de bloques. Pero solo con el Ethereum fue posible que dos partes incluyeran en su cadena cualquier contrato inteligente susceptible de ser programado. Esto se traduce en mayor flexibilidad y funcionalidad.

Por supuesto, el atractivo de los contratos inteligentes depende de la capacidad de confirmar independientemente vía terceros no vinculados que determinadas condiciones se han cumplido. En el ejemplo anterior de Alicia y Bob, para que los contratos inteligentes funcionen, las escrituras de propiedad han de estar en soporte digital y estar abiertas a programas que quieran analizarlas. Para los envíos de mercancías por mar, también se precisa que las autoridades portuarias y los transportistas registren sus actuaciones en bases de datos accesibles de forma remota por terceros. Los contratos inteligentes como los que hemos descrito no son todavía ubicuos porque la infraestructura necesaria para ellos está aún en una fase incipiente (*trackers* para los envíos, bases de datos legales accesibles de forma remota, etcétera).

En su fundamento, dichos contratos inteligentes no necesitan de una solución de cadena de bloques como el Ethereum: una simple base de datos centra-

lizada también funcionaría. No obstante, la posibilidad de crear contratos inteligentes a medida para muchas personas es un factor decisivo que podría reportar significativos ahorros de costes.

3. Una funcionalidad alternativa de las criptomonedas: las *initial coin offerings*

La actividad de mercado, así como el análisis académico, indican que muchas personas están adquiriendo bitcoines y otras criptomonedas exclusivamente con fines de inversión, y no porque esperen que un día llegarán a utilizarse de manera generalizada. No hay mejor prueba del potencial de las criptomonedas como inversión que la proliferación de ICO, o *initial coin offerings,* desde 2016.

La semejanza del acrónimo «ICO» con el de «IPO» (oferta pública inicial de acciones cuando una empresa sale a cotizar en Bolsa) no es casual. La IPO es una forma que tienen las empresas de captar dinero del público aumentando su capital con la venta de participaciones, o acciones, de la compañía. Tras la venta inicial, las acciones cotizan en mercados como Nasdaq. Los reguladores establecieron unos estrictos requisitos que cualquier compañía que quisiera vender sus acciones al público había de cumplir para asegurarse de que, una vez captado el dinero, no desapareciera y dejara a los inversores en la estacada. Así pues, tradicionalmente, solo las empresas que son lo suficientemente grandes y estables han sido capaces de cumplir esta carga regulatoria y lanzar una IPO. Asimismo, salir a Bolsa suele verse como un hito para una compañía. Pero debido a los requisitos, la preparación de la IPO es una tarea costosa, ardua y arriesgada. No todas las que inician el proceso reciben eventualmente la autorización para lanzar la IPO.

Las criptomonedas (las «monedas») se convirtieron en una alternativa atractiva para algunas compañías, al eliminar los trámites administrativos y los requerimientos impuestos a una empresa que salía a Bolsa. Una ICO es de hecho como un *crowdfunding,* y en esto se asemeja también a una IPO. Alguien propone un proyecto y solicita la contribución de los individuos o inversores. En el caso de una IPO, los contribuyentes obtienen acciones de la compañía. En el *crowdfunding*, el caso típico consiste en obtener un objeto con algún descuento o ser uno de los primeros en recibirlo. En el caso de una ICO, los contribuyentes obtienen *tokens*. Ahora bien, no está claro qué representa un *token*.

En ocasiones, la ICO es para el lanzamiento de una nueva criptomoneda. En tal caso, los *tokens* representan las nuevas monedas. Es decir, un contribuyente al proyecto recibe *tokens* que, en una fecha posterior, son convertidos en monedas de la nueva criptomoneda. Esto es, por ejemplo, lo que ocurrió con el Ethereum.

Es tentador ver los *tokens* de las ICO recibidos por un contribuyente como acciones de la compañía. Pero, en la mayoría de los casos, no lo son. No hay reglas ni supervisión acerca de qué representan los *tokens* o qué valor otorgan a su propietario. Invertir en una ICO es, por tanto, arriesgado pues no hay garantías contractuales de que un inversor acabará recibiendo acciones de la compañía, menos aún dividendos.

4. Mirando al futuro: aplicaciones de la cadena de bloques

Para muchas personas, la originalidad del Bitcóin no solo consiste en ofrecer un sistema descentralizado de dinero. Ven potencial en el concepto de una cadena de bloques —y en cómo se mantiene— para usos diferentes de una criptomoneda. Después de todo, según parece, una cadena de bloques no es más que una base de datos.

Técnicamente, la cadena de bloques de Bitcóin es una base de datos distribuida y no sujeta a permisos. ¿Qué significa esto? *Distribuida* significa que múltiples miembros de la red pueden efectuar cambios en la base de datos. El reto en tal supuesto es asegurar la consistencia de dicha base de datos entre los diferentes miembros de la red. Las bases de datos distribuidas vienen usándose y aplicándose desde hace tres décadas. Sin embargo, el diseño de todas las que precedieron al Bitcóin implicaban a un tercero que gestionaba el acceso de los miembros de la red a la base de datos a menudo, también ejercía de árbitro en caso de conflicto; eran bases de datos distribuidas sujetas a permisos. El Bitcóin, en cambio, es una base de datos distribuida *no sujeta a permisos*. Esto significa que cualquiera puede modificarla (es decir, ser minero en el caso del Bitcóin): no hace falta el permiso de ningún tercero para ello (25).

Satoshi Nakamoto no inventó el concepto de base de datos distribuida y no sujeta a permisos. La comunidad criptográfica llevaba trabajando en ese concepto desde mediados de la década de los años ochenta del siglo pasado. Hubo varios intentos

infructuosos. La aportación de Satoshi Nakamoto al diseñar el Bitcóin estribó en ir más allá de soluciones criptográficas y basarse ampliamente en un sistema de incentivos económicos para conseguir la consistencia de la base de datos. Esto condujo a un esquema de incentivos para los mineros articulado en torno a una estructura competitiva basada en la prueba de trabajo y en una recompensa. Un factor crucial para la consistencia de la base de datos es la estructura *append-only*, es decir, que solo se puedan añadir registros nuevos (los cuales han de ser compatibles con los ya existentes) a la base de datos, configurando la denominada cadena de bloques. Puesto que la base de datos no se diseñó para permitir reescribir entradas anteriores, todo intento de bifurcar la cadena por un atacante exige crear una base de datos alternativa (es decir, una cadena alternativa) y generar condiciones por las que la base de datos alternativa pueda ser aceptada en sustitución de la original (es decir, construir una cadena más larga). Un inconveniente es que la estructura *append-only* tiene una contrapartida: la menor velocidad a la hora de consultar la base de datos. La mayoría de las bases de datos que utilizan los gobiernos, nuestros bancos y otras corporaciones (denominadas *bases de datos relacionales*) son más complejas, pero más rápidas de consultar.

No tuvo que pasar mucho tiempo para que la gente vislumbrase otros usos posibles de la «tecnología *blockchain*» además del de mantener una moneda digital. Implementar una base de datos distribuida y no sujeta a permisos que fuera fiable podría eliminar la necesidad de terceros que comprueben y verifiquen la veracidad de los datos. Por ejemplo, si queremos comprar una casa, tendremos que comprobar que el vendedor es realmente el propietario. Igualmente, el vendedor querrá comprobar que contamos con suficientes fondos para pagarla. Todas esas operaciones implican abogados, intermediarios y/o notarios. Muchas personas creen que una tecnología *blockchain* (que hiciese accesibles todos los datos necesarios en tales transacciones) nos permitiría prescindir de dichos intermediarios. En el sector financiero, los bancos y los inversores creen que si las operaciones con valores (acciones, bonos, derivados, etc.) se registrasen en una base de datos distribuida, sería más fácil realizar el seguimiento de la titularidad y se facilitarían las liquidaciones (la transferencia del activo del vendedor al comprador).

Ahora bien, las aplicaciones potenciales de la «tecnología *blockchain*» no siguen exactamente el patrón del Bitcóin. Muchas aplicaciones del *blockchain* en fase de desarrollo consideran una base de datos *privada* (no todos pueden descargar y examinar los datos) y *sujeta a permisos* (la capacidad de modificar o introducir nuevos datos la otorga un tercero). No hay una definición comúnmente aceptada de *blockchain,* aunque las características sobre las que la mayoría coinciden son su carácter *distribuido y append-only.* Esto representa una diferencia respecto a la idea inicial de Bitcóin que condujo a una base de datos distribuida y *no sujeta a permisos*.

Un ejemplo de dicha interpretación amplia de la tecnología de *blockchain* es la e-ciudadanía implementada en Estonia. En Estonia, el ejercicio del voto, las transmisiones de inmuebles, la gestión de los impuestos, la banca, las relaciones con la escuela o los datos sanitarios se vehiculan ahora a través de Internet. Los datos no están almacenados de forma centralizada, sino en miles de servidores, y la tecnología detrás de la plataforma (denominada X-Road) se declara deudora del diseño del *blockchain* (26). Nótese que, en este caso, nos separamos de la «filosofía Bitcóin» porque el *blockchain* estonio está controlado por el gobierno.

VI. CONCLUSIONES

Casi diez años después de su creación, el Bitcóin ha logrado convertirse en un término común para los ciudadanos de a pie. Cada día, miles de personas compran o venden bitcoines y otras criptomonedas, y hay incluso quienes utilizan bitcoines para lo que fueron inventados, como medio de pago de bienes y servicios. No existe ninguna duda de que el diseño de Bitcóin es un exitoso intento de crear un sistema de dinero digital *descentralizado*. Algo más incierto, por el momento, es si los bitcoines pueden afirmar su estatus como moneda. Debido a una serie de limitaciones inherentes, el Bitcóin no resulta adecuado para su uso generalizado. Pero quizá otras criptomonedas sí lo sean.

La contribución del Bitcóin va más allá de ser una criptomoneda. La pasión en torno a las propiedades del *blockchain* asociado al diseño tecnológico del Bitcóin ha alentado el debate sobre su uso en una amplia gama de aplicaciones. En efecto, ha puesto el foco en los contratos inteligentes y las bases de datos distribuidas y propiciado

algunos usos innovadores. Si lo pensamos bien, la mayoría de los desarrollos y aplicaciones propuestas no son nuevas. Los conceptos de bases de datos distribuidas y contratos inteligentes existían mucho antes del Bitcóin o del Ethereum.

Para sus partidarios, las soluciones basadas en el *blockchain* son infinitas. Proyectos actuales que se definen inspirados en el *blockchain* van desde sistemas de votación (*Soverign*) o de gestión de carteras de renta variable (*Chain*, lanzado por Nasdaq) hasta el registro de dominios de Internet (*Namecoin*) o el almacenamiento de archivos (*Storj*). Pero lo cierto es que, a día de hoy, sigue sin aparecer la *killer application* para esta tecnología que promueva su adopción masiva.

Así pues, ¿es el Bitcóin verdaderamente una revolución? Podemos afirmar sin temor que sí. Cabe discutir hasta qué punto el Bitcóin aportó o no grandes dosis de innovación (pues la mayoría de los conceptos ya existían), pero de lo que no hay duda es de que la popularidad que se han forjado el Bitcóin y el *blockchain* han impulsado el debate y el desarrollo de soluciones descentralizadas y automatizadas.

NOTAS

(*) Agradecemos a Debbie Haeringer, Lukasz Pomorski, Meredith Stevens y Larry White sus valiosos comentarios y sugerencias.

(**) Las opiniones presentadas corresponden al autor y no coinciden necesariamente con la postura oficial de Bank of Canada.

(1) El artículo está disponible aquí: https://bitco.in/pdf/bitcoin.pdf. A día de hoy, la verdadera identidad de Satoshi Nakamoto sigue siendo desconocida.

(2) En tiempos modernos, los cigarrillos utilizados en los campos de detención por los prisioneros de guerra guardan similitud con los ejemplos de dinero que no requieren un tercero de confianza (véase Radford, 1945).

(3) Utilizamos el término Bitcóin con mayúscula para referirnos al sistema. Como la mayoría de monedas, el Bitcóin admite fracciones decimales. La unidad más pequeña es el satoshi, y representa una cienmillonésima de Bitcóin, es decir, un satoshi equivale a 0,00000001 bitcoines.

(4) Las «monedas de Bitcóin» que se pueden adquirir en webs como eBay o Amazon no son bitcoines, sino meras piezas de metal en las que aparece la inscripción «Bitcóin».

(5) Esta dirección de Bitcóin es una de las primeras direcciones de Bitcóin que se generaron y se cree que pertenece al propio Nakamoto.

(6) Bitcóin respalda diferentes maneras de codificar (es decir, reformular) la clave privada en una cadena de caracteres.

(7) Y cada vez más grande: a finales de 2017 el tamaño de la cadena de Bitcóin sumaba casi 150 gigabytes.

(8) Es por esto por lo que decimos que la dirección de Bitcóin mostrada más arriba *se cree* que pertenece a Satoshi Nakamoto.

(9) Las estimaciones oscilan entre 10.000 (bitnodes.earn.com) y 30.000. Véase también https://en.bitcoin.it/wiki/Clearing_Up_Misconceptions_About_Full_Nodes

(10) http://fortune.com/2017/11/25/lost-bitcoines/

(11) Algunas de las webs más populares, aunque no las únicas, son coinbase.com, bitstamp.com o blockchain.info.

(12) La red del Bitcóin es simplemente una red de computadoras conectadas entre sí a través de Internet.

(13) Decimos que «probablemente es el propietario» porque podría ser un ladrón que ha robado el monedero a alguien.

(14) Para el lector interesado: el problema está basado en un algoritmo denominado *hashing*, que es bien conocido y se utiliza comúnmente en criptografía. Véase https://en.wikipedia.org/wiki/Cryptographic hash function

(15) Véase, p. ej., https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption; https://arstechnica.com/tech-policy/2017/12/bitcoines-insane-energy-consumption-explained/

(16) Una alternativa sería sustituir la transacción por otra en la que Zoe se enviase sus bitcoines a ella misma (p. ej., a otra dirección suya) en lugar de a la dirección del vendedor de la bicicleta. La mecánica sería la misma. Sin embargo, no puede crear una transacción en la que el vendedor le envíe los bitcoines de vuelta a ella. Para ello, necesitaría conocer la clave privada del vendedor, y hacerlo antes de que el vendedor se gaste sus bitcoines.

(17) Transmitir datos a través de Internet puede ser rápido, pero no *instantáneo* porque la velocidad de transmisión de datos está condicionada por la velocidad de la luz. Por ejemplo, Nueva York y Tokio están a algo más de 10.000 km de distancia, de modo que es *imposible* tardar menos de sesenta y siete milisegundos en enviar datos de una ciudad a otra. Si consigues transmitir datos más rápido, habrás conseguido refutar a Einstein.

(18) Los bloques de Alicia y de Bob también pueden tener algunas transacciones en común. Si Bob quiere crear un bloque después del bloque de Alicia, necesitará reconstruir primero el grupo de transacciones que quiere procesar, eliminando de él las transacciones ya procesadas por Alicia.

(19) Algunos análisis detallados muestran que en torno al 30 por 100 o 40 por 100 es, de hecho, suficiente para tener una probabilidad muy elevada de construir una cadena competidora más larga. Véase, p. ej., Kiayias *et al.* (2016).

(20) A menudo los economistas se refieren a una conocida definición del dinero como medio de pago, unidad de cuenta y depósito de valor. Estos dos últimos aspectos del dinero son imprescindibles para que, además, pueda cumplir la primera función. Pero hay otras condiciones, por ejemplo, la de ser razonablemente divisible. Cuando el dinero se representa en forma de objetos físicos, también debe ser uniforme, duradero, fácil de transportar, etc.

(21) Véase, p. ej., los resultados de la encuesta de Henry y Nicholls (2018).

(22) https://usa.visa.com/dam/VCOM/download/corporate/media/visa-fact-sheet-Jun2015.pdf

(23) Véase, p. ej., https://news.bitcoin.com/miami-bitcoin-conference-stops-accepting-bitcoin-due-to-fees-and-congestion/

(24) Lleva solo unas horas enviar bitcoines a la otra punta del mundo, mientras que las transferencias bancarias internacionales tardan varios días. Servicios como Western Union son veloces, pero las comisiones que

cobran pueden ser superiores y en algunos países no preservan tanto el anonimato para cantidades grandes como Bitcóin.

(25) La obligación de resolver un problema difícil como paso previo para añadir bloques a la cadena no es incompatible con la no sujeción a permisos, ya que cualquiera que lo desee puede ser minero.

(26) Existe una copia de respaldo del sistema en servidores en Luxemburgo, como medida de seguridad frente a averías o a una invasión por parte de Rusia.

BIBLIOGRAFÍA

Androulaki, E; Karame, G. O.; Roeschlin, M.; Scherer, T., y S. Capkun (2013), «Evaluating user privacy in bitcoin», *International Conference on Financial Cryptography and Data Security*, Springer, 34.

Ferguson, N. (2008), *The ascent of money: A financial history of the world*, Penguin.

Gandal, N., y H. Halaburda (2016), «Can we predict the winner in a market with network effects? Competition in cryptocurrency market», *Games*, 7: 16.

Halaburda, H., y M. Sarvary (2016), *Beyond bitcoin. The economics of digital currencies*, Springer.

Henry, C.; Huynh, S., K. P., y G. Nicholls (2018), «Bitcoin awareness and usage in Canada», *Journal of Digital Banking* (en prensa).

Kiayias, A.; Koutsoupias, E.; Kyropoulou, M., e Y. Tselekounis (2016), «Blockchain mining games», in *Proceedings of the 2016 ACM Conference on Economics and Computation*, ACM: 365-382.

Nakamoto, S. (2008), «*Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*». *www.bitcoin.org, https://bitcoin.org/bitcoin.pdf*

Radford, R. A. (1945), «The economic organisation of a POW camp», *Economica*, 12: 189-201.

Roberts, J. J., y N. Rapp (2017), «Exclusive: Nearly 4 million bitcoines lost forever», *Fortune*, November 25, http://fortune.com/2017/11/25/lost-bitcoines/

Urquhart, A. (2016), «The inefficiency of bitcoin», *Economics Letters*, 148: 80-82.

BIG DATA Y POLÍTICA DE LA COMPETENCIA

Adina CLAICI (*)

Copenhagen Economics, Bruselas

Resumen

Este artículo repasa algunos de los principales temas que el *big data* plantea para la política de la competencia. El crecimiento exponencial del volumen de datos disponibles en nuestra sociedad, unido al desarrollo sin precedentes de las tecnologías de recogida, procesamiento, almacenamiento y uso de dichos datos, ha hecho surgir numerosas cuestiones en múltiples ámbitos. Aquí nos centramos en el campo de la competencia, con el objetivo de ofrecer una visión equilibrada de las diversas opiniones en torno al grado de poder de mercado que confiere el *big data.* Los distintos modelos de negocio adoptados por las diferentes empresas que hacen uso intensivo de los datos para su actividad, y las circunstancias en las que se utilizan dichos datos, hacen imposible formular conclusiones universales respecto a los atributos que convierten al *big data* en un activo más o menos valioso. Por un lado, algunos estudiosos y responsables de la competencia han identificado ciertas teorías del daño y efectos anticompetitivos potenciales derivados del uso del *big data.* Por otro lado, el *big data* y las tecnologías asociadas brindan a los consumidores productos nuevos y servicios innovadores. En el fondo de este debate subyace la vieja cuestión de cómo proteger la competencia sin reprimir la innovación. Por último, el artículo presenta varios casos destacados del ámbito de la competencia que poseen relevancia directa, aunque aún limitada, para la discusión sobre el *big data.*

Palabras clave: *big data,* competencia, innovación.

Abstract

This artricle reviews the main issues raised by competition policy enforcement in relation to big data. The exponential increase in the amount of data available in our society as well as the unprecedented development of technologies to collect, process, store and use that data spurred numerous questions in many areas. We focus on the competition field and aim at providing a balanced overview of different opinions regarding the degree of market power conferred by big data. Due to the multitude of business models adopted by different data-driven firms and the circumstances in which data is used, it is not possible to drive general conclusions as regards the characteristics that make big data more or less valuable as an asset. On the one hand, some academics and competition enforcers have identified certain theories of harm and potential anti-competitive effects stemming from the use of big data. On the other hand, big data and the associated technologies provide consumers with new products and innovative services. In essence, this debate is just a new version of the old question on how to protect competition without stifling innovation. Finally, we present a few landmark cases that have certain, albeit still limited relevance in the discussion about big data.

Key words: Big Data, competition, innovation.

JEL classification: L11, L86.

I. INTRODUCCIÓN

DURANTE la última década se ha registrado un crecimiento exponencial de los datos personales en muchos ámbitos de la economía, y todo indica que seguirán aumentando. Esta tendencia ha ido pareja al desarrollo de técnicas de aprendizaje automático para explorar, analizar y utilizar datos, así como a las nuevas posibilidades para almacenar grandes cantidades de datos. El *big data* aporta la materia prima del aprendizaje automático. Por «aprendizaje automático» nos referimos aquí a la rama de la ciencia computacional relacionada con los algoritmos que permiten a las máquinas (es decir, los ordenadores) «aprender» y mejorar progresivamente el desempeño de una tarea específica a medida que se les suministran más datos (1). Los algoritmos no constituyen un concepto nuevo pero, a diferencia de lo ocurrido hasta ahora, la discusión en torno a ellos ha trascendido los límites de la ciencia computacional para abarcar otros ámbitos, como la economía, el derecho, la ética o la protección del consumidor. Este artículo se centra en las cuestiones que el *big data* y el aprendizaje automático plantean al área de la política de la competencia.

Que los consumidores y la sociedad se han beneficiado de este progreso de un modo sin precedentes es incuestionable. *The Economist* ha denominado a los datos el *combustible* del futuro, comparándolos con el petróleo, que fue el catalizador del crecimiento y el cambio en el siglo pasado (2). La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) describe posibles eficiencias generadas por los algoritmos, reconociendo que «los mercados impulsados por los datos están generalmente asociados a significativas eficiencias, tanto por el lado de la oferta como por el de la demanda» (3). Los algoritmos pueden ayudar a mejorar los productos y servicios ya existentes o a desarrollar otros nuevos. También pueden apoyar las decisiones de los consumidores aportando información estructurada más rápida y fácilmente accesible, así como proporcionando información en nuevas dimensiones de la competencia distintas de los precios, como la calidad u otras preferencias de los consumidores (4).

Marr (2016) ofrece una revisión exhaustiva del modo en que las empresas y las organizaciones, con independencia de su tamaño y del sector en el que operan, están usando el *big data* para generar valor en diversas áreas. Por ejemplo, los supermercados venden millones de productos a millones de personas cada día. Contar con el producto adecuado en el lugar preciso y en el momento justo, de modo que las personas apropiadas puedan adquirirlo, representa enormes problemas logísticos. Por tanto, la capacidad de realizar un análisis oportuno de datos en tiempo real es considerada clave para impulsar la rentabilidad de las empresas. Los distribuidores minoristas *online*, como Amazon,

dependen crucialmente de los datos para realizar buenas predicciones a fin de minimizar el gasto improductivo: mantener unos *stock*s demasiado grandes, o demasiado ajustados, ocasionaría enormes costes a la empresa. Otro ejemplo es Netflix, el servicio de películas y televisión por *streaming*, que representa un tercio del tráfico de Internet en horario pico en EE.UU. y recopila y monitoriza datos sobre millones de suscriptores, al objeto de comprender los hábitos de visionado de sus clientes. Su negocio está cimentado en el uso de datos y técnicas analíticas para predecir qué es lo que le gusta ver a la gente. Además de historias de éxito bien conocidas, Marr (2016) reseña numerosos ejemplos de organizaciones sin ánimo de lucro o de pequeñas empresas que se desarrollaron considerablemente mediante el uso de datos, algoritmos o ideas novedosas sobre el modo de usarlos (5).

Ahora bien, esta transición hacia una economía impulsada por los datos no está exenta de fricciones en varios frentes. Como señaló la comisaria de Competencia de la Unión Europea, Margrethe Vestager, «el *big data* tiene un enorme potencial. Pero todo ese potencial no podrá materializarse a menos que la gente confíe en que sus derechos estarán protegidos […]. El futuro del *big data* no es solo una cuestión de tecnología. También depende de otras cosas, como la protección de los datos, los derechos de los consumidores y la defensa de la competencia. Cosas que hagan que la gente confíe en que el *big data* no irá en su contra» (6).

El presente artículo restringe su ámbito de análisis a la política de la competencia. El objetivo es dejar constancia del *statu quo* en torno a las principales cuestiones planteadas por las leyes de defensa de la competencia en relación con el *big data*. Los encargados de velar por la competencia de todo el mundo han empezado a interesarse más sistemáticamente por los beneficios y daños potenciales resultantes del *big data* y el uso de algoritmos. En 2016, las autoridades de la competencia de Francia y Alemania publicaron un documento conjunto sobre *Derecho de la Competencia y Datos* (Autorité de la Concurrence, 2016). En él, se identifican algunos de los asuntos y parámetros clave que deben considerarse al abordar la interacción entre datos, poder de mercado y derecho de la competencia. Se exponen diversas teorías del daño asociado generalmente a la recogida de datos y su explotación en mercados digitales, y se discuten algunos de los parámetros que han de considerarse a la hora de valorar la relevancia y la credibilidad de estas teorías del daño.

También en 2016, la FTC (Comisión Federal de Comercio de EE.UU.) publicó un informe con el título de *Big Data: A Tool for Inclusion or Exclusion?* (FTC, 2016). Este estudio tenía como fin educar a las empresas en las leyes y nociones importantes vinculadas con la analítica del *big data*, y ofrecerles sugerencias dirigidas a la maximización de los beneficios y la minimización de los riesgos.

Dos de los académicos pioneros en colocar el foco de atención en la economía digital fueron Erzachi y Stucke (2016). En su libro, reconocen las numerosas propiedades positivas para la competencia que resultan de los datos *online*, como el aumento de la transparencia de mercado y del flujo de información, la reducción de los costes de búsqueda, el favorecimiento de la entrada y la expansión de nuevos operadores, los efectos disruptivos y dinamizadores de la eficiencia, y un mayor empoderamiento general de los consumidores. Ahora bien, una vez reconocido que los consumidores podrían salir muy beneficiados de las transacciones *online*, advierten de que los programas de computación y procesamiento de datos inherentes a la navegación por Internet también están alterando la naturaleza de la competencia en el mercado, y no siempre para bien. Identifican modos en que el auge de avanzados algoritmos y la nueva realidad de mercado pueden modificar significativamente, para mal, nuestro paradigma de competencia —al habilitar formas más permanentes de colusión, métodos más sofisticados de discriminación de precios, y monopolios sustentados en los datos que, al controlar las plataformas clave, se apoderan del flujo de nuestros datos personales—.

Maurice Stucke también es coautor de otro libro, Stucke y Grunes (2016), el cual contiene una panorámica de posibles teorías del daño relacionadas con el *big data*, así como una visión crítica de cómo algunas autoridades de la competencia han abordado hasta ahora los problemas relativos a los datos, ejemplificándolo con un ramillete de casos. Los citados autores creen que los instrumentos tradicionales de la política de competencia deben ajustarse a la nueva realidad de compañías que hacen uso intensivo de datos. J. Kennedy (2017) examina y rebate los postulados de Stucke y Grunes (2016) y sugiere que las compañías ricas en datos, lejos de plantear una amenaza, son una

fuente importante de innovación que los responsables de políticas deberían incentivar, no limitar. Sostiene, además, que la política de la competencia cuenta con las herramientas adecuadas para abordar las posibles teorías del daño que surjan en relación con los datos.

El objetivo del presente artículo es ofrecer una visión de las opiniones de académicos, profesionales del sector, representantes sectoriales y órganos de la competencia a fin de esbozar un retrato equilibrado de los ángulos potencialmente pro y anticompetitivos de la economía impulsada por los datos (7). Tras una introducción al *big data* y sus características, detallamos los posibles retos suscitados por la economía digital en diferentes áreas de la política de la competencia, como los cárteles, el abuso de la posición de poder dominante y las concentraciones.

El artículo está estructurado del siguiente modo. La sección segunda contiene una breve descripción de las principales características del *big data*. La tercera sección describe cómo los datos, en tanto que activo, pueden otorgar poder de mercado a las empresas. La sección cuarta aborda la colusión y cuestiona si el mayor volumen de datos podría dar pie a una actividad de cártel más intensa. La quinta sección formula teorías sobre un posible abuso de la posición de poder dominante derivada de la propiedad o el uso de datos, y examina algunos casos de abuso de dicha posición de poder dominante en la esfera de los gigantes de la tecnología. La sección sexta explora brevemente el tema de las concentraciones empresariales donde los datos constituyen un activo importante y, por último, la sección siete concluye.

II. ¿QUÉ ES EL *BIG DATA*?

No hay una definición universal del «*big data*» (traducido, en ocasiones, como *macrodatos*) ni tampoco un consenso claro de cuál es el umbral para que un volumen determinado de datos pueda considerarse macro. Diversos profesionales del sector han tratado de definir el *big data* a través de sus principales características, a las que suelen referirse como las cuatro, o cinco, «uves» (8):

– *Volumen de datos*: se refiere a la magnitud de los datos generados por segundo. El volumen de datos recopilados ha aumentado significativamente y probablemente continúe haciéndolo. Al mismo tiempo, los costes de su recogida, almacenamiento, procesamiento y análisis han disminuido.

– *Velocidad*: hace referencia al ritmo al que se generan nuevos datos y a la rapidez con que fluyen a través de la economía. Ahora los datos pueden obtenerse, procesarse y analizarse con mucha mayor velocidad. Este aspecto constituye el valor temporal de los datos (9).

– *Variedad de datos*: alude a la multiplicidad de tipos de datos que las empresas actualmente recogen y usan (10).

– *Valor de los datos*: este concepto proviene del vínculo con la macroanalítica (los medios técnicos para extraer ideas subyacentes en los datos). El volumen, la velocidad y la variedad de los datos, unidos a los algoritmos para procesarlos, es lo que hace posible extraer valor de los mismos.

– *Veracidad*: se refiere al estado desordenado de los datos. Con muchas formas de *big data*, la calidad y la precisión son menos controlables, pero el *big data* y la tecnología analítica permiten operar con estos tipos de datos.

El *big data* puede consistir en datos tanto personales como no personales. La OCDE (2013) define los «datos personales» como «cualquier información relacionada con un individuo identificado o identificable (sujeto de los datos)». A diferencia de estos, los datos no personales se refieren a datos no asociados a ningún individuo concreto, como, por ejemplo, los datos del tiempo o la información sobre el tráfico.

Lo que más controversia ha causado, tanto en el área de defensa de la competencia como en el de la protección de los consumidores, han sido los datos personales, por tratarse de un activo referido a un individuo, el cual es, al mismo tiempo, un consumidor. La OCDE (2013) distingue, a título ilustrativo, entre las siguientes categorías de datos personales:

- *Contenidos generados por los usuarios,* incluyendo blogs y comentarios, fotos y vídeos, etc.
- *Datos sobre actividad o comportamentales,* incluyendo qué busca y ve la gente mientras navega por Internet, qué compra la gente *online*, cuánto gasta y cómo realizan el pago, etc.
- *Datos sociales,* incluyendo contactos y amigos en redes sociales;
- *Datos sobre ubicación,* incluyendo domicilio permanente, posicionamiento y geoloca-

lización (p. ej., de teléfonos móviles), dirección IP, etc.

- *Datos demográficos,* incluyendo edad, sexo, raza, nivel de ingresos, orientación sexual, afinidad política, etc.

- *Datos identificativos oficiales,* incluyendo nombre, información financiera y números de cuenta, información de salud, número de Seguridad Social, antecedentes policiales, etc.

Otros han elaborado clasificaciones de datos personales con criterios diferentes. Por ejemplo, Schneier (2010) ha desarrollado una taxonomía de datos personales utilizando como base los sitios de redes sociales, y diferencia así las siguientes categorías de datos:

- *Datos de servicio:* son los datos que necesitamos comunicar a una red social para poder ser usuarios de ella. Podrían incluir, entre otros, nombre real, edad y número de tarjeta de crédito.

- *Datos divulgados:* son aquéllos que cada uno publica en sus propias páginas personales: entradas en blogs, fotografías, mensajes o comentarios.

- *Datos cedidos:* son los que cada uno publica en las páginas de otros. Se trata básicamente de lo mismo que los datos divulgados, pero con la diferencia de que no tenemos el control sobre ellos, sino que dicho control lo ejerce otra persona.

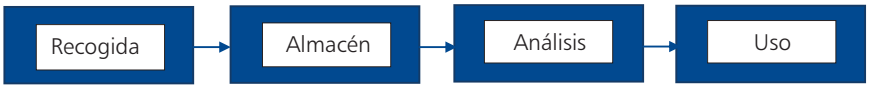
- *Datos incidentales:* son datos que otras personas publican sobre nosotros. La diferencia con los datos divulgados es que no tenemos el control sobre ellos y que no fueron generados por nosotros.

- *Datos comportamentales:* son los datos que la página recopila sobre nuestros hábitos al registrar lo que hacemos y con quién lo hacemos.

En el fondo, el *big data* gira en torno a la predicción, tal y como describe Mayer-Schonberger (2013) en su libro. «Se trata de aplicar las matemáticas a cantidades ingentes de datos para inferir probabilidades, como la probabilidad de que un mensaje de correo electrónico sea *spam*, o de que la trayectoria y velocidad a la que camina una persona le permitan cruzar la calle a tiempo —en cuyo caso, un coche sin conductor solo necesitará aminorar ligeramente su velocidad». Por otro lado, Mayer-Schonberger explica cómo el uso de macrodatos lleva aparejado un cambio de enfoque para la resolución de problemas, desde la causalidad hacia los patrones y las correlaciones. Como humanos, estamos programados para buscar causas, mientras que el mundo del *big data* nos permite descubrir patrones y correlaciones en los datos, lo que abre una puerta nueva e inestimable de conocimientos. Argumenta que las correlaciones podrían no decirnos exactamente por qué algo está sucediendo, pero nos alertan de que está sucediendo. El autor cree que, en muchas situaciones, esto podría ser suficiente y cita algunos ejemplos interesantes. Así, si millones de registros médicos electrónicos revelan que los pacientes con cáncer que ingieren una determinada combinación de aspirina y zumo de naranja experimentan una remisión de su enfermedad, la causa exacta de la mejora de salud podría ser menos importante que el hecho de que lograron sobrevivir. Igualmente, si podemos ahorrar dinero sabiendo la mejor fecha para comprar un billete de avión sin entender la lógica que está detrás del mecanismo de las tarifas aéreas, puede ser suficiente. El *big data* va de «qué», no indaga en «porqué». No siempre necesitamos conocer las causas del fenómeno; simplemente, podemos dejar que los datos hablen por sí solos (Mayer-Schonberger, 2013).

Finalmente, antes de discutir los efectos competitivos del *big data*, describimos brevemente los diferentes eslabones de la cadena de valor de los datos. Es importante hacer una distinción entre las cuatro etapas de la cadena de valor, pues la competencia por los datos podría variar de unas a otras, al igual que las barreras de entrada. Rubinfeld y Gal (2016) aportan una clasificación sencilla, clara e intuitiva, reflejada en el gráfico 1.

La recogida incluye la extracción de los datos; el almacenamiento se refiere al volcado de los datos en potentes «reservorios» y su organización en bases de datos; el análisis tiene que ver con el procesamiento de los datos para encontrar correlaciones; el uso es la última fase, consistente en la extracción de información relevante para la toma de decisiones.



III. EL *BIG DATA* Y EL PODER DE MERCADO

Esta sección trata de abordar tres cuestiones. Primero, nos preguntamos si el *big data* como tal reviste valor. Segundo, en la medida en que la respuesta sea afirmativa, indagamos en si el *big data* puede otorgar poder de mercado y generar barreras de entrada. Y tercero, discutimos brevemente la teoría del *big data* como infraestructura esencial (*essential facility*) y la posibilidad de regular el intercambio de datos.

1. El valor del *big data*

El *big data* representa un activo económico estratégico con capacidad para aportar una significativa ventaja competitiva a las empresas e impulsar la innovación y el crecimiento (veáse OCDE, 2013a). La OCDE identificó cinco sectores en los que el uso de los datos puede servir de catalizador a la innovación y el crecimiento de la productividad: la publicidad *online*, la sanidad, los servicios públicos, la logística y el transporte, y la Administración Pública. En general, los beneficios que el *big data* puede aportar a estos sectores incluyen: el desarrollo de nuevos bienes y servicios basados en los datos; el perfeccionamiento de los procesos de producción o de distribución; la mejora del *marketing* (mediante el diseño de publicidad focalizada y recomendaciones personalizadas); nuevos enfoques organizativos y de gestión, o la mejora significativa de la toma de decisión dentro de las prácticas existentes; y un fortalecimiento de la actividad de investigación y desarrollo.

En un informe posterior (veáse OCDE, 2013b), la OCDE elaboró un compendio de metodologías para medir y estimar el valor de los datos personales desde una perspectiva puramente económica (es decir, sin tener en cuenta los impactos indirectos del uso de los datos personales en la economía o la sociedad). En él, considera una gama de técnicas de medición y estimación e identifica los principales beneficios e inconvenientes asociados a cada enfoque. El uso de múltiples metodologías ayuda a reducir los sesgos dependientes del contexto. El informe de la OCDE detalla al menos seis métodos que pueden utilizarse para medir el valor de los datos:

- El modo más directo para calibrar el valor de los datos personales es evaluar los precios de mercado a los que se ofrecen y se venden los datos personales. Esto proporciona una medida de mercado basada en la oferta y la demanda (11).

- Otra metodología podría basarse en la capitalización bursátil de los datos personales, es decir, el valor de mercado de la compañía dividido por el número de usuarios. Sin embargo, esto lleva a valoraciones que pueden fluctuar considerablemente, influidas sobre todo por los factores económicos durante el período considerado (12).

- Un tercer método, similar al de la capitalización bursátil por usuario, consiste en calcular la cifra de ventas o beneficio neto por registro/usuario (13).

- Cuarto, el valor monetario de los datos personales podría estimarse a través de la evaluación de los costes económicos ocasionados por una vulneración en la seguridad de los datos (14).

- Quinto, los experimentos económicos y las encuestas podrían proporcionar una gama de precios que las empresas tendrían que pagar a los individuos para que éstos cedan parte de su información personal. Aun cuando el análisis en esta área se encuentra aún en una fase preliminar, la OCDE extrae dos mensajes generales. El primero, que la gente tiende a diferir en la valoración individual que hace de los datos personales (es decir, la cantidad de dinero suficiente para que cedan sus datos personales) y en el valor que otorgan a su privacidad (es decir, la cantidad de dinero que están dispuestos a gastar para proteger sus datos personales frente a su revelación) (15). Y el segundo, que los estudios empíricos indican que la valoración tanto de la privacidad como de los datos personales es extremadamente sensible a efectos contextuales.

- Un sexto modo de valorar los datos personales de una persona es medir el precio pagado por un seguro para proteger esos datos (16).

Aunque no pueda disponerse fácilmente de una medición precisa de los datos como activo, y pese a la significativa oscilación de los valores obtenidos dependiendo de la metodología utilizada, el informe de la OCDE reveló varios enfoques interesantes para abordar el problema y estimar al menos órdenes de magnitud.

Sin pretender hacer una estimación empírica del valor de los datos, Montes, Sand-Zantmany y Valletti (2017) analizan el valor de la información de carácter personal en los mercados *online*.

Estudian la manera en que la información sobre los clientes y su privacidad afectan al comportamiento de fijación de precios en los mercados *online*. Su modelo teórico se basa en una gama de hipótesis específicas. Asumen que los proveedores de datos son los *data brokers* o agregadores, que actúan como intermediarios recogiendo datos de los consumidores y vendiéndoselos a las empresas. Esta situación no es tan común en el caso de plataformas tecnológicas como Google, Uber o Facebook, entre otras. Sin embargo, a los fines de esta discusión, lo interesante es que los autores fueron pioneros en intentar aproximarse al valor de los datos personales por medio de un «coste de privacidad», definido como el coste a pagar por los consumidores para «desaparecer» de la base de datos de una empresa.

Finalmente, una discusión sobre el valor de los datos no puede excluir el concepto de «mercado de precio cero», acuñado por académicos como John Newman o Daniel Rubinfeld. Los productos «gratuitos» ganaron gran popularidad coincidiendo con la adopción generalizada de Internet, si bien muchos de ellos no son del todo gratuitos. A menudo, los clientes están dispuestos a aceptar publicidad o ceder información personal para poder acceder a productos a precio cero. El hecho de que, en algunos casos, el precio monetario por acceder a un producto o servicio sea cero no implica que el valor asociado a dicho producto o servicio sea inexistente; dicho valor puede ser medible con parámetros diferentes del precio. La competencia no basada en precios no es algo nuevo para las leyes antimonopolio. Hasta ahora, los elementos distintos del precio en los que se solía hacer hincapié al hablar de la competencia eran la calidad, la variedad o la innovación, pero la privacidad está convirtiéndose cada vez más en una dimensión relevante.

Aunque la medición empírica del valor de los datos no ha cristalizado aún, a estas alturas no cabe ninguna duda de que los datos son un activo valioso y un parámetro cada vez más importante desde el punto de vista de un análisis competitivo del poder de mercado de una empresa. En las siguientes secciones analizaremos algunos de los medios por los que las empresas utilizan los datos como activos.

2. Efectos de red y barreras de entrada

Si los datos *son* un activo valioso y, como tal, pueden otorgar una ventaja competitiva a su poseedor, es natural preguntarse si la acumulación de datos podría favorecer la aparición de poder de mercado en los operadores incumbentes y generar barreras a los nuevos entrantes.

Se ha argumentado que los efectos de red, al crear barreras a la entrada de nuevos actores, pueden hacer que los mercados basados en los datos caigan en manos de un número reducido de empresas dominantes. La teoría económica distingue entre efectos directos e indirectos de red. Los efectos directos de red surgen cuando la utilidad de un determinado producto para el consumidor aumenta conforme crece el número de personas que utilizan dicho producto. Un ejemplo clásico son las redes de telecomunicaciones. Por su parte, los efectos indirectos de red pueden explicarse fácilmente con el ejemplo de los motores de búsqueda: cuanta más gente utilice un motor de búsqueda, mayor es la experimentación a través de prueba y error, más probable es que los algoritmos puedan aprender de las preferencias de los consumidores, y más relevantes serán probablemente los resultados de la búsqueda, lo que a su vez atraerá a otros usuarios hacia ese buscador, generándose así un ciclo virtuoso (rendimientos crecientes con la escala y el alcance).

Este ciclo de retroalimentación positiva creado por los efectos indirectos de red tiene el potencial de reforzar la posición de los actores incumbentes y, al mismo tiempo, aumentar la calidad del producto. En algunas circunstancias, los efectos de red pueden estimular la competencia permitiendo a los entrantes innovadores expandirse con rapidez. Las autoridades de la competencia han mirado con recelo los efectos de red por el temor a que la presencia de dichos efectos lleve a que, superado un punto, el resultado más probable sea el de la aparición de una posición dominante.

Los efectos de red se encuentran actualmente en el centro del debate sobre la «imparabilidad» de las plataformas *online*. Evans y Schmalensee (2018) intentan desmentir algunos mitos relativos a los efectos de red, alertando contra los eslóganes y abogando por la evidencia. Citan análisis que demuestran una considerable rotación en el liderazgo entre las plataformas *online* durante períodos inferiores a una década. En gran medida, esto se debe a los efectos inversos de red, que suelen mencionarse menos en el debate: del mismo modo que las redes pueden fomentar crecimiento exponencial cuando un número adicional de clientes

atrae a más clientes, las redes también pueden conducir a un declive exponencial, en la medida en que cada cliente perdido induce a otros clientes a abandonar la plataforma. Los dos autores explican que el aparente sesgo a considerar los efectos de red como potencialmente problemáticos proviene del énfasis en las empresas exitosas en un momento concreto del tiempo y en concluir que, una vez que se han hecho fuertes, no será posible desbancarles de su posición. Como ejemplo de lo contrario citan a Spotify, que consiguió convertirse en el líder mundial del mercado de la música digital pese a que Apple había recogido datos sobre más de 50 millones de usuarios a través de iTunes.

Con una perspectiva más amplia, Rubinfeld y Gal (2016) exploran las barreras de entrada en los mercados de *big data*, y analizan algunas de sus implicaciones para el análisis competitivo de dichos mercados. Describen las barreras que existen para acceder a todos los niveles de la cadena de valor de los datos: recogida, almacenamiento, análisis y uso, y aluden también a todas las clases de condicionantes: barreras de tipo tecnológico, legal o comportamental.

En lo que respecta a la recogida de datos, los dos autores identifican, entre otras, las siguientes barreras tecnológicas: *unicidad* de los datos o de las pasarelas para acceder a ellos, economías de escala, alcance y velocidad, efectos de red. La principal barrera de tipo legal que obstaculiza la entrada en el sector de recogida de datos es la normativa sobre protección de datos, privacidad y derechos de propiedad, mientras que la principal barrera de tipo comportamental es la exclusividad, que podría llevar a la exclusión del mercado por imposibilidad de acceder a un recurso clave.

En cuanto al almacenamiento, parecen existir menores barreras a la entrada, en especial debido a los avances tecnológicos que han hecho posible un notable incremento del espacio de almacenamiento, tales como, por ejemplo, la computación en la nube (*cloud*). Aun así, debido a la particular estructura e indexación que requiere el almacenar cantidades masivas de datos, podrían surgir «costes de cambio» o portabilidad cuando se pretenda cambiar de proveedor o de base de datos.

En lo que al análisis de los datos se refiere, Rubinfeld y Gal (2016) mencionan dos importantes barreras de entrada: la compatibilidad o interoperabilidad de los datos, y las herramientas analíticas. La primera se refiere a la inteligencia que se utiliza para ordenar los datos e indexarlos de una determinada manera relevante. La segunda se debe a la calidad de los algoritmos empleados en procesar los macrodatos. Determinadas empresas utilizan sus propias técnicas de aprendizaje automático que les permiten extraer un valor único de los datos, las cuales no son replicables de forma gratuita en el mercado.

Por último, aun cuando los datos sean accesibles, ya sea directamente o a través de intermediarios, una barrera adicional limitadora de su uso podrían ser las salvaguardas legales destinadas a proteger la privacidad del usuario.

Tras describir las cuatro clases de barreras de entrada, Rubinfeld y Gal (2016) demuestran cómo las características del *big data* y las barreras de entrada en cada nivel de la cadena de valor afectan al análisis competitivo. Admiten que el *big data* es «no rival», es decir, su recogida no impide que otros recojan datos idénticos. Sin embargo, esta premisa no debería llevar automáticamente a sostener la existencia de bajas barreras de entrada, precisamente porque la recogida de datos es solo uno de los eslabones dentro de la cadena de valor de los datos. Y las barreras de entrada pueden crear efectos anticompetitivos, como conductas excluyentes abusivas, similares a las de los mercados tradicionales. No obstante, los dos autores muestran que los mercados del *big data*, debido a ciertas particularidades, pueden exhibir diferencias respecto del análisis convencional, lo cual a su vez, podría afectar a las teorías del daño. Entre otras, mencionan las siguientes características:

- Los datos son multidimensionales, y cualquiera de las cuatro o cinco «uves» podría fortalecer o debilitar las barreras de entrada, por lo que se requiere un enfoque específico al mercado para determinar la dirección del efecto.

- La naturaleza de no rivalidad de los datos (propia de los bienes públicos) no excluye que la recogida, organización, almacenamiento o análisis no puedan transformarlos en un bien privado. Ahora bien, de existir barreras de entrada estructurales, y si el intercambio de los datos resulta beneficioso para el bienestar social, podría requerirse una solución regulatoria que imponga requisitos de puesta a disposición de los datos en términos FRAND (en condiciones equitativas, razonables

y no discriminatorias), como sucede a menudo con las patentes.

– Cuando los datos son un *input,* también es necesario el análisis de los mercados relacionados. Especialmente en el caso de los servicios gratuitos *online*, se ven afectados tanto el mercado de recogida de datos como el mercado de publicidad.

– El *big data* podría favorecer la discriminación de precios cuando contenga información acerca de las preferencias de los consumidores (17).

Otro trabajo dedicado al estudio de las barreras de entrada en los mercados del *big data* es Lambrecht y Tucker (2017). La perspectiva adoptada en él es diferente, relativizando considerablemente el valor de los datos y su potencial para constituir una barrera de entrada. Así, argumentan que para que un recurso de una empresa (como los datos) represente una fuente de ventaja competitiva, el recurso ha de ser imposible de reproducir, escaso, valioso y no sustituible. Su análisis apunta que los datos no son imposibles de reproducir o escasos, tienen sustitutos y no revisten valor por sí mismos.

Un dato se considera imposible de reproducir cuando ninguna empresa es capaz de replicarlo. En opinión de los autores, los macrodatos no poseen las características para convertirlos en imposibles de reproducir. Los datos son «no rivales» (es decir, su consumo por una persona no hace descender su disponibilidad para otros consumidores) y tiene un coste marginal de producción y distribución cercano a cero, lo que hace posible su reventa. Los datos disponibles comercialmente tienen una cobertura amplia. Además, los autores afirman que los datos no son escasos, y que las herramientas para la recogida de *big data* están volviéndose cada vez más comunes. Muchos consumidores usan *multi-homing* (un mismo consumidor utiliza por lo general varios servicios digitales), con lo que múltiples empresas pueden acceder a elementos de información similares.

Los autores del trabajo citado sostienen que las propias características del *big data* socavan potencialmente su valor como fuente de ventaja competitiva. Los datos suelen hallarse en forma no estructurada y es difícil establecer relaciones causales dentro de amplios *pools* de observaciones superpuestas. Las empresas necesitan pasar de meras correlaciones observacionales a la identificación de las relaciones que deberían guiar su toma de decisiones (18). Pasar de correlaciones a relaciones causales requiere el diseño de experimentos, que no suelen requerir volúmenes tan enormes de datos, o bien de algoritmos que sean mejores al tratar con los datos. Ofrecen una referencia interesante al mostrar que lo que importa para determinar la calidad de los resultados no es el tamaño de la base de datos, sino el algoritmo de aprendizaje automático utilizado. Para apoyar este argumento, citan a Pilaszy y Tikk (2009) (19), quienes demuestran que diez opiniones acerca de una película son más útiles que abundantes metadatos para predecir las preferencias fílmicas de los espectadores.

Finalmente, Lambrecht y Tucker (2017) afirman que los datos admiten sustitución. La historia enseña que, en diferentes sectores intensivos en datos, los nuevos entrantes han sido exitosos incluso en presencia de incumbentes propietarios de *big data* gracias a una superior habilidad para identificar y satisfacer las necesidades de los clientes. Abundan los ejemplos de entradas exitosas en diferentes mercados donde la experiencia en datos personalizados es clave: WhatsApp y Snapchat (industria de comunicaciones); Uber y AirBnB (economía colaborativa); Tinder. Los autores infieren que para conseguir una ventaja competitiva sostenible del *big data*, las empresas necesitan desarrollar las habilidades gerenciales, ingenieriles y analíticas correctas para transformar datos en conocimiento valioso y accionable.

Esta conclusión está muy en la línea de la opinión de Hal Varian, economista jefe de Google, de que existen rendimientos decrecientes con la escala en los datos, lo que significa que cada fragmento adicional de datos aporta en cierto modo menos valor y que, llegado cierto punto, recoger más datos no aporta nada. Más importante, según él, es la calidad de los algoritmos de procesamiento de los datos y el talento interno de la empresa para desarrollarlos. El éxito de Google se debe, así pues, «a las recetas, no a los ingredientes». La postura de Varian contrasta con la de Glen Weyl, investigador de Microsoft, quien es de la opinión de que los algoritmos aprenden solos y que cuantos más datos y más recientes se les suministren, mejores se vuelven (20).

Aunque el *big data* es indiscutiblemente un activo importante para las empresas en el tablero competitivo, también está claro que los datos, por sí solos, no son suficientes para situar a la empresa por delante de sus competidores. Los datos han de recogerse con potentes

máquinas, procesarse mediante algoritmos inteligentes y ser utilizados por mentes brillantes para que se conviertan en una fuente de ventaja competitiva. Además, para determinar si esta ventaja competitiva es usada de manera potencialmente anticompetitiva se requiere un conocimiento profundo del mercado del *big data* y sus características específicas. La literatura citada en esta sección ofrece una buena guía sobre los elementos a considerar para estos fines.

3. Los datos como *input:* ¿una infraestructura esencial?

En 2016, la comisaria de la Competencia de la Unión Europea (UE), Margrethe Vestager, se refirió a la cuestión de la *unicidad* de los datos, que podría convertir a dicho activo en un *input* esencial (21): «El problema para la competencia no es que una compañía posea una cantidad enorme de datos. El problema reside en que esos datos sean, en la práctica, únicos, y no puedan ser duplicados por nadie más. Pero los datos únicos podrían no ser tan frecuentes. Eso no significa que la cantidad o el tipo de datos que controla una compañía no puedan nunca plantear un problema (22). [ ] No deberíamos extender el manto de la sospecha a todas las compañías que manejan un conjunto valioso de datos. Pero sí debemos mantenernos muy vigilantes respecto a si las compañías controlan datos únicos, a los que nadie más puede acceder, y a la posibilidad de que los utilicen de forma excluyente contra sus rivales».

La jurisprudencia ha definido las condiciones para que un *input* o un recurso puedan, en general, ser considerados una «infraestructura esencial». Colangelo y Maggiolino (2017) revisan dicha jurisprudencia y concluyen que «una infraestructura es esencial cuando ella —y solo ella— sirve para ofrecer un producto o servicio específico; es decir, cuando existe una relación causa-efecto entre dicha infraestructura y el bien o servicio que el rival pretende poner en el mercado utilizando dicha infraestructura». En el caso de los datos, los autores cuestionan que datos concretos puedan ser considerados una infraestructura esencial, ya que ni siquiera está claro qué información podría obtenerse a partir de ellos. Los autores concluyen que, si se ha de aplicar esta doctrina en este contexto, debería referirse a la información, y no a los datos en sí. Es decir, debería ser más precisa para enfocarse en aquellos eslabones de la cadena de valor que tienen que ver con el procesamiento de los datos y la generación de información, en lugar de con el proceso de acumulación de los datos (23).

M. Cole (2018) sugiere que existen claros paralelismos entre un planteamiento que evalúe el potencial de los datos para impedir el acceso y otro que evalúe el potencial de la propiedad intelectual para cerrar el mercado a los competidores. En tal contexto, el régimen legal de regulación de la propiedad y el intercambio de datos podría equipararse al de la concesión de licencias sobre patentes.

Algunos académicos ya han abogado porque la compartición de datos puede ser una herramienta importante para alcanzar la eficiencia y evitar posiciones de poder dominante en el mercado. Utilizando un modelo teórico, Prüfer y Schottmüller (2017) muestran que en un mercado con al menos dos empresas con poder de mercado, y en el que las decisiones de inversión en innovación se toman de manera repetida en el tiempo, el mercado se decanta sin gran dificultad hacia una de las empresas, lo que significa que tenderá hacia el monopolio. Es interesante, tal y como demuestran en su estudio, que el decantamiento del mercado (*tipping*) puede evitarse si los competidores comparten su información sobre los usuarios. Además, demuestran que los incentivos de una empresa dominante para seguir innovando no disminuyen después de que se vea obligada a compartir la información sobre los usuarios.

Este hallazgo tiene importantes implicaciones potenciales en materia de políticas, ya que sugiere que obligar a compartir datos puede ayudar a reducir las barreras de entrada en el mercado y ser una herramienta potente para evitar que el poder de mercado de algún operador derive en una posición de poder dominante (24).

En aquellas circunstancias en las que los datos puedan considerarse únicos, y por tanto deban tratarse como una infraestructura esencial similar a una patente esencial, las autoridades de la competencia y los reguladores deberían poner en la balanza los beneficios para la competencia y los consumidores de compartir datos con la protección de los modelos de negocio de las empresas tecnológicas, que dependen intensivamente de los datos y la información. Tensiones similares estuvieron en el centro de fusiones recientes, cuyos participantes alegaron que la concentración aumentaba los incentivos a innovar, mientras que, para las autoridades, la competencia era el principal catalizador de la in-

novación (25). Los intermediarios de datos y *data brokers* podrían jugar cierto papel en la distribución de los datos en términos comercialmente viables.

Un ejemplo interesante de compartición de datos es Google Trends, donde Google revela datos sobre las búsquedas que hacen sus usuarios. Los datos están lo suficientemente agregados para evitar su vinculación a individuos concretos, pero lo bastante detallados como para permitir análisis interesantes. En su libro, Seth Stephens-Davidowitz (2017) incluye una profusa lista de historias y anécdotas interesantes basadas puramente en los datos puestos a disposición del público general por Google.

Finalmente, una cuestión conexa a la de la compartición de datos es la portabilidad de los mismos. El artículo 20 del Reglamento General de Protección de Datos (26) crea un nuevo derecho a la portabilidad de los datos, estrechamente relacionado con el derecho de acceso, pero que difiere de éste en múltiples aspectos. Dicho artículo permite que cualquier sujeto que haya facilitado datos a un responsable del tratamiento reciba los datos personales que le incumban en un formato estructurado, de uso común y lectura mecánica, y que transmita dichos datos a otro responsable del tratamiento. Con este nuevo derecho se pretende empoderar a los sujetos de los datos y otorgarles mayor control sobre los datos personales que les incumben. Al permitir la transmisión directa de datos personales desde un responsable del tratamiento a otro, el derecho a la portabilidad de los datos es también una herramienta importante que sustentará el libre flujo de datos personales en la UE y promoverá la competencia entre responsables del tratamiento. Al facilitar el cambio de proveedor de servicio, se fomentará el desarrollo de nuevos servicios en el contexto de la estrategia digital del mercado único.

IV. COLUSIÓN

El avance de la economía digital ha suscitado un creciente debate en el área de la política de competencia referido a la colusión. Hasta ahora, dicho debate se había desarrollado mayoritariamente en el plano hipotético, basado en la teoría de la colusión y centrado en discernir si la competencia algorítmica podría tener un impacto en factores que fomenten la colusión entre empresas rivales.

Ezrachi y Stuke (2016) observan que el *big data* y la analítica de macrodatos —al aumentar la velocidad con que se comunican las variaciones de precios, se detectan conductas incumplidoras o desviaciones del acuerdo colusorio y se castigan dichas deviaciones— pueden aportar nuevos, y reforzados, medios de promover la colusión. Consideran cuatro escenarios en los que los algoritmos informáticos podrían promover la coordinación anticompetitiva:

- Primer escenario, al que denominan «Mensajero», en el que varias personas se ponen de acuerdo para coludir y los ordenadores se utilizan como instrumento para alcanzar dicho propósito (27).

- Segundo escenario, denominado «Centro-Radios», en el que se utiliza un algoritmo único para determinar los precios de mercado cobrados a diversos usuarios; en este esquema, un clúster de acuerdos verticales similares con muchos de los competidores del sector podría dar lugar a la típica conspiración desde el centro hacia los radios, en el que el desarrollador del algoritmo, como centro, ayuda a concertar la colusión en todo el sector, conduciendo a precios más altos (para ejemplificar este escenario, los autores citan el caso de Uber).

- El tercer escenario de «Agente predecible» explora cómo nos estamos moviendo desde un mundo en el que los acuerdos de colusión se tomaban en oscuras salas donde se reunían los ejecutivos, a otro en el que los algoritmos de precios actúan como agentes predecibles y monitorizan y reaccionan continuamente a los precios de los demás y a los datos del mercado. El resultado es una dinámica de desempeño paralelo consciente. No obstante, esta es una forma de colusión tácita que plantea retos a la hora de combatirla desde la ley.

- Por último, el escenario de mayor complejidad en opinión de los autores, denominado «Ojo digital», en el que los ordenadores, capaces de autoaprendizaje, determinan independientemente el modo de maximizar los beneficios. La inteligencia artificial, operando en un entorno de mayor transparencia de mercado, conduce a un resultado anticompetitivo, pero sin evidencia de ningún acuerdo explícito o intención anticompetitiva. En este caso, los autores reconocen la dificultad de probar no solo el daño, sino la ilegalidad.

La teoría económica ha identificado varias características que

tienen un impacto en la probabilidad de llegar a una situación de colusión y de mantenerla en el tiempo, a saber: el número de empresas que operan en el sector, las barreras de entrada, la transparencia, la frecuencia de las interacciones, las asimetrías y la innovación, entre otras. Según la OCDE (2017), la utilización creciente de algoritmos impulsa algunas de estas características, haciendo la colusión más probable, tal como se describe a continuación.

Aunque la presencia de un número elevado de actores era indicativa de un entorno poco propicio a la colusión en los sectores tradicionales, el uso de algoritmos podría permitir la coordinación y la monitorización de un número más amplio de empresas. En lo que respecta a las barreras de entrada, el impacto de los algoritmos es ambiguo. Por un lado, los algoritmos pueden utilizarse para identificar tempranamente amenazas de mercado, permitiendo a los operadores incumbentes adquirir preventivamente a cualquier competidor potencial o reaccionar agresivamente a su entrada en el mercado. Por otro lado, la creciente disponibilidad de datos *online* que resulta del uso de algoritmos podría aportar útil información de mercado a los entrantes prospectivos y mejorar la certeza, lo que podría reducir los costes de entrada.

Asimismo, los algoritmos podrían mejorar tanto la transparencia en el mercado como la frecuencia de las interacciones, aumentando la propensión a la colusión en esos sectores. El aumento de la transparencia del mercado no es solo resultado de la mayor cantidad de datos disponibles, sino también de la capacidad de los algoritmos para formular predicciones y reducir la incertidumbre estratégica. Los algoritmos complejos con gran potencia de minado de datos están más capacitados para distinguir entre desviaciones intencionadas del trato colusorio y reacciones naturales a cambios en las condiciones de mercado.

En cuanto a la frecuencia de la interacción, la economía digital ha revolucionado la velocidad a la que las empresas pueden tomar decisiones. Los precios pueden actualizarse en tiempo real, permitiéndoles responder de inmediato a desviaciones del pacto colusorio.

De manera interesante, el informe de la OCDE (2017) describe cómo, por el lado de la oferta, ciertas características de los mercados digitales podrían contrarrestar el mayor riesgo de colusión resultante de unos mercados más transparentes. Entre dichas características, una de las más relevantes es la innovación. Los algoritmos son naturalmente una fuente importante de innovación, permitiendo a las empresas desarrollar nuevos modelos de negocio y extraer más información de los datos a fin de responder a las necesidades de los clientes. En sectores en los que el algoritmo es una fuente de ventaja competitiva, las empresas podrían soportar una mayor presión del mercado para desarrollar el mejor algoritmo. Similarmente, si los algoritmos permiten a las empresas diferenciar sus servicios o el proceso de producción de un modo tal que lleve a asimetrías por el lado de la oferta, la colusión podría ser de nuevo más difícil de mantener, debido a las dificultades inherentes a encontrar un punto focal en torno al cual coordinarse, y como resultado de los menores incentivos que la colusión reviste para las empresas de bajo coste.

Finalmente, el informe de la OCDE (2017) analiza las implicaciones para las políticas de estos potenciales retos que los algoritmos plantean a los análisis convencionales de la colusión. A tal fin, la OCDE cita la clásica distinción entre colusión tácita y explícita. Si los algoritmos amplifican conductas que ya se encuentran tipificadas en el marco legal vigente (por ejemplo, acuerdos de colusión explícita), la discusión resulta relativamente sencilla, pues los algoritmos deberían analizarse junto con la infracción principal que están ayudando a reforzar. Aunque detectar la existencia de una infracción y probarla podría ser complejo debido a la presencia de un algoritmo, los órganos de la competencia pueden aplicar las reglas existentes sobre acuerdos anticompetitivos y conductas concertadas y facilitadoras, que les ofrecen un marco de referencia para evaluar los algoritmos, bien en sí mismos, bien como prácticas accesorias a la infracción principal.

No obstante, los algoritmos podrían, hasta cierto punto, crear nuevos riesgos relacionados con conductas no tipificadas en las leyes antimonopolio vigentes. Esta es la cuestión de los algoritmos que alcanzan un equilibrio tácitamente colusivo sin necesidad de contacto alguno entre los competidores ni de llevar a cabo ninguna conducta facilitadora. Confrontada con este reto, la OCDE plantea la cuestión de si la noción de acuerdo no debería replantearse. Es probable que una definición de acuerdo más clara no solo pudiera reducir la incertidumbre, al ayudar a las empresas a comprender qué conductas son ilegales y cuáles son aceptables, sino también disipar potencial-

mente algunas de las inquietudes relacionadas con la colusión algorítmica. Por el momento, la OCDE sugiere que algunas autoridades de la competencia podrían tener la posibilidad de aplicar figuras legales como la relativa a «falseamiento de la libre competencia por actos desleales», que proporcionan más flexibilidad.

Además, la OCDE sugiere posibles enfoques alternativos para evaluar la colusión algorítmica: estudios e investigaciones de mercado en los que apoyar posibles intervenciones regulatorias, o el control de fusiones *ex ante*. Finalmente, dado que los algoritmos pueden provocar otros múltiples fallos de mercado (por ejemplo: asimetrías de información resultantes de la falta de transparencia algorítmica, barreras de entrada impulsadas por los datos, efectos colaterales asociados a la información y el conocimiento), se está aludiendo cada vez más a la necesidad de una reforma regulatoria en la economía digital. El informe de la OCDE menciona algunos enfoques regulatorios que podrían ser tenidos en cuenta en el futuro en respuesta a la colusión algorítmica, como la regulación de los precios, políticas para hacer inestable la colusión tácita, y reglas sobre el diseño de algoritmos. No obstante, dada la naturaleza multidimensional de los algoritmos, los enfoques de política deberían desarrollarse en cooperación con los órganos de defensa de la competencia, las autoridades de protección de los consumidores, las agencias de protección de datos, los reguladores sectoriales relevantes y las organizaciones de ciencias computacionales con conocimientos de *deep learning.* Tanto la ausencia de intervención como el exceso de regulación podrían plantear serios costes a la sociedad, por lo que las acciones que se adopten deberán someterse a una evaluación en profundidad.

Una cuestión final que se ha planteado en relación con la colusión algorítmica es la responsabilidad antimonopolio. La comisaria de la Competencia de la UE ha dejado meridianamente claro que «las empresas no pueden eludir su responsabilidad por prácticas colusivas parapetándose tras un programa de ordenador» (28). Advirtió, además, de que «el cumplimiento del marco normativo —entre otros, el régimen sobre competencia— debería ser incluido por defecto en el diseño de los algoritmos, de modo que, aun si no conocemos a ciencia cierta cómo toman sus decisiones los algoritmos, podamos tener la seguridad de que actuarán como ciudadanos responsables» (29).

V. ABUSO DE POSICIÓN DOMINANTE

En esta sección se abordan los potenciales abusos específicos en que se puede incurrir en relación con el *big data*, y se analizan dos casos. Las grandes empresas tecnológicas están en el punto de mira de las autoridades de la competencia, si bien las teorías del daño basadas estrictamente en el *big data* aún se encuentran en una fase incipiente. Describimos sucintamente dos casos que han tenido cierta relevancia en la discusión acerca del *big data*: Google y Facebook.

1. Discriminación basada en el comportamiento y precios personalizados

Una posible teoría unilateral del daño barajada desde que las empresas han empezado a utilizar cada vez más algoritmos en sus decisiones de precios es la discriminación basada en el comportamiento y los precios personalizados.

La discriminación de precios por el productor consiste en vender dos unidades del mismo bien a precios diferentes, bien sea al mismo consumidor o a consumidores distintos. Para que la discriminación de precios sea posible, deben concurrir dos circunstancias fundamentales: las empresas deben ser capaces de segmentar a los consumidores (30) y no debe haber posibilidad de arbitraje.

El artículo 102 (c) del Tratado de Funcionamiento de la Unión Europea (TFUE) (31) cita entre las conductas abusivas el que una empresa dominante aplique «a terceros contratantes condiciones desiguales para prestaciones equivalentes, que ocasionen a éstos una desventaja competitiva». No obstante, la Orientación 102 de la Comisión (32) no concreta la manera de evaluar cuándo estamos ante un caso de discriminación de precios.

La teoría económica ha revelado que la discriminación de precios entraña efectos ambiguos sobre el bienestar. La discriminación permite a las empresas reducir los precios a algunos segmentos de consumidores que de otro modo no habrían adquirido el bien. En principio, si la cantidad producida no aumenta, la discriminación de precios reduce el bienestar total del consumidor. Pero si la cantidad producida aumenta, el bienestar del consumidor podría incrementar con la discriminación.

Ezrachi y Stucke (2016) proponen una posible teoría del daño en torno a la discrimina-

ción de precios basada en el uso de precios algorítmicos (véase también Rubinfeld y Gal, 2016). Exploran cómo la personalización de nuestro entorno *online* a través de las búsquedas, las compras previas o el envío de correo electrónico afecta a la dinámica de la competencia y al bienestar del consumidor. Reconocen que la publicidad basada en el comportamiento previo, la oferta personalizada de productos y los precios segmentados pueden ayudar a reducir los costes de búsqueda de los consumidores y ahorrarles tiempo. Pero los autores observan que la discriminación basada en el comportamiento también puede reducir su bienestar, ya que la «individualización» no se detiene en las promociones, sino que afecta además a las decisiones de precios, de modo que los más vulnerables acaban pagando más. Según Ezrachi y Stucke (2016), los precios personalizados son posibles debido a las asimetrías informativas que existen entre la empresa discriminante y sus clientes, pero también entre la empresa y sus competidores.

En un informe encargado por el Centre on Regulation in Europe, Bourreau *et al.* (2017), reconociendo efectos ambiguos de la discriminación de precios en el bienestar del consumidor, no encuentran un argumento suficiente para prohibir los precios personalizados *per se*. Ahora bien, una preocupación podría ser que la discriminación de precios se utilizase como instrumento de monopolización, por ejemplo, si una empresa incumbente establece unos precios muy bajos o descuentos por fidelización en un determinado mercado e impiden con ello la entrada a dicho mercado o a un segmento de consumidores. Esta preocupación podría agravarse si la posibilidad de discriminar precios depende de disponer de datos detallados sobre los consumidores y si las empresas incumbentes gozan de acceso exclusivo a dichos datos. Su principal recomendación a las autoridades de políticas sería que las estrategias de precios personalizados, cuando existan, deberían ser transparentes para asegurar la confianza de los consumidores en los mercados *online*. Esto también requiere una aplicación efectiva de la protección de los consumidores, por ejemplo con la monitorización de los precios *online* por las agencias de protección del consumidor en caso de quejas.

2. Conducta excluyente abusiva: Google Shopping (33)

Según la nota de prensa difundida por la Comisión Europea, Google incurrió en abuso de poder dominante en el mercado de motores de búsqueda al conceder una ventaja ilegal a otro producto suyo, el servicio de compras comparativas. La sanción impuesta por infringir las normas antimonopolio de la UE asciende a 2.420 millones de euros. Este caso ha generado amplias discusiones dentro de la comunidad de expertos sobre competencia. Queda fuera de este trabajo entrar a comentar este debate general, así que nos centramos en los elementos incluidos en la Decisión de la Comisión que podrían arrojar luz sobre la capacidad de los datos para conceder poder de mercado a una empresa.

Los hechos del caso se describen en varios documentos (34) de la Comisión. El producto estrella de Google es su motor de búsqueda, que proporciona resultados en las búsquedas que realizan los consumidores. En 2004, Google entró en un mercado distinto, el de las ventas comparativas en Europa. Para ser competitivos, los servicios de ventas comparativas dependen, en gran medida, del tráfico de visitantes, y el motor de búsqueda de Google es una fuente importante de dicho tráfico.

La Decisión de la Comisión concluyó que Google tenía una posición dominante en los mercados nacionales de búsqueda general en Internet en todos los países del Espacio Económico Europeo, basando dicha conclusión en unas cuotas de mercado muy altas y en la existencia de elevadas barreras a la entrada, debidas en parte a los efectos de red. Además, la Comisión afirmó que Google había incurrido en abuso de su posición dominante en los mercados de búsqueda general al otorgar una ventaja ilegal a otro producto de la compañía en un mercado distinto, el de compras comparativas. Ello se materializó de dos modos:

- posicionando y visualizando sistemáticamente de manera más favorable su propio servicio de ventas comparativas, y
- restando visibilidad a los servicios de ventas comparativas rivales en la clasificación de los resultados de las búsquedas.

La Comisión determinó que la conducta de Google tenía efectos potenciales contrarios a la competencia. En primer lugar, tiene el potencial de excluir del mercado a los servicios de compras comparativas competidores, lo que puede dar lugar a comisiones más elevadas para los comerciantes, unos precios más elevados para los consumidores y menos innovación. En segundo

lugar, la conducta de Google podría reducir la capacidad de los consumidores para acceder a los servicios de compras comparativas más pertinentes.

La parte sustancial de la Decisión centrada en los datos está relacionada con las barreras de entrada que pueden contribuir a sustentar la posición de poder dominante de Google. A los efectos del análisis del presente artículo, nos limitamos a señalar las barreras a la entrada que la Comisión identificó en su investigación.

El párrafo 287 de la Decisión de la Comisión expone que «debido a que un servicio de búsqueda general utiliza datos de búsquedas para refinar la relevancia de sus páginas de resultados de búsqueda general, necesita recibir un determinado volumen de consultas para competir viablemente. Cuanto mayor sea el número de consultas que reciba un servicio de búsqueda general, antes será capaz de detectar un cambio en los patrones de comportamiento de los usuarios y actualizar y mejorar su relevancia».

Si bien en un párrafo posterior (289) la Comisión reconoce que pueden existir rendimientos decrecientes con la escala en términos de mejoras de la relevancia una vez sobrepasado un determinado umbral de consultas recibidas por un servicio de búsqueda general, no se pone en cuestión la relevancia de la escala, ya que un servicio de búsqueda general debe recibir un volumen de consultas mínimo para poder competir viablemente. Por tanto, la Comisión consideró que los datos en sí mismos pueden ser considerados una barrera de entrada, especialmente teniendo en cuenta las características de «volumen».

En párrafos posteriores se refiere a las barreras de entrada creadas por los efectos de retroalimentación positiva a ambos lados de la plataforma de dos lados formada por los servicios de búsqueda general y la publicidad en búsquedas *online*. En lo que respecta a la publicidad en búsquedas *online*, cuanto mayor sea el número de usuarios de un servicio de búsqueda general, mayores probabilidades habrá de que un determinado anuncio basado en las palabras de búsqueda se empareje con un usuario y se convierta en una venta. Esto, a su vez, eleva el precio que un motor de búsqueda general puede cobrar a los anunciantes en caso de recibir un clic en los anuncios como resultado de la búsqueda (35).

Por lo que respecta a los efectos de retroalimentación positiva en el lado de la búsqueda general de la plataforma, la Comisión cree que se derivan tanto de los efectos directos como indirectos de red. Los efectos directos surgen por el hecho de que una minoría sustancial de usuarios de un motor de búsqueda general obtiene un beneficio de dichos anuncios (36). Los efectos indirectos de red surgen por el vínculo entre el atractivo que reviste el lado de la plataforma de la publicidad asociada a búsquedas *online* y los ingresos de la plataforma. Cuanto mayor sea el número de anunciantes que utilicen un servicio de publicidad en búsquedas *online*, mayores serán los ingresos de la plataforma para el motor de búsqueda general; ingresos que pueden reinvertirse en el mantenimiento y la mejora del servicio de búsqueda general para atraer a más usuarios (37).

Las discusiones en torno a los efectos de red y las barreras de entrada en la Decisión de la Comisión se utilizaron para constatar la existencia de posición dominante. Google Shopping no es un caso basado fundamentalmente en una teoría del daño por *big data*. El trabajo de Fumagalli, Motta y Calgano (2018), pese a redactarse antes de que la Decisión se hiciera pública, expone teorías del daño claramente posibles, ratificadas posteriormente por la Decisión. Explican cómo Google, en la medida en que tiene una posición de poder dominante en el mercado aguas arriba de los servicios de búsqueda (mercado *input*), podría ejecutar estrategias de exclusión de los servicios de compras comparativas competidores al negarles acceso a dicho *input*. Pese a que, en este caso, el *input* no fueran los datos. Todavía no se ha iniciado ningún expediente de competencia basado fundamentalmente en una teoría del daño por exclusión del acceso a *big data*.

3. Conducta explotadora abusiva: Facebook (38)

Mientras que la apertura de expediente a Google por la Comisión Europea pivotó alrededor de una conducta excluyente abusiva del mercado, otra investigación interesante, en esta ocasión conducida por la autoridad de la competencia de Alemania, tiene que ver con Facebook y una posible conducta explotadora abusiva. Al tiempo de escribir este artículo, el asunto sigue pendiente de resolución, pero en diciembre de 2017 la autoridad de la competencia de Alemania envió a Facebook su evaluación preliminar. La información incluida en esta sección se basa en lo publicado en notas de prensa.

La autoridad asume que Facebook tiene una posición de poder dominante en el mercado alemán de redes sociales, y considera que Facebook está incurriendo en abuso de dicha posición al condicionar el uso de su red social a que el cliente le autorice a recabar cantidades ilimitadas de toda clase de datos generados al utilizar sitios web de terceros y fusionarlos con su perfil de usuario en Facebook. Estos sitios web de terceros incluyen, en primer lugar, servicios propiedad de Facebook, como WhatsApp o Instagram y, en segundo lugar, sitios y *apps* de otros operadores en los que Facebook figura embebida como aplicación.

La preocupación de la autoridad es que los usuarios no puedan cambiarse a otra red social y que su participación en la red de Facebook se condicione a darse de alta y otorgar un consentimiento sin restricciones a los términos y condiciones de servicio de la plataforma. Según la evaluación preliminar de la autoridad, los términos y condiciones de servicio de Facebook violan disposiciones sobre protección de datos en detrimento de sus usuarios, ya que no puede presuponerse que éstos consientan efectivamente esta forma de recogida y procesamiento de sus datos. El enfoque de la investigación recae en la recogida de datos desde sitios web de terceros, no desde la propia página de la red social. La autoridad alemana expone que los usuarios no pueden prever que los datos generados cuando están utilizando servicios distintos de Facebook se agreguen hasta este punto a su cuenta de Facebook, y están cooperando estrechamente con las autoridades de protección de datos en lo que se refiere a los aspectos sobre protección de datos del caso.

Se trata de la primera vez que una autoridad de la competencia inicia un expediente por posible abuso de posición dominante motivada por una infracción de las normas de protección de datos. Según Andreas Mundt, presidente de la autoridad alemana, «dada la calificación de los datos como la nueva moneda de la era digital, su relevancia para las leyes de la competencia es evidente» (39). La autoridad de la competencia alemana está analizando el presunto abuso de posición dominante de Facebook en el mercado de redes sociales desde un prisma de precios excesivos. Representantes de la autoridad alemana (40) apuntan a un posible «procesamiento excesivo de datos», ya que los usuarios de Facebook deben aceptar un elevado procesamiento de sus datos como condición previa para utilizar Facebook, lo que conduce a que paguen con sus datos.

Un representante de la autoridad alemana señaló que unas condiciones comerciales explotadoras pueden constituir un abuso con arreglo a la ley alemana, y una referencia de dicha «explotación» puede ser la vulneración de los principios de protección de datos, cuando no exista consentimiento libremente otorgado. La autoridad alemana es consciente de que una red social necesita un diseño de producto eficiente basado en datos para prosperar, y que los usuarios probablemente dan por hecho cierto grado de procesamiento de sus datos a cambio de poder usar el servicio de forma gratuita.

Este caso resulta complejo por varios motivos. Primero, definir un mercado de datos a fin de determinar la posición de poder dominante requiere un entendimiento completo de un producto sin precedentes y con múltiples dimensiones. Graef (2015) explica que, según las normas del marco de competencia vigente, una definición de mercado correcta exige que existan demanda y oferta para el producto o el servicio en cuestión. Continúa diciendo que el mercado de servicios *online* relevante (como los motores de búsqueda, las redes sociales y las plataformas de comercio electrónico) no puede tomar como objeto los datos al no haber una transacción económica entre los respectivos proveedores y usuarios de los datos, y al no vender los proveedores de dichas plataformas los datos a terceros ni comerciar con ellos.

Segundo, establecer un abuso de explotación ya es difícil cuando el principal parámetro es el precio, con lo que encontrar un referente para el «procesamiento excesivo de datos» debería basarse en argumentos legalmente sólidos y no debería socavar el modelo de negocio de plataformas como Facebook que crecen y crean valor para los consumidores precisamente con el uso de *big data*.

Los abusos de explotación no son frecuentes y resultan difíciles de argumentar, sobre todo por la dificultad que entraña encontrar un referente razonable. Las orientaciones de la Comisión sobre la aplicación del artículo 102 del TFUE (41) no dan ejemplos de conductas explotadoras abusivas, aunque el propio artículo 102 alude a dichas prácticas con la mención de «aplicación de condiciones desiguales». Casos anteriores de conductas explotadoras abusivas se refirieron al cobro de precios excesivos, frecuentemente en el contexto de las compañías farmacéuticas. La figura de los precios excesivos

no se ha aplicado hasta ahora en el contexto de un abuso de las leyes antimonopolio en la economía digital.

Finalmente, apelar a un abuso de la privacidad como base para una infracción de la ley de competencia tampoco tiene precedentes. En la sección sexta analizamos brevemente algunos casos de concentraciones en los que la Comisión Europea aludió a la cuestión de la privacidad como posible parámetro de competencia distinto del precio.

VI. CONCENTRACIONES

Aunque la reciente ola de fusiones motivadas por los datos evidencia el valor que las empresas otorgan a este activo, la Comisión Europea no ha intervenido hasta ahora de manera significativa en transacciones sobre *big data*. No obstante, el análisis de estos casos puede arrojar conclusiones interesantes.

The Economist elaboró una lista de operaciones completadas en los últimos cinco años en las que intervinieron datos, y las cifras impresionan. Las dos de mayor envergadura son las referidas a Facebook/WhatsApp y Microsoft/LinkedIn. A continuación describimos brevemente la evaluación que la Comisión Europea hizo de estas dos concentraciones.

Selección de operaciones en las que intervienen datos

	Empresa objetivo *(Fecha)*	**Valor de la operación, miles mn $**	**Actividad**
	Instagram *(2012)*	1,0	***Compartición de fotos***
	WhatsApp *(2014)*	22,0	***Mensajes texto/fotos***
Alphabet	Waze *(2013)*	1,2	***Mapas y navegación***
IBM	The Weather Company *(2015)*	2,0	***Meteorología***
	Truven Health Analytics *(2016)*	2,6	***Salud***
intel	Mobileye *(2017)*	15,3	***Coches sin conductor***
Microsoft	SwiftKey *(2016)*	0,25	***Teclado/inteligencia artificial***
	LinkedIn *(2016)*	26,2	***Red de contactos profesionales***
ORACLE	BlueKai *(2014)*	0,4	***Plataforma de datos en la nube***
	Datalogix *(2014)*	1,0	***Marketing***

Fuente: The Economist, 6 de mayo de 2017, *Briefing — The Data Economy.*

En 2017, las empresas invirtieron unos 22.000 millones de dólares en fusiones y adquisiciones relacionadas con inteligencia artificial, unas 26 veces más que en 2015 (42).

Pese al significativo valor de estas transacciones, algunas concernieron a empresas que no poseían un volumen de ventas importante, debido a su corto historial de vida. Sin embargo, poseían otros activos, como datos o ideas, que las hacen muy codiciadas por otros grandes nombres de la tecnología. Por esta razón, podría ocurrir que los umbrales actuales de notificación de la operación, basados principalmente en los ingresos, no se alcancen y que, por tanto, las autoridades de la competencia no investiguen dichas transacciones. Así sucedió en la muy reciente oferta de adquisición de Shazam por Apple, que no

alcanzó el umbral a nivel de la UE. No obstante, la transacción terminó siendo objeto de análisis por la Comisión Europea a instancias de varias autoridades de la competencia, como se explicará al final de esta sección (43).

Confrontadas con este problema, varias autoridades nacionales de la competencia en Europa, como las de Alemania y Austria (44), han introducido el valor de la transacción entre los criterios para notificar una fusión, de modo que las adquisiciones de empresas relativamente pequeñas, pero altamente valoradas por el mercado, caen también dentro de su alcance. Incluir el valor de la transacción, en lugar de reducir el umbral de ingresos, podría servir para incluir dentro del filtro a las fusiones relevantes sin aumentar al mismo tiempo la carga de las autoridades de la competencia respecto de muchas transacciones que involucren a empresas pequeñas.

La adquisición de empresas pequeñas pero valiosas plantea una cuestión más fundamental: ¿debería considerarse la adquisición de *start-ups* una estrategia de crecimiento legítima? Y, desde el punto de vista de la empresa adquirida, ¿sería la adquisición una estrategia de salida empresarial legítima para la *start-up*? Las ideas, tanto en forma de innovación como de recogida de datos, pueden adquirirse bien mediante opas, bien mediante su desarrollo interno. Las adquisiciones proporcionan un producto ya terminado, mientras que la innovación tiene una gran probabilidad de fracasar, lo que, lógicamente, tiene un precio.

Los órganos de defensa de la competencia tienen temores justificados a que la adquisición de ideas pueda provocar el cierre anticompetitivo del mercado, lo que podría ir en perjuicio de los consumidores.

No obstante, las sinergias en esta clase de transacciones también pueden crear valor para los consumidores. Este *trade-off* entre concentración del mercado y competencia no es nuevo, y ha sido objeto de debate en varias operaciones de concentración centradas en la innovación. La discusión refleja el clásico debate entre Schumpeter y Arrow (veáse, por ejemplo, Shapiro, 2016), dos académicos con tesis enfrentadas que sostienen que el poder de mercado aumenta la innovación, en el caso del primero, y que la competencia genera incentivos para ser mejor que los rivales, en el del segundo. En dicho marco teórico, puede establecerse un paralelismo entre la adquisición de innovación y la adquisición de datos. Pero no resulta fácil una evaluación con proyección de futuro dado lo incierto del entorno.

Concluimos esta sección describiendo brevemente dos concentraciones investigadas por la Comisión Europea en las que los datos jugaron cierto papel. Aunque todas las empresas involucradas en estas transacciones eran de alta tecnología y dependían en gran medida del *big data*, la Comisión no opuso reservas significativas relacionadas con los datos. En el momento de redactar este artículo, la Comisión ha anunciado que va a abrir una investigación en profundidad sobre la adquisición de Shazam por Apple, dos actores significativos y muy conocidos del sector de la música digital presentes en áreas complementarias de negocio: el servicio de *streaming* de música (en el caso de Apple Music, número dos de Europa) y una *app* de reconocimiento de canciones para dispositivos móviles (donde Shazam es el líder del mercado). En estos momentos, a la Comisión le preocupa que, con la adquisición de Shazam, Apple pudiera obtener acceso a datos comercialmente sensibles sobre clientes de sus competidores de servicios de *streaming* de música en el Espacio Económico Europeo (EEE), y que ello permitiese a Apple contactar directamente con dichos clientes y animarles a pasarse a Apple Music. Como resultado, los servicios competidores de *streaming* quedarían en una situación de desventaja competitiva. Además, aunque en estos momentos la Comisión no considera a Shazam un punto de entrada clave para los servicios de *streaming* de música, también investigará si los competidores de Apple Music se verían perjudicados en caso de que, tras la operación, Apple dejase de proporcionar referencias desde la *app* de Shazam hacia ellos (45). Aún no está claro si, en esta ocasión, la Comisión dará un paso más allá en la evaluación de los mercados impulsados por datos.

1. Facebook/WhatsApp (46)

En 2014, la Comisión Europea aprobó la adquisición de WhatsApp por Facebook. Ambas compañías ofrecen aplicaciones para smartphones que permiten a los consumidores comunicarse mediante mensajes de texto, fotos, voz y vídeo. La Comisión consideró que Facebook Messenger y WhatsApp no eran competidores cercanos y que, tras la operación, los consumidores seguirían gozando de una amplia gama de *apps* de comunicaciones alternativas.

La Comisión enfocó su investigación en tres áreas: i) servicios

de comunicaciones para consumidores; ii) servicios de redes sociales; y iii) servicios de publicidad *online*.

Por lo que respecta a los servicios de comunicaciones para consumidores, la Comisión centró su evaluación en las *apps* para smartphones, ya que WhatsApp no está disponible en otros dispositivos. La Comisión concluyó que Facebook Messenger y WhatsApp no eran competidores cercanos. En el caso de WhatsApp, el acceso al servicio se presta a través de un número de teléfono, mientras que en el caso de Facebook Messenger, es preciso tener un perfil abierto en Facebook. Además, este es un mercado muy dinámico con varias *apps* competidoras, como Line, Viber, iMessage, Telegram, WeChat y Google Hangouts. Aunque la Comisión consideró que el mercado de *apps* de comunicaciones para consumidores se caracteriza por la presencia de efectos de red, reconoció que una serie de factores servían para mitigar dichos efectos en este caso particular. Ciertamente, la Comisión constató que el mercado de *apps* de comunicaciones para consumidores está creciendo a gran velocidad y que está sujeto a ciclos de innovación rápidos que dan lugar a una rotación frecuente de las posiciones de los operadores. Además, lanzar una nueva *app* es bastante sencillo y no requiere de significativo tiempo e inversión. Por último, los clientes pueden utilizar múltiples *apps* al mismo tiempo y cambiar fácilmente de una a otra.

En lo que respecta a los servicios de redes sociales, la Comisión también apreció que las partes eran, de serlo, competidores distantes.

Finalmente, aun cuando WhatsApp no está presente en la publicidad *online*, la Comisión examinó si la operación podría reforzar la posición de Facebook en ese mercado y obstaculizar la competencia. En concreto, la Comisión examinó la posibilidad de que Facebook pudiera (i) introducir publicidad en WhatsApp, y/o (ii) utilizar WhatsApp como fuente potencial de datos de usuarios para mejorar la focalización de sus anuncios en Facebook. La Comisión concluyó que una gran cantidad de datos sobre usuarios de Internet, valiosos con fines publicitarios, no está bajo el control exclusivo de Facebook, por lo que la concentración no tendrá un impacto negativo en el mercado para las empresas anunciantes.

En el contexto de esta investigación, la Comisión analizó los potenciales problemas de concentración de datos solo en la medida en que pudieran suponer un problema para la competencia en el mercado de la publicidad *online*. El párrafo 164 de la Decisión reza: «Cualquier problema relacionado con la privacidad resultante de un aumento en la concentración de datos bajo control de Facebook como resultado de la transacción no cae dentro del alcance de las normas sobre competencia de la UE, sino dentro del de las normas sobre protección de datos de la UE».

Sin embargo, varias voces, entre otras la de Stucke y Grunes (2016), recalcan que la privacidad es un factor importante de la competencia distinto del precio. Ya hemos visto cómo, en el caso de Facebook, la autoridad alemana de la competencia se inclinó por subsumir las conductas de abuso de posición dominante relacionadas con la privacidad dentro del ámbito de las leyes sobre competencia.

Los dos autores opinan que la Comisión se equivocó al considerar que el hecho de que una empresa controlase tal cantidad de datos tenía ramificaciones estrictamente para la privacidad, y no para la competencia. Explican la diferencia entre los dos modelos de negocio de Facebook y WhatSapp desde la perspectiva de un intercambio entre precio/privacidad: así, WhatSapp cobraba a los usuarios una tasa simbólica por el servicio y prometía no recoger ningún dato; en cambio, Facebook presta el servicio gratis pero recoge datos de los consumidores, cobrando a los anunciantes por ayudarles a focalizar sus anuncios.

La Comisión dio vía libre a la concentración bajo la hipótesis de que Facebook sería incapaz de establecer un vínculo automático fiable entre cuentas de usuarios de Facebook por un lado y de WhatsApp por otro. Sin embargo, pocos años después, la Comisión estimó lo contrario y sancionó a Facebook por considerar que proporcionó información incorrecta o engañosa (47).

2. Microsoft/LinkedIn (48)

En 2016, la Comisión Europea aprobó la adquisición de LinkedIn por Microsoft, condicionándola a ciertos compromisos orientados a preservar la competencia en el sector de las redes sociales profesionales en Europa. Microsoft y LinkedIn operan principalmente en áreas de negocio complementarias, exceptuando una pequeña coincidencia en publicidad *online*.

Microsoft desarrolla, licencia y ofrece soporte para productos de

software, servicios y dispositivos. Microsoft también presta otras soluciones de *software,* incluido *CRM* (en inglés *Customer Relationship Management,* o gestión de las relaciones con clientes) (comercializado con la marca «Dynamics»), un tipo de *software* utilizado por empresas para gestionar sus ventas, *marketing* y actividades de atención a clientes.

LinkedIn opera el servicio de red social de Internet centrado en facilitar contactos profesionales. El servicio de red social profesional se ofrece en tres modalidades: gratuita, suscripción básica y suscripción prémium. Como parte de esta última, LinkedIn ofrece «Sales Navigator», una solución de inteligencia de ventas para empresas. Este producto otorga acceso a un subsegmento de toda la base de datos de LinkedIn que puede adquirirse por las empresas que también adquieran soluciones de *CRM*.

La Comisión evaluó los efectos tanto horizontales como no horizontales derivados de la transacción, constatando posibles efectos horizontales en relación con los servicios de publicidad *online*. No obstante, dada su muy limitada cuota de mercado conjunta tras la concentración en el EEE, así como lo atomizado del mercado, la Comisión descartó cualquier problema para la competencia en esta área.

En cuanto a esta teoría del daño horizontal, la Comisión también analizó la concentración de datos sobre los usuarios de las dos partes (consistentes en información personal, como información sobre el puesto de trabajo actual, la trayectoria laboral y conexiones profesionales, y/o correo electrónico u otros contactos, pauta de búsquedas, etc.) que podían utilizarse con fines publicitarios, sin encontrar tampoco motivos de preocupación a este respecto, debido a lo siguiente: i) la combinación de datos estaba sujeta a las reglas sobre Protección de Datos; ii) con carácter general, Microsoft y LinkedIn no ponen a disposición de terceros sus datos con fines publicitarios; iii) la combinación de sus respectivas bases de datos no parece resultar en una elevación de las barreras de entrada/expansión para otros actores en este sector, ya que seguirá habiendo una gran cantidad de datos de usuarios de Internet que tendrán valor para fines publicitarios y que no estarán bajo el control exclusivo de Microsoft; y iv) las partes intervinientes son actores secundarios del mercado de publicidad *online* que compiten entre sí solo en un grado limitado. La comisaria europea de la Competencia, M. Vestager, declaró en relación con la aprobación de la fusión: «Tuvimos que examinar cuál era exactamente la información que entrañaban los datos, y cómo afectaría realmente a la competencia. A fin de cuentas, controlar una gran cantidad de datos no plantea un problema tan grave, siempre y cuando otros puedan acceder fácilmente a la misma información, ya sea a partir de sus propios clientes o sencillamente adquiriéndola en el mercado. Y eso es justo lo que vimos en el asunto de Microsoft y LinkedIn: que incluso tras la concentración, otras compañías tendrían acceso a datos comparables o incluso mejores que LinkedIn».

La teoría del daño no horizontal en este asunto se centró en el mercado de servicios de red social profesional y el mercado de soluciones de *software CRM.* En lo que al segundo se refiere, la Comisión no encontró motivos de inquietud significativos.

En el caso de los servicios de red social profesional, a la Comisión le preocupaba que Microsoft preinstalase LinkedIn en todas las máquinas Windows, integrase LinkedIn en Microsoft Office y combinase las bases de datos de usuarios de LinkedIn y Microsoft. Además, en la medida en que éstos efectos excluyentes pudieran conducir a la marginalización de un competidor ya existente que ofreciera un mayor grado de protección de la privacidad de los usuarios que LinkedIn (o hacer más difícil la entrada de tal competidor), la Comisión consideró que la transacción también restringiría la oferta para el consumidor en este importante parámetro de la competencia al elegir entre una red social profesional u otra. Aun cuando la opinión de la Comisión en este caso fue que las preocupaciones relacionadas con la privacidad excedían del alcance de las leyes de la competencia de la UE, consideró que podían ser tenidas en cuenta en la evaluación competitiva en la medida en que los consumidores la considerasen un factor significativo de calidad, y las partes intervinientes compitiesen entre sí en este factor (49). De hecho, la investigación de la Comisión reveló que, actualmente, en Alemania y Austria, Xing parece ofrecer una mayor protección de la privacidad que LinkedIn (50).

Microsoft se comprometió a lo siguiente para despejar los recelos sobre la competencia identificados por la Comisión en esta área (51):

- Garantizar que los fabricantes y distribuidores de PC fueran libres de no instalar LinkedIn en Windows y permitir a los usuarios desinstalar LinkedIn de Windows si los fabricantes y distribuidores de PC deciden preinstalarlo.

– Permitir a otros proveedores de redes sociales profesionales mantener niveles actuales de interoperabilidad con la gama Office de Microsoft a través del programa Add-in Office y de interfaces de programación de aplicaciones Office.

– Conceder a otros proveedores de redes sociales profesionales acceso a «Microsoft Graph», una pasarela para desarrolladores de *software*. Se utiliza para diseñar aplicaciones y servicios que permiten, previo consentimiento del usuario, acceder a datos almacenados en la nube de Microsoft, como información de contacto, calendario, correo electrónico, etc. Los desarrolladores de *software* tienen la capacidad de utilizar potencialmente estos datos para dirigir a los suscriptores y el uso hacia sus redes sociales profesionales.

VII. CONCLUSIONES

En este artículo se han tratado los problemas que el *big data* plantea para la política de la competencia. Una revisión de la literatura económica, de los trabajos sobre políticas y de las concentraciones investigadas por su impacto en la competencia revelaron posturas divergentes acerca del papel y los efectos que el *big data* y el aprendizaje automático tienen sobre los consumidores y la sociedad en general.

Hemos analizado algunas de las cuestiones relevantes de este debate. Creemos que, en estos momentos, hay consenso en que los datos constituyen un activo valioso. Pero cuantificar dicho valor depende mucho de la situación del mercado. En consecuencia, no es fácil determinar hasta qué punto la acumulación de *big data* crea barreras de entrada y otorga poder de mercado.

Además, los partidarios de la competencia han formulado varias teorías del daño en relación con el desarrollo del *big data*. Los precios personalizados y la colusión algorítmica son dos figuras frecuentemente mencionadas. En cuanto a la primera, presupone que los datos y los algoritmos podrían conducir a una situación de discriminación de precios perfecta en la que la disposición a pagar de los consumidores quede completamente revelada. La teoría de la colusión algorítmica se basa en la hipótesis de que los algoritmos aumentan la transparencia del mercado y hacen mucho más fácil la coordinación tácita entre empresas competidoras de lo que lo era en las industrias tradicionales.

Los órganos de defensa de la competencia están dedicando recursos a comprender estas teorías del daño y, más en general, a evaluar si la tendencia de la economía hacia la digitalización requiere actualizar la forma de desempeñar su cometido. Este artículo ha descrito algunas decisiones recientes adoptadas por la Comisión Europea en las que los datos jugaron cierto papel, aunque sea limitado. Por último, la política de la competencia no es el único campo en el que el *big data* y los algoritmos han generado inquietud. Expertos en las áreas de la protección de los consumidores, la privacidad o la ética están también vigilantes y participando activamente en el debate sobre los pros y los contras de la digitalización.

NOTAS

(*) Las opiniones expresadas en el presente artículo son exclusivamente de la autora y no representan en ningún caso la posición oficial de la Comisión Europea.

(1) Una discusión más exhaustiva en torno al aprendizaje automático puede encontrarse en otro artículo de este número (Hansen, 2018).

(2) *The Economist,* 6 de mayo de 2017.

(3) Véase OCDE (2017).

(4) Como, por ejemplo, en el caso de las evaluaciones y opiniones.

(5) Uno de los ejemplos mencionados es el de Pendleton & Son, una pequeña carnicería local de Londres que, enfrentada a la comp 38(4): 473-506, etencia de una cadena de supermercados, no podía seguir compitiendo en precio. Así que decidió utilizar los datos para mejorar la calidad de su producto y servicio. Con la instalación de sensores, la empresa obtuvo datos de cuántas personas pasaban por delante de su escaparate, cuántas se paraban a mirar y cuántas entraban en la tienda. Con la ayuda de esta información, la carnicería consiguió afinar el tiro y averiguó que un porcentaje significativo de personas que pasaban por la tienda lo hacían tras el turno de tarde, debido a otras actividades en la zona. Ajustando el horario de apertura y ofreciendo productos adaptados a esas personas (Google Trends fue útil para conseguir esta información) la carnicería optimizó su actividad y consiguió volver a ser rentable.

(6) Véase: https://ec.europa.eu/commission/commissioners/2014-2019/vestager/announcements/big-data-and-competition_en

(7) A los efectos de este artículo, los conceptos de «economía impulsada por datos» y «economía digital» son equivalentes, y hacen referencia tanto al *big data* como a la tecnología y la inteligencia necesarias para su procesamiento.

(8) Véase, por ejemplo: Stucke y Grunes (2016) o Marr (2014) disponible en: https://www.linkedin.com/pulse/20140306073407-64875646-big-data-the-5-vs-everyone-must-know/

(9) Por ejemplo, las tecnologías de geolocalización pueden recomendar restaurantes en tiempo real.

(10) Por ejemplo, los distribuidores minoristas crean perfiles individualizados de consumidor para ajustar mejor su oferta a la medida de cada cliente.

(11) En 2013, fecha de redacción del informe de la OCDE, los ejemplos de precios de los datos personales en EE.UU. iban desde los 0,50 dólares por una dirección postal hasta 2 dólares por una fecha de nacimiento, 8 dólares por un número de Seguridad Social, 3 dólares por un número de carnet de conducir y 35 dólares por un registro de antecedentes militares. Son solo estimacio-

nes, pero arrojan luz sobre los valores de mercado relativos de los distintos tipos de datos personales.

(12) Por ejemplo, la capitalización bursátil implícita por usuario de Facebook ha fluctuado entre los 40 dólares y los 300 dólares en distintos momentos del tiempo entre 2006 y 2012.

(13) Según el informe de la OCDE, por ejemplo, Facebook y Experian, dos empresas cuyos modelos de negocio se basan en los datos personales, obtienen unas ventas anuales por registro/usuario de alrededor de 4-7 dólares al año.

(14) Un ejemplo es el fallo de seguridad de PlayStation Network y Sony Online Entertainment de Sony en 2011, que provocó que 103 millones de registros quedasen expuestos. Según ejecutivos de Sony, esta vulneración de seguridad de los datos costará a la empresa al menos 171 millones de dólares (1,7 dólares por registro).

(15) Este efecto no es sorprendente. La rama de la economía del comportamiento a menudo se refiere a situaciones como estas con el término de «efecto anclaje» (*anchoring effect*).

(16) Experian, un *data broker*, ofrece un servicio de protección contra la suplantación de identidad llamado ProtectMyID por 155 dólares al año en Estados Unidos.

(17) Más adelante, en este artículo, se desarrolla más extensamente esta cuestión.

(18) Obsérvese que Marr (2016) sostiene lo contrario.

(19) Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/221141047_Recommending_new_movies_Even_a_few_ratings_are_more_valuable_than_metadata

(20) Véase *The Economist*, 6 de mayo de 2017.

(21) Véase: https://ec.europa.eu/commission/commissioners/2014-2019/vestager/announcements/making-data-work-us_en

(22) El discurso de Vestager cita un interesante caso antimonopolio en el que los datos fueron considerados únicos: «En 2014, la autoridad francesa de defensa de la competencia ordenó a GDF Suez, una empresa francesa distribuidora de energía, compartir con sus rivales un tipo de datos bastante tradicional —parte de su listado de clientes—. Dicho listado era especial porque concernía a las tarifas reguladas, que legalmente solo GDF Suez podría ofrecer. Y a la autoridad francesa de defensa de la competencia le preocupaba que GDF Suez pudiera haber hecho un uso indebido de dicha lista, que poseía gracias a su carácter de monopolio, para vender energía en la parte del mercado que estaba liberalizada».

(23) Su opinión a este respecto está en la línea de Rubinfeld y Gal (2016).

(24) Rubinfeld y Gal también han sugerido la compartición de datos como posible intervención regulatoria, y van incluso más lejos proponiendo un acuerdo del tipo FRAND parecido al de la teoría de licencias de patentes.

(25) Véase, por ejemplo, Shapiro (2016) para un análisis detallado del clásico debate Schumpeter-Arrow.

(26) Referencia para el Reglamento General de Protección de Datos, http://ec.europa.eu/information_society/newsroom/image/document/2016-51/wp242_en_40852.pdf

(27) En su libro aportan varias referencias de casos.

(28) https://ec.europa.eu/commission/commissioners/2014-2019/vestager/announcements/bundeskartellamt-18th-conference-competition-berlin-16-march-2017_en

(29) https://ec.europa.eu/commission/commissioners/2014-2019/vestager/announcements/helping-people-cope-technological-change_en

(30) Dependiendo de la información disponible por las empresas con fines de segmentación de los consumidores, la discriminación puede ser: de primer grado (perfecta), cuando la valoración de cada consumidor es conocida y la empresa les cobra a todos ellos un precio diferente (el máximo que cada uno está dispuesto a pagar); de segundo grado, cuando las empresas ofrecen distintos tratos y los consumidores se «autoseleccionan»; y de tercer grado, cuando las empresas cobran precios distintos a los consumidores que presentan características (observables) diferentes.

(31) Tratado de Funcionamiento de la Unión Europea.

(32) Comunicación de la Comisión: Orientaciones sobre las prioridades de control de la Comisión en su aplicación del artículo 82 del Tratado CE a la conducta excluyente abusiva de las empresas dominantes. OJ C 45, 24.2.2009, pág. 7-20.

(33) Véase la Decisión de la Comisión de 27.6.2017 en el asunto AT.39740 - Google Search (Shopping).

(34) Véase: http://ec.europa.eu/competition/elojade/isef/case_details.cfm?proc_code=1_39740

(35) Véase el párrafo 293 de la Decisión sobre Google.

(36) Véase el párrafo 295 de la Decisión sobre Google.

(37) Véase el párrafo 296 de la Decisión sobre Google.

(38) Véase el comunicado de prensa de la autoridad de defensa de la competencia de Alemania en: https://www.bundeskartellamt.de/SharedDocs/Meldung/EN/Pressemitteilungen/2017/19_12_2017_Facebook.html

(39) https://www.financialexpress.com/industry/technology/facebooks-new-nemesis-is-a-besuited-german-antitrust-watchdog-named-andreas-mundt/982665/

(40) Véase artículo en PaRR que cita a Krueger: https://app.parr-global.com/intelligence/view/prime-2604376

(41) Disponible en: http://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52009XC0224(01)&from=EN

(42) *The Economist*, 31 de marzo de 2018.

(43) Véase la nota de prensa de la Comisión Europea disponible en: http://europa.eu/rapid/press-release_IP-18-664_en.htm

(44) Otros países europeos han declarado su intención de seguir sus pasos.

(45) Véase la nota de prensa de la Comisión Europea, disponible en: http://europa.eu/rapid/press-release_IP-18-3505_en.htm

(46) Véase la Decisión de la Comisión Europea sobre el asunto M. 7217, disponible en http://ec.europa.eu/competition/mergers/cases/decisions/m7217_20141003_20310_3962132_EN.pdf

(47) Véase la Decisión de la Comisión Europea sobre el asunto M.8228, disponible en: http://ec.europa.eu/competition/mergers/cases/decisions/m8228_493_3.pdf

(48) Véase la Decisión de la Comisión Europea sobre el asunto M.8124, disponible en: http://ec.europa.eu/competition/mergers/cases/decisions/m8124_1349_5.pdf

(49) Esto es consistente con el enfoque de la Comisión en la concentración Facebook/WhatsApp.

(50) Véase el párrafo 350 de la Decisión de la Comisión.

(51) Véase la nota de prensa de la Comisión, disponible en: http://europa.eu/rapid/press-release_IP-16-4284_en.htm

BIBLIOGRAFÍA

Autorité de la Concurrences and Bundeskartellamt (2016), *Competition Law and Data*, https://www.bundeskartellamt.de/SharedDocs/Publikation/DE/Berichte/Big%20Data%20Papier.pdf?__blob=publicationFile&v=2

Bourreau, M., A. de Streel, e I. Graef (2017), *Big Data and Competition Policy:*

Market power, personalised pricing and advertising. Centre on Regulation in Europe, http://www.cerre.eu/sites/cerre/files/170216_CERRE_CompData_FinalReport.pdf

COLANGELO, G., y M. MAGGIOLINO (2017), «Big Data as Misleading Facilities», *European Competition Journal*, Forthcoming; Bocconi Legal Studies Research Paper, n.º 2978465.

COLE, M. (2018), «Data in EU Merger Control», *Competition Policy International, Antitrust Chronicle*, 2: 14-19.

EVANS, D. S., y R. SCHMALENSEE (2018), «Debunking the 'Network Effects' Bogeyman», *Regulation*, 40(4): 36-39.

EZRACHI, A. y M. E. STUCKE (2016), *Virtual competition.* Harvard University Press.

FUMAGALLI, C.; M. MOTTA, y C. CALGANO (2018), *Exclusionary Practices - The Economics of Monopolisation and Abuse of Dominance.* Cambridge University Press.

FTC (2016), *Big Data: A Tool for Inclusion or Exclusion? - Understanding the Issue*, https://www.ftc.gov/system/files/documents/reports/big-data-tool-inclusion-or-exclusion-understanding-issues/160106big-data-rpt.pdf

GRAEF, I. (2015), «Market Definition and Market Power in Data: The Case of Online Platforms,» *World Competition: Law and Economics Review*, 38(4): 473-506, https://ssrn.com/abstract=2657732 or http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2657732

HANSEN, S. (2018), «Aplicación del aprendizaje automático al análisis económico y la formulación de políticas», *Papeles de Economía Española,* 157, Funcas, Madrid.

KENNEDY, J. (2017), *The Myth of Data Monopoly: Why Antitrust Concerns about Data are Overblown,* https://itif.org/publications/2017/03/06/myth-data-monopoly-why-antitrust-concerns-about-data-are-overblown

LAMBRECHT, A., y C. E. TUCKER (2015), «Can Big Data Protect a Firm from Competition?», *Competition Policy International, Antitrust Chronicle*, enero.

MAYER-SCHONBERGER, V., y K. CUKIER (2013), *Big data - a revolution that will transform how we live, work and think.* Eamon Dolan/Houghton Mifflin Harcourt.

MARR, B. (2016), *Big data in practice,* Wiley Publisher.

MONTES, R.; SAND-ZANTMAN, W., y T. VALLETTI (2017), *The value of personal information in online markets with endogenous privacy,* https://www.orange.com/fr/content/download/45273/1347122/version/2/file/Privacy_online_market_October2017.pdf

OCDE (2013a), «Exploring the Economics of Personal Data: A Survey of Methodologies for Measuring Monetary Value», *OECD Digital Economy Papers*, n.º 220, OECD Publishing, París, http://dx.doi.org/10.1787/5k486qtxldmq-en

— (2013b), «Exploring data-driven innovation as a new source of growth: Mapping the policy issues raised by "big data"», en *Supporting Investment in Knowledge Capital, Growth and Innovation*, OECD Publishing, París, http://dx.doi.org/10.1787/9789264193307-12-en

OECD (2017), *Algorithms and collusion,* http://www.oecd.org/competition/algorithms-and-collusion.htm

PRÜFER, J., y C. SCHOTTMULLER (2017), «Competing with Big Data». (CentER Discussion Paper; Vol. 2017-007). Tilburg: CentER, Center for Economic Research, https://schottmueller.github.io/papers/tipping/Competing%20with%20Big%20Data.pdf

RUBINFELD, D. L., y G. MICHAL S., «Access Barriers to Big Data (August 26, 2016)»; 59 Arizona Law Review 339 (2017), https://ssrn.com/abstract=2830586 or http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2830586

SCHNEIER (2010), *A blog covering security and security technology,* http://www.schneier.com/blog/archives/2009/11/a_taxonomy_of_s.html

SHAPIRO, C. (2016), *Did Arrow Hit the Bull's Eye?,* http://faculty.haas.berkeley.edu/shapiro/arrow.pdf

STEPHENS-DAVIDOWITZ, S. (2017), *Everybody lies: Big Data, New Data, and What the Internet Can Tell Us About Who We Really Are.* HarperCollins Publishers.

STUCKE, M. E., y A. P. GRUNES (2016), *Big data and competition policy,* Oxford University Press.

COLABORADORES EN ESTE NÚMERO

AGUIAR, Luis. Economista e investigador en el Centro de Investigación Conjunta de la Comisión Europea en Sevilla, España. Sus principales ámbitos de investigación son la organización industrial empírica y la economía de la digitalización, centrándose particularmente en las repercusiones del cambio tecnológico en las empresas, los consumidores, el mercado y el bienestar. En sus investigaciones ha evaluado los beneficios para el bienestar que resultan de la introducción de nuevos productos, así como los efectos del cambio tecnológico en el suministro de grabaciones musicales. Asimismo, ha llevado a cabo estudios empíricos sobre la eficacia de las políticas de protección legal de los derechos de autor *online* en la industria cinematográfica, la interacción entre diversos modos de consumir música y sus implicaciones, así como las repercusiones del comercio de música y cine. Aguiar es Doctor en Economía por la Universidad Carlos III de Madrid, tiene una Maestría en Economía, Finanzas y Gestión por la Universitat Pompeu Fabra de Barcelona, y es licenciado en Economía por la Universidad de Ginebra.

BELLEFLAMME, Paul. Profesor de Economía en la Universidad Católica de Lovaina, donde está adscrito al Center for Operations Research and Econometrics (CORE), y a la Louvain School of Management (LSM). Su principal área de investigación es la organización industrial teórica, habiéndose centrado particularmente en la innovación en la economía digital (que es también el tema principal de su *blog*, www.IPdigIT.eu). Cuenta con numerosas publicaciones en destacadas revistas de economía, y es autor, junto con Martin Peitz, de *Industrial Organization: Markets and Strategies* (Cambridge University Press, 2010 y 2015). Es miembro de la Red de Investigación CESifo, editor adjunto del *Journal of Economics*, y coeditor de *E-Journal* y *Regards Economiques*. Ha sido también editor adjunto de *Information Economics and Policy*, y de *Review of Network Economics*.

BELLÓN, Carlos. Es licenciado en Derecho y en Administración de Empresas por la Universidad Pontificia Comillas (ICADE). Tras cuatro años trabajando en la city de Londres como agente financiero en banca de inversiones (Citigroup y GP Morgan), completó sus estudios en Wharton (University of Pennsylvania), donde obtuvo una maestría en Administración de Empresas (2005) y un doctorado en Finanzas (2012). Ha sido profesor ayudante en la Universidad Carlos III de Madrid durante cinco años y, en 2017, ingresó en el cuerpo docente de la Universidad Pontificia Comillas. Sus investigaciones se han centrado en la financiación de la innovación y las repercusiones de las nuevas tecnologías en las instituciones financieras tradicionales (micromecenazgo, tecnología financiera, criptomonedas, etc.). Actualmente, es asimismo socio de un fondo de capital de riesgo que invierte en primeras rondas de financiación de puestas en marcha de empresas de tecnología financiera.

CLAICI, Adina. Experta en economía de la competencia, es directora de la sucursal en Bruselas de Copenhagen Economics, donde se encarga de casos en todas las áreas de defensa de la competencia. Antes de incorporarse a la empresa privada, fue miembro directivo del Equipo del Economista Jefe de la Dirección General de Competencia de la Comisión Europea durante casi diez años, habiendo adquirido un conocimiento extraordinario de la evolución más reciente de la política de competencia, así como una profunda experiencia en casos de fusión, antimonopolio y subvenciones estatales en numerosas industrias; asimismo, es una destacada experta en la interacción entre la política de competencia y la legislación en numerosos sectores, incluido el de la economía digital. Ponente habitual en congresos y colaboradora en revistas científicas especializadas, en la actualidad es también profesora visitante en el Colegio de Europa de Brujas y en la Graduate School of Economics (GSE) de Barcelona. Es doctora en Economía por la Universidad Autónoma de Barcelona.

DECAROLIS, Francesco. Nacido el 17 de mayo de 1980. Licenciado *cum laude* en Economía por la Università Bocconi (2002), y doctor en Economía por la University of Chicago (2010). Profesor contratado doctor en la Università Bocconi desde noviembre de 2017. Obtuvo la acreditación de catedrático en 2016 (13-A1, A2 y A3, convocatoria D.D. 1532/2016). Profesor titular en el EIEF (Einaudi Institute for Economics and Finance) (2016). Profesor ayudante doctor en la Boston University (2012-2016). Desde 2017, miembro del Economic Advisory Group on Competition Policy (EAGCP) de la Dirección General de Competencia de la Comisión Europea. Desde 2016, es miembro del cuerpo de investigadores de la ONG estadounidense National Board of Economic Research (NBER) y, desde 2015, investigador asociado en el Centre for Economic Policy Research (CEPR), Reino Unido. Sus áreas de investigación son: organización industrial, microeconomía aplicada, diseño de mercado y economía de la salud.

GANUZA, Juanjo. Catedrático del departamento de economía y empresa de la Universitat Pompeu Fabra y profesor afiliado de la Barcelona GSE. Licenciado en Ciencias Físicas por la Universidad Complutense de Madrid (1991), y doctor en Economía por la Universidad Carlos III de Madrid en 1996. En 1998 se incorporó a la Universitat Pompeu Fabra donde fue promocionado a catedrático en 2009. Su investigación se centra fundamentalmente en cuatro grandes áreas: i) subastas, compras públicas y diseño de mecanismos, ii) análisis económico del derecho, iii) regulación y defensa de la competencia y iv) estrategia empresarial e innovación. Ha publicado en las principales revistas internacionales de su campo de investigación (*RAND Journal of Economics, International Journal of Industrial Organization, Journal of Industrial Economics, Journal of Economics Management and Strategy*, etc), asi como en las revistas internacionales lideres en el ámbito de la economía, (como *Econométrica*), análisis económico del derecho (como el *Journal of Legal Studies*), y la gestión empresarial (como *Management Science*). Finalmente, ha colaborado en la elaboración de varios libros relacionados con la regulación y la contratación pública, incluyendo *Handbook of Procurement* (Cambridge University Press, 2006).

GOLDMANIS, Maris. Es profesor titular de Economía en la Royal Holloway University de Londres (R.U.) desde 2010, y

doctor en economía por la University of Chicago. Sus investigaciones –aparecidas en destacadas publicaciones académicas como *Economic Journal* y *Management Science*, entre otras– se enfocan en los ámbitos de la teoría macroeconómica, la organización industrial y la economía de los recursos naturales.

HAERINGER, Guillaume. Especializado en diseño de mercado, teoría del juego y elección social, Haeringer enfoca sus investigaciones en el diseño y análisis de las instituciones de mercado, con especial interés en aquellas situaciones a las que el enfoque competitivo tradicional no se adapta adecuadamente. Buena parte de su investigación reciente se ocupa de la armonización de mercados, lo que implica la utilización de avances teóricos para el análisis de situaciones de la vida real y el diseño de soluciones prácticas que puedan ser aplicadas por los dirigentes políticos. Sus análisis de los mecanismos para la adscripción de estudiantes a instituciones docentes y la armonización de mercados han aparecido en publicaciones como *American Economic Review*, *Journal of Economic Theory* e *International Journal of Game Theory.* Es licenciado en Economía y Matemáticas, y doctor en Economía por la Université de Strasbourg (Francia). Antes de incorporarse al profesorado del Baruch College de Nueva York, ocupó cargos docentes en la Warwick University y la Universitat Autònoma de Barcelona.

HALABURDA, Hanna. Es profesora visitante en la Stern School of Business (New York University) y economista experta en el Banco de Canada. Antes de incorporarse a la Stern School, fue profesora ayudante en la Harvard Business School. En sus investigaciones, estudia cómo influye la tecnología en los efectos e interacciones de las redes en el mercado, y cómo repercute la tecnología en los modelos de negocio. Buena parte de su trabajo se enfoca en la competencia entre plataformas. Otra línea de investigación es el desarrollo de monedas digitales y tecnologías *blockchain*. Ha publicado en revistas tales como *Management Science, American Economic Journal*, *Games and Economic Behavior* y otras publicaciones académicas. Asimismo, ha publicado (con Miklos Sarvary) un libro sobre monedas digitales: *Beyond Bitcoin: The Economics of Digital Currency* [*Más allá de la* bitcoin*: economía de las monedas digitales*] (Palgrave, 2016). Tiene una maestría en economía (Escuela de Economía de Varsovia) y otra en Filosofía (Universidad de Varsovia), y es doctora en Economía por la Northwestern University (EE.UU.).

HANSEN, Stephen. Nacido el 14 de octubre de 1981 en Austin (Texas). Es profesor de Economía en la Universidad de Oxford. Con anterioridad, fue primero profesor ayudante y luego profesor titular en la Universitat Pompeu Fabra. En 2009 obtuvo su doctorado en Economía por la London School of Economics. Desde 2015 es consultor académico del Banco de Inglaterra e investigador adscrito al CEPR (Centre for Economic Policy Research). Asimismo, es investigador adjunto en el Oxford Man Institute, director de Área del Data Science Center Graduate School of Economics y, miembro del Alan Turing Institute. Ha publicado artículos en las principales publicaciones internacionales, tales como *Quarterly Journal of Economic, The review of Economic Studies, Journal of Applied Econometrics, Journal of International Economics, International of Law and Economics, Journal of Monetary Economics* and *Journal of Law Economics, and Organization.*

JEON, Doh-Shin. Profesor de Economía en la Toulouse School of Economics, e investigador a tiempo parcial en el Centre for Economic Policy Research (CEPR). Doh-Shin obtuvo su doctorado en Economía por la Université Toulouse 1 en 2000. Con anterioridad, fue primero profesor ayudante y luego profesor contratado en la Universitat Pompeu Fabra. Experto en organización industrial, sus investigaciones se han centrado principalmente en la economía de las tecnologías de la información y la propiedad intelectual, con particular atención a las plataformas digitales. Ha publicado numerosos artículos en las principales publicaciones internacionales, tales como *American Economic Review, Rand Journal of Economics, American Economic Journal: Microeconomics, Journal of the European Economic Association*, etc. Es editor adjunto de *Journal of Industrial Economics*.

LLOBET, Gerard. Profesor titular del CEMFI. Se graduó en Ciencias Económicas y Empresariales por la Universitat Pompeu Fabra y obtuvo su doctorado en economía por la Universidad de Rochester en el año 2000. La mayor parte de su investigación se encuentra a caballo entre las áreas de economía industrial y de la innovación. Algunos de sus trabajos más recientes estudian como los derechos de propiedad intelectual afectan los incentivos a innovar y a hacer sus tecnologías disponibles en las organizaciones de establecimiento de estándares. Sus investigaciones han sido publicadas en revistas como el *Journal of Political Economy*, *Management Science*, *Review of Financial Studies* o el *Journal of Law and Economics*. También es activo en la divulgación del conocimiento económico al público en general. Es un colaborador habitual del blog Nada es Gratis del que también ha sido editor.

MORAGA, José Luis. Actualmente, es profesor de Microeconomía en la Vrije Universiteit de Amsterdam, y de Organización Industrial en la Universidad de Groningen (Países Bajos). Doctor en Economía por la Universidad Carlos III de Madrid (1997) e investigador posdoctoral en el Institute of Economics de Copenhague. De 1998 a 2005 trabajó en la Erasmus University de Rotterdam y el Tinbergen Institute. En 2005, se trasladó a la Universidad de Groningen, donde fue director de investigación del Instituto de Economía, Econometría y Finanzas, y jefe de equipo de una investigación sobre costes de búsqueda y de sustitución auspiciada por una Beca de Excelencia Marie Curie. Su principal ámbito de investigación son las imperfecciones de los mercados derivadas de la capacidad de fijación de precios. Ha llevado a cabo investigaciones sobre los diversos factores que contribuyen al poder del mercado, tales como los costes de transacción y publicidad, las ventas a término, la investigación y desarrollo, etc. Moraga ha aplicado sus conocimientos de organización industrial a la economía energética e internacional, en particular al análisis de la contratación a término y la legislación *antidumping*. Ha publicado sus trabajos en las principales revistas de economía, como *Journal of Political Economy, The Economic Journal, The Review of Economic Studies* y *Rand Journal of Economics*. Actualmente, es coeditor del *International Journal of Industrial Organization* y editor adjunto del *Journal of Industrial Economics*.

PEITZ, Martin. Profesor de Economía en la Universidad de Mannheim desde 2007 y director del Mannheim Centre for Competition and Innovation (MaCCI) desde 2009. Ha sido editor de *Review of Network Economics* y coeditor de *International Journal of Industrial Organization*, siendo en la

actualidad editor adjunto de *Journal of Industrial Economics* y de *Information Economics and Policy*. Asimismo, es investigador en el Centre for Economic Policy Research (CEPR), el CESifo y el Centre on Regulation in Europe (CERRE), así como profesor asociado en la Competition and Regulation European Summer School (CRESSE) e investigador asociado en el Zentrum für Europäische Wissenschaftsforschung (ZEW). Ha publicado numerosos artículos en destacadas revistas de economía y es autor de los libros *Industrial Organization: Markets and Strategies* (junto a Paul Belleflamme) y *Regulation and Entry into Telecommunications Markets* (junto a Paul de Bijl), ambos publicados por Cambridge University Press, y editor de *Oxford Handbook of the Digital Economy* (con Joel Waldfogel), publicado por Oxford University Press. Sus investigaciones abarcan diversos temas en los ámbitos de la organización industrial, la política de competencia, la legislación y la microeconomía.

PENTA, Antonio. Es profesor de Economía en la Universitat Pompeu Fabra y la GSE de Barcelona desde septiembre de 2017. Anteriormente, fue primero profesor ayudante y después profesor titular de economía en la University of Wisconsin-Madison. Licenciado en economía por la Università Bocconi (Milán, Italia) en 2004, obtuvo una Maestría (2008) y un Doctorado (2010) en economía por la University of Pennsylvania (Filadelfia, EE.UU.). Actualmente, es editor adjunto del *Journal of Economic Theory*. En 2017, se le concedió una Beca de Inicio del Consejo Europeo de Investigación (CEI), que, entre otros ámbitos, comprende la investigación sobre subastas *online* y agencias de *marketing* digital. Sus investigaciones –aparecidas en destacadas publicaciones académicas como *American Economic Review*, *Econometrica*, *Journal of Economic Theory* o *Review of Economic Studies*, entre otras– abarcan diversas áreas de la teoría económica, a saber, teoría del juego, diseño de mecanismos, racionalidad limitada y teoría de la subasta.

ROSSI, Michelangelo. Estudiante de doctorado en el departamento de economía de la Universidad Carlos III de Madrid (UC3M). Su investigación se centra en el papel de los *sistemas de evaluación* de las plataformas digitales, examinando en particular la capacidad de las evaluaciones para *calibrar la calidad* y *monitorizar el comportamiento de los usuarios*. El estudio del contenido de las evaluaciones en forma de puntuaciones numéricas y comentarios textuales se lleva a cabo mediante técnicas de análisis sentimental. En la fase actual de su investigación, Rossi realiza un análisis textual de los comentarios de los huéspedes de Airbnb para estimar la dinámica del esfuerzo que hacen los anfitriones en cada transacción a lo largo de su actividad comercial en el marco de la plataforma. Sus estudios se desarrollan bajo la supervisión de dos profesoras de la UC3M, Natalia Fabra y Matilde Machado.

RUIZ-VERDÚ, Pablo. Profesor titular de Organización de Empresas en el departamento de economía de la empresa de la Universidad Carlos III de Madrid. Pablo es doctor en Economía por Stanford University y licenciado en Economía por la Universidad Carlos III de Madrid. Imparte clases de Economía de las Organizaciones y Economía de la Empresa a estudiantes de licenciatura y doctorado. Sus intereses de investigación se centran en el gobierno de las empresas, el análisis de las instituciones de inversión colectiva y otros inversores institucionales, la economía de los recursos humanos, y la financiación de la innovación. Ha publicado en revistas como: *The Journal of Finance, Review of Finance, The Journal of Economic Behavior and Organization, European Financial Management, Labour Economics* o *Economics Letters.*

SÁNCHEZ-CARTAS, Juan Manuel. Es graduado en Empresariales (2011) y Economía (2013) por la Universidad de Extremadura. Posee además un máster en Economía Aplicada por las Universidades de Alcalá y Complutense de Madrid. Actualmente, se encuentra finalizando su tesis doctoral sobre mercados digitales multilaterales, en la Universidad Politécnica de Madrid y el Instituto Europeo de Tecnología. Anteriormente, ha sido asistente de investigación en la Universidad Complutense de Madrid e investigador visitante en la Universidad de Zúrich (Suiza). Profesionalmente, ha aconsejado a través de diversos proyectos a organismos públicos como RED.ES y empresas privadas como Telefónica España sobre plataformas multilaterales. La principal área de investigación de Juan Manuel es la organización industrial desde una perspectiva teórica y con un especial interés en los mercados multilaterales y la compatibilidad. Adicionalmente, también trabaja en otras áreas como los mercados digitales, las simulaciones de mercado y los ecosistemas digitales.

SILOS RIBAS, Mateo. Principal Economist en Ofwat, la autoridad de regulación económica y competencia en el sector del agua en Inglaterra y Gales. Ha trabajado casi toda su carrera profesional en el ámbito de la política de competencia y regulación. Antes de su incorporación a Ofwat en noviembre de 2017, fue subdirector de Análisis Económico de la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia. Anteriormente, fue economista en la extinta Comisión Nacional de la Competencia. Asimismo, ha trabajado en consultoría económica en Londres y en Madrid, y también en el Instituto de Predicción Económica Lawrence R. Klein. Es licenciado en Economía y en Filosofía por la Universidad Autónoma de Madrid, y tiene un máster en Economía por la Universidad Complutense de Madrid.

WALDFOGEL, Joel. Es titular de la Cátedra Frederick R. Kappel de Economía aplicada de la Carlson School of Management (University of Minnesota). Antes de su incorporación, trabajó en la Wharton School (University of Pennsylvania) (1997-2010) y en el departamento de economía de Yale University (1990-1997). Ha realizado estudios empíricos sobre promoción de precios, mercados de medios de comunicación, el funcionamiento de los mercados de productos diferenciados, y cuestiones relativas a los productos digitales, incluyendo la piratería, la fijación de precios, el reparto de ingresos y la incidencia de la digitalización en el suministro de nuevos productos. Desde 2004, buena parte de su investigación se ha centrado en cuestiones de derechos de autor. Ha publicado estudios sobre la repercusión de la piratería en la rentabilidad de los productos autorizados en los mercados de la música, el cine y la televisión. Desde 2010, ha investigado y publicado estudios sobre las repercusiones generales de la digitalización en el suministro de nuevos productos en las industrias creativas. Su libro *Digital Renaissance* (Princeton University Press) se publicará en otoño de 2018.

PUBLICACIONES DE FUNCAS

Últimos números publicados:

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA
N.º 155. El negocio bancario tras las expansiones cuantitativas
N.º 156. Los problemas del mercado de trabajo y las reformas pendientes

PANORAMA SOCIAL
N.° 26. La inclusión de las personas con discapacidad en España
N.° 27. Brechas de género

CUADERNOS DE INFORMACIÓN ECONÓMICA
N.º 265. Innovación y competitividad
N.º 266. La empresa española: crecimiento y competitividad

PAPELES DE ENERGÍA
N.° 5 (2018)

SPANISH ECONOMIC AND FINANCIAL OUTLOOK
Vol. 7, N.° 4 EU financial conditions and Spanish banks
Vol. 7, N.° 5 Spain's revised fiscal outloor and trey challenges

ESTUDIOS DE LA FUNDACIÓN
N.° 87. La voz de la sociedad ante la crisis. Potencial y límites de la respuesta de la sociedad española a la crisis actual
N.° 88. Economía sumergida y fraude fiscal en España: ¿qué sabemos?, ¿qué podemos hacer?

LIBROS
Septiembre (2017). *Manual de regulación bancaria en España*
Septiembre (2018). *Tenencias de deuda pública por las entidades financieras*

AÑO 2018

Publicación	Suscripción*			Números sueltos**	
	Suscripción anual	Edición papel €	Edición digital	Edición papel €	Edición digital
Papeles de Economía Española	4 números	50	Gratuita	15	Gratuito
Cuadernos de Información Económica	6 números	40	Gratuita	10	Gratuito
Panorama Social	2 números	20	Gratuita	13	Gratuito
Spanish Economic and Financial Outlook	6 números	30	Gratuita	10	Gratuito
Papeles de Energía	2 números	20	Gratuita	13	Gratuito
Focus	6 números	–	Gratuita	–	–
Estudios (números sueltos)	–	–	–	12	Gratuito

Los precios incluyen el IVA. No incluyen los gastos de envío.

* Gastos de envío: España, 7 € /año; Europa, 10 €/ejemplar; resto países: 20,85 €/ejemplar.
** Gastos de envío: correo postal (Madrid y provincias): 1 €.
Servicio de mensajería: Madrid capital, 3,45 €; resto provincias, 10,44 €.

Forma de pago: domiciliación bancaria, transferencia bancaria y tarjeta de crédito.

SUSCRIPCIÓN Y PEDIDOS

INTERNET: http://www.funcas.es/Publicaciones/Publicaciones.aspx?Id=0
E-MAIL: publica@funcas.es

funcas

DOCUMENTOS DE TRABAJO

Últimos números publicados

2016

N.º 787 *Análisis comparativo internacional de la financiación de la educación terciaria: los préstamos a estudiantes*
Iván A. Kataryniuk

2017

N.º 788 *El sistema de financiación autonómica: convergencia de los recursos por habitante*
Alain Cuenca

N.º 789 *El destino regional de las transferencias condicionadas de capital: efectos desviación y arrastre*
Jaime Vallés-Giménez y Anabel Zárate-Marco

N.º 790 *Empresas de base tecnológica, definición y selección en la economía española*
Pablo Garrido Prada, María Jesús Delgado Rodríguez y Desiderio Romero Jordán

N.º 791 *Spanish airports: A visual study of management efficiency*
Ane Elixabete Ripoll-Zarraga y Cecilio Mar-Molinero

N.º 792 *Finance and economic growth in the "Switzerland of the Americas": The Montevideo stock exchange, 1875-1945*
Javier Moreno Lázaro

N.º 793 *A deeper look into the geographic and product diversification-performance relationship*
Pablo Garrido Prada, María Jesús Delgado Rodríguez y Desiderio Romero Jordán

N.º 794 *The impact of the 2008 Economic Crisis in the efficiency of Spanish airports: A DEA Analysis*
Ane Elixabete Ripoll-Zarraga, Fabiola Portillo y Cecilio Mar-Molinero

2018

N.º 795 *Can airports' inefficiency be determined by tourism variables?*
Ane Elixabete Ripoll-Zarraga y Josep María Raya

N.º 796 *The impact of product innovation on firm growth using a multistage model: Evidence in a period of economic crisis*
Pablo Garrido Prada, Desiderio Romero Jordán y María Jesús Delgado Rodriguez

N.º 797 *The determinants of EU electricity prices: Wholesale and retail*
Juan Ignacio Peña, Rosa Rodríguez y Shanshan Yuan

Nº 798 *La empresa multinacional española en Latinoamérica y Caribe a través de las IJV*
David Matías Batalla

9 778402 109102