

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 redundará 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 in-

troducirse 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 interacción 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 *específicos a la plataforma* por varios motivos.

En primer lugar, algunos usuarios podrían no considerar comprar un artículo en una plataforma distinta de aquella 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 inequaciones 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 inequación 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 $P_L = \sum_{k=0}^{n_b-1} (1 - \rho)^k / (2n_b) = [1 - (1 - \rho)^{n_b}] / (2\rho n_b)$ 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 $U^e = P_H(v_H - \rho) + P_L(v_L - \rho)$. Dado que $\rho = (v_H + v_L)/2 > v_L$, 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 $m^i = \lambda_1 n_1^i + \lambda_2 n_2^i$. 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 habitaciones 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 com-

prador —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 iden-

tificar 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 reali-

zando 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 mutuamente 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 com-

pra 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, 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 clickeo. Si muchas personas que miraron un producto distinto 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, «Recomen-

dado»—. 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 aquellos 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), LIVINGSTON (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 un 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, $z \in (z_{Hb}; z_{Lg})$ para $1 + t > 2p$ y $z \in (z_{Lg}; z_{Hb})$ para $1 + t < 2p$. 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 *gregarismo* 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 *gregarismo* 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 intermediares», *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.