

Resumen (**)

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

Palabras clave: plataformas digitales, información asimétrica.

Abstract

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

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

JEL classification: .

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

Michelangelo ROSSI (*)

Universidad Carlos III

I. INTRODUCCIÓN

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

Cuesta imaginar que hace muy pocos años muchos economistas infraestimaran el potencial de penetración y expansión del comercio digital: lo que hoy es un hábito generalizado para millones de usuarios, inicialmente se topó con la sorpresa y el escepticismo. En concreto, algunas características del comercio *online*, como el anonimato, se consideraban una limitación insuperable que impediría el establecimiento de confianza entre las partes, elemento esencial para las transacciones. Para entender la actitud escéptica hacia las transacciones *online*, es significativa la historia de uno de los primeros artículos vendidos en eBay (en su denominación, por entonces, de AuctionWeb): un puntero láser estropeado. En 1995, a los pocos meses de crearse el portal de subastas, el fundador de eBay Pierre Omidyar decidió poner en venta en la web un puntero láser que ya no funcionaba; en la descripción del objeto escribió que el artículo

estaba, efectivamente, dañado. Pese a ello, pocas semanas después, el puntero se vendió por 14,83 dólares. Sorprendido por el precio final, Omidyar contactó con el comprador para asegurarse de que este había comprendido que se trataba de un puntero láser inoperativo. El comprador respondió que era un «coleccionista de punteros láser inoperativos» (2).

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

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

que los huéspedes que están interesados en alquilarlos.

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

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

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

2. La calidad de las transacciones depende del nivel de

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

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

A pesar de estas debilidades, varias plataformas digitales encontraron la senda hacia el éxito, y el comercio *online* registra un enorme crecimiento. Parte de este éxito podría estar ligado al modo en que las plataformas digitales intentaron paliar estos problemas con una solución in-

novadora: los sistemas de evaluación. Introducido en su día por eBay, casi la totalidad de plataformas digitales han implementado sistemas de *feedback* gracias a los cuales los usuarios pueden evaluar sus experiencias en las transacciones concluidas. Las evaluaciones reducen los problemas de selección adversa, puesto que la nueva información mejora la precisión con la que los compradores estiman la calidad del vendedor; además, también mitigan los problemas de riesgo moral, y el historial de evaluaciones configura una reputación en función del comportamiento continuado de los usuarios, permitiendo castigar potencialmente los malos comportamientos. En este sentido, los sistemas de evaluación desempeñan al mismo tiempo un rol de señalización y otro sancionador, dos nociones introducidas por Dellarocas (2006).

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

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

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

II. SISTEMAS DE EVALUACIÓN: DESCRIPCIÓN E IMPACTO

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

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

función de los distintos contextos donde se ha aplicado.

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

En casi todas las plataformas digitales, solo los usuarios suscritos a ellas y que han concluido una transacción notificada pueden evaluar a la otra parte. Muchas plataformas utilizan un proceso de evaluación bilateral (eBay, Airbnb, BlaBlaCar) según el cual cada parte evalúa a la otra; en cambio, son pocos los mercados que permiten solo a una de las partes evaluar a la otra: este es el caso de Amazon,

donde los compradores pueden calificar a los vendedores, pero no a la inversa.

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

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

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

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

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

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

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

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

El problema de la autoselección de los evaluadores es difícil de eliminar o reducir con una modificación del proceso de evaluación, puesto que tiene que ver con el elemento interno de los mecanismos de *feedback* voluntario. Además, el sesgo potencial relativo a la autoselección de usuarios que deciden evaluar podría explicar el gran predominio de evaluaciones positivas en todas las plataformas digitales. Dado que evaluar es laborio-

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

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

Observación 1. *En varias plataformas online, la mejora*

de la reputación de los usuarios tiene un efecto positivo significativo en el número de transacciones concluidas por los usuarios.

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

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

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

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

Para corregir este sesgo, las regresiones de corte transversal se han sustituido por el análisis de datos de panel: el artículo de Cabral y Hortacsu (2010) es el más citado de todos los que aplican la técnica de datos de panel. Los autores construyen un panel a partir de los historiales de *feedback* de varios vendedores de eBay, y se fijan en el impacto de las evaluaciones negativas en la tasa de crecimiento semanal de las ventas. Observan un impacto significativo en la tasa de ventas a raíz de la primera evaluación negativa. Siguiendo la oscilación de la tasa de ventas y la cantidad de evaluaciones negativas, estiman cómo evoluciona el comportamiento de los vendedores en el tiempo. Muchos otros artículos utilizan técnicas de datos de panel para eliminar los factores

distorsionadores, tales como la destreza en la escritura, evidenciada por Resnick *et al.* (2006). Fan, Ju y Xiao (2016) identifican un efecto positivo asociado a la buena reputación en la plataforma china Taobao. Mientras que los vendedores bien establecidos tienen una prima reputacional en términos de precios y de volúmenes, los vendedores nuevos con una reputación más alta tienden a reducir sus precios para impulsar la tasa de ventas.

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

media de 4,2 se le asigna cuatro estrellas en su página web, mientras que a un restaurante puntuado con 4,3 se le presenta como 4,5 estrellas. Aprovechando este hecho, Anderson y Magruder (2012) y Luca (2011) comparan restaurantes con puntuaciones medias subyacentes muy similares pero con diferente número de estrellas asignado en su web y estiman el efecto de una diferencia de media estrella en la disponibilidad para realizar una reserva (Anderson y Magruder, 2012) y en los ingresos (Luca, 2011). En ambos casos, se observa que las evaluaciones tienen un impacto significativo y positivo.

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

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

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

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

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

Los datos empíricos propuestos por estos trabajos demuestran que las evaluaciones son importantes y que a compradores y vendedores les importa cuidar su reputación *online*. En la siguiente sección vamos un paso más allá

del impacto de las evaluaciones; en particular, investigamos cómo los sistemas de evaluación son capaces de generar disciplina en los principales problemas relacionados con la selección adversa y el riesgo moral.

III. SELECCIÓN ADVERSA: LAS EVALUACIONES COMO SEÑAL DE CALIDAD

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

tas pueden ayudar a reducir la asimetría de la información (5). En los mercados *online*, las evaluaciones juegan un papel similar al de las certificaciones, en el sentido de que aportan información adicional sobre la calidad de los objetos que se anuncian en las plataformas (6); y las evaluaciones pueden considerarse un «mecanismo señalizador» para descubrir la calidad del objeto, como apunta Dellarocas (2006).

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

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

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

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

Desde un punto de vista empírico, podría resultar difícil observar los casos de fallos de conocimiento, pues la calidad constituye información privada de los vendedores. Aun así, los patrones de conocimiento evidenciados anteriormente pueden observarse en varios estudios académicos que investigaron el efecto de las evaluaciones en las ventas de entradas en la industria cinematográfica: en ese contexto, la calidad es fija a lo largo del tiempo, y las evaluaciones *online* son una medida ruidosa de la calidad, puesto que están afectadas por los gustos de los usuarios. Enumeramos aquí algunos trabajos que estu-

dian el modo en que el «boca a boca», aquí representado por el *feedback online*, influye en la taquilla que hace una película. Dellarocas, Zhang y Awad (2007) construyen un modelo econométrico para prever la dinámica de la recaudación por taquilla de las películas a lo largo del tiempo. Su modelo incluye, como variables independientes, la promoción previa al lanzamiento, las reseñas de los críticos profesionales y el número de salas donde se proyecta la película. Observan que las evaluaciones de los usuarios publicadas en varias webs agregadoras (Yahoo! Movies, BoxOfficeMojo y Hollywood Reporter) mejoran la capacidad predictiva del modelo y demuestran que el «boca a boca» *online* tiene una influencia significativa en las ventas de entradas de las películas. Duan, Gu y Whinston (2008) estudian la relación dinámica entre los volúmenes de ventas y las evaluaciones abordando el problema de la causalidad inversa introducido en la sección anterior: con un sistema dinámico de ecuaciones simultáneas demuestran que el volumen de las evaluaciones *online* mejora la taquilla de las películas. Es más, los ingresos por taquilla de las películas también aumentan el volumen del «boca a boca», creando una dinámica de refuerzo mutuo entre las ventas y las evaluaciones acorde con el proceso de conocimiento reflejado en los trabajos teóricos descritos arriba.

Puesto que los problemas sobre el conocimiento de la calidad de los vendedores es de gran importancia para el comercio *online*, algunos mercados digitales implementaron mecanismos particulares para inducir un conocimiento correcto de la calidad de los vendedores, y reducir de ese modo las ineficiencias del mer-

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

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

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

Volviendo a los casos en los que no existen dispositivos de señalización aparte de las evaluaciones, algunos trabajos recientes estudian la dinámica de entrada y salida del mercado de los vendedores cuando la reputación determina las creencias sobre su calidad y los precios que pueden cobrar. Atkeson, Hellwig y Ordoñez (2014) se centran en analizar el papel que los impuestos a la entrada juegan en esta dinámica. Los autores asumen que, antes de entrar en el mercado, los vendedores

pueden invertir en su propia calidad, la cual permanece fija tras la entrada. Los impuestos a la entrada crean incentivos a invertir por parte de los vendedores: en consecuencia, la reputación de los vendedores en la entrada aumenta, y la informatividad de la reputación se verá reforzada. Vial y Zurita (2017) incorporan a este marco la posibilidad de que los vendedores cambien de nombre y regresen al mercado con una nueva reputación (limpia). El estudio de las estrategias de cambio de nombre es extremadamente importante, ya que este comportamiento puede amenazar todo el funcionamiento del mecanismo de *feedback*. En el modelo de Vial y Zurita (2017), la reputación inicial de los nuevos entrantes (aquéllos sin ninguna evaluación todavía) juega un papel clave, pues los vendedores con peor reputación que los entrantes deciden cambiar de nombre. Su modelo predice correctamente las principales conclusiones empíricas de la literatura, a saber, que los vendedores «más jóvenes» tienen más probabilidades de salir (es decir, reiniciar con una historia limpia) y la probabilidad de salida aumenta a medida que la reputación empeora.

La literatura empírica sobre el impacto de las evaluaciones en los resultados de los vendedores es consistente con la idea de que los usuarios conocen la calidad a través del *feedback* de otros usuarios. En este sentido, el impacto positivo de las puntuaciones en los volúmenes de ventas se debe al cambio de las creencias de los compradores respecto a la calidad de los vendedores; los precios reaccionan a cambios en la reputación, pues los compradores esperan calidades diferentes de niveles de reputación diferentes. Los es-

tudios sobre la relación entre las puntuaciones y los precios han de tener en cuenta los múltiples canales a través de los que estas dos variables están conectadas; y cómo los vendedores pueden utilizar los movimientos de los precios para promover un mayor conocimiento sobre su calidad.

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

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

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

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

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

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

Esta conclusión puede aplicarse a un juego básico en el que un vendedor y un comprador negocian repetidas veces con el siguiente esquema tem-

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

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

Pero los usuarios en los mercados digitales rara vez interactúan en múltiples ocasiones, y es razonable suponer que no se conocen entre sí antes de hacer negocio. Ahora bien, gracias

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

En los modelos anteriores sobre acumulación de conocimiento e interacciones repetidas, la incertidumbre del comprador se refería o bien a la calidad fija del vendedor o bien a las decisiones del vendedor cada vez que se producía un intercambio. Otros modelos amplían ese marco y analizan casos en los que la calidad y las decisiones de los vendedores son desconocidas para los compradores al mismo tiempo. Empezamos analizando el modelo *signal jamming* presentado por Holmström (1999). En su modelo, un directivo trabaja en cada período para una empresa diferente, y su desempeño en cada empresa puede ser terminar en éxito o en fracaso. La probabilidad de tener éxito en cada período depende de la suma de dos elementos: la capacidad innata del directivo

y el esfuerzo que despliegue en su cargo. La capacidad innata es desconocida para las empresas y para el directivo. No obstante, el directivo puede decidir qué cantidad de esfuerzo despliega en cada período, y todos los participantes pueden observar el historial de éxitos o fracasos del directivo en sus puestos anteriores. Además, las empresas pagan un salario al directivo en función de la probabilidad de éxito esperada resultante de la inferencia de los resultados pasados. El objetivo del directivo es conseguir la mayor cantidad de remuneración salarial a lo largo de su vida minimizando el esfuerzo desplegado.

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

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

los vendedores en eBay expuestos por Cabral y Hortacsu (2010).

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

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

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

Estas dos clases de modelos estudian el modo en que la reputación afecta al comportamiento de los vendedores cuando la incertidumbre de los compradores se refiere a la calidad fija y a las decisiones del vendedor a lo

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

En las plataformas de economía colaborativa como Airbnb, BlaBlaCar o TaskRabbit, la calidad de los servicios prestados se compone de una parte que permanece fija y de otra que varía en el tiempo, a saber, la atención y el esmero de los usuarios. Por ejemplo, la calidad de la estancia en un alojamiento clasificado en Airbnb depende a la vez de la calidad del inmueble (que puede ser un factor fijo, por ejemplo, la ubicación) y de la atención del anfitrión con la limpieza, las comunicaciones y la bienvenida a los huéspedes. En consecuencia, el modelo descrito por Holmström (1999) encaja mejor

en este tipo de plataformas tal y como sugieren las conclusiones empíricas referidas a Airbnb descritas por Rossi (2018). En su trabajo, utiliza un análisis de sentimiento de los comentarios de los huéspedes para individualizar dos dimensiones de la calidad de servicio de los anfitriones: una se refiere a cómo evalúan el componente fijo del servicio asociado a la calidad del inmueble. La otra dimensión tiene que ver con la percepción de los huéspedes sobre los esfuerzos del anfitrión. Ambas variables incluyen una cantidad de «ruido» debido a los gustos y percepciones personales de los huéspedes. Para eliminar el componente idiosincrático, Rossi (2018) usa un enfoque con una función de control que establece una relación entre los gustos de los huéspedes sobre la calidad del inmueble y los esfuerzos del anfitrión. Una vez eliminadas las percepciones idiosincráticas, se obtiene una estimación de la dinámica de esfuerzo aplicada por los anfitriones de Airbnb a lo largo del tiempo. En línea con el modelo de Holmström (1999), los anfitriones de Airbnb aplican un mayor esfuerzo en las primeras transacciones para atraer huéspedes, mientras que escatiman el esfuerzo en las transacciones antes de salir de la plataforma, cuando los incentivos reputacionales son bajos.

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

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

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

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

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

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

Klein, Lambertz y Stahl (2016) analizan el impacto de esta modificación del proceso de evaluación de eBay. Comparan los niveles, antes y después de mayo de 2008, del *rating* detallado de vendedor (*DSR*), el *feedback* anónimo que los compradores pueden dejar después de cada transacción, y de la tasa de salida del mercado de los vendedores. Descubren

que la modificación dio lugar a una mejora significativa de los *DSR*. Dado que este tipo de *rating* siempre ha sido anónimo, infieren que nunca ha estado sesgado por el temor a represalias y que la satisfacción de los compradores genuinamente mejoró con la modificación. En cambio, la tasa de salida de los vendedores no se ve afectada.

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

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

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

duciendo a un conocimiento más preciso de la calidad de los usuarios y mejorando la eficiencia del mercado.

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

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

Más tarde, estudian el efecto regulatorio del programa BP. Muestran que las evaluaciones con *feedback* negativo disminuyen en un 23 por 100 tras la introducción del programa. Así pues, concluyen que la re-

gulación proporcionada por el programa BP tuvo un impacto significativo en el riesgo moral. Además, la calidad de los vendedores de eBay mejora al producirse una reducción de la selección adversa: la tasa de salida de los vendedores de baja calidad aumenta, al igual que el porcentaje total de vendedores con la acreditación Top Rated.

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

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

VI. CONCLUSIONES

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

les de investigación en torno a esos asuntos.

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

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

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

1. En primer lugar, consideramos el papel de las evaluaciones

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

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

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

La literatura sobre mercados digitales y reputación está creciendo con rapidez. Aquí apuntamos algunas posibles líneas de investigación para el futuro en este campo. Nuestras ideas de posibles áreas para el análisis no son exhaustivas y a los lectores más avanzados les sugerimos los excelentes trabajos de Dellarocas (2003) y Cabral (2012). El comportamiento de los usuarios en las plataformas digitales plantea numerosas preguntas que continúan aún sin contestar: ¿qué motivo lleva a los usuarios a dejar una evaluación? ¿Cuál es el objeto de sus evaluaciones? Las evaluaciones son un bien público y una fuente de externalidades positivas para la comunidad

de usuarios. Pero evaluar tiene un coste y, desde un punto de vista estrictamente económico, los usuarios no tienen incentivos para dejar su *feedback*. Solo recientemente Fradkin, Grewal y Holtz (2016) y Filippas *et al.* (2017) han abierto la discusión sobre este tema; no obstante, dada la relevancia de estas cuestiones, es necesario profundizar la investigación desde una perspectiva tanto teórica como empírica.

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

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

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

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

Desde un punto de vista teórico, Dellarocas (2005) fue el pionero en aplicar un enfoque normativo al diseño de un mecanismo de reputación para disciplinar el riesgo moral. En esa misma línea, Aperjis y Johari (2010) y Bolton, Greiner y Ockenfels (2013) investigan los elementos de informa-

ción óptimos que las plataformas deberían mostrar y agregar para impulsar la confianza entre los usuarios, señalar la calidad de los usuarios y generar incentivos al buen comportamiento. No obstante, hasta ahora no se ha alcanzado un consenso en la literatura teórica acerca de la información más relevante que los sistemas de evaluación deben aportar en contextos con diferentes grados de selección adversa y riesgo moral.

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

NOTAS

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

(**) Traducción de Jon García.

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

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

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

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

(5) DRANOVE y JIN (2010) realizan una revisión completa de la eficacia de estas herramientas.

(6) ELFENBEIN, FISMAN y McMANUS (2015) demuestran que el *feedback* en eBay funciona como sustituto de la propia certificación de calidad por eBay.

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

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

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

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

BIBLIOGRAFÍA

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

<p>ANDERSON, M., y J. MAGRUDER (2012), «Learning from the crowd: Regression discontinuity estimates of the effects of an online review database», <i>The Economic Journal</i>, 122: 957-989.</p> <p>APERJIS, CH., y R. JOHARI (2010), <i>Designing reputation mechanisms for efficient trade</i>.</p> <p>ARCHAK, N.; GHOSE, A., y P. G. IPEIROTIS (2011), «Deriving the pricing power of product features by mining consumer reviews», <i>Management Science</i>, 57: 1485-1509.</p> <p>ATKESON, A.; HELLWIG, CH., y G. ORDÓÑEZ (2014), «Optimal regulation in the presence of reputation concerns», <i>The Quarterly Journal of Economics</i>, 130: 415-464.</p> <p>BAR-ISAAC, H. (2003), «Reputation and survival: learning in a dynamic signalling model», <i>The Review of Economic Studies</i>, 70: 231-251.</p> <p>BAR-ISAAC, H.; TADELIS, S. et al. (2008), «Seller reputation», <i>Foundations and Trends in Microeconomics</i>, 4: 273-351.</p> <p>BOLTON, G.; GREINER, B., y A. OCKENFELS (2013), «Engineering trust: reciprocity in the production of reputation information», <i>Management Science</i>, 59: 265-285.</p> <p>CABRAL, L. (2012), «Reputation on the internet», <i>The Oxford Handbook of the Digital Economy</i>, 343-354.</p> <p>— (2015), «Living up to expectations: corporate reputation and persistence of firm performance», <i>Strategy Science</i>, 1: 2-11.</p> <p>CABRAL, L., y A. HORTACSU (2010), «The dynamics of seller reputation: Evidence from ebay», <i>The Journal of Industrial Economics</i>, 58: 54-78.</p> <p>CABRAL, L., y L. LI (2015), «A dollar for your thoughts: Feedback-conditional rebates on ebay», <i>Management Science</i>, 61: 2052-2063.</p> <p>CHUA, A. YK., y S. BANERJEE (2013), «Reliability of reviews on the internet: The case of tripadvisor», en <i>Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science</i>, volumen 1.</p> <p>COHEN, A. (2003), <i>The perfect store: Inside eBay</i>, Back Bay Books.</p> <p>CRIPPS, M. W.; MAILATH, G. J., y L. SAMUELSON (2004), «Imperfect monitoring and impermanent reputations», <i>Econometrica</i>, 72: 407-432.</p> <p>DELLAROCAS, CH. (2003), «The digitization of word of mouth: Promise and challenges of online feedback mechanisms», <i>Management Science</i>, 49: 1407-424.</p>	<p>— (2005), «Reputation mechanism design in online trading environments with pure moral hazard», <i>Information Systems Research</i>, 16: 209-230.</p> <p>— (2006), «Reputation mechanisms», <i>Handbook on Economics and Information Systems</i>, 629-660.</p> <p>DELLAROCAS, CH., y CH. A. WOOD (2008), «The sound of silence in online feedback: Estimating trading risks in the presence of reporting bias», <i>Management Science</i>, 54: 460-476.</p> <p>DELLAROCAS, CH.; ZHANG, X. M., y N. F. AWAD (2007), «Exploring the value of online product reviews in forecasting sales: The case of motion pictures», <i>Journal of Interactive marketing</i>, 21: 23-45.</p> <p>DRANOVE, D., y G. Z. JIN (2010), «Quality disclosure and certification: Theory and practice», <i>Journal of Economic Literature</i>, 48: 935-963.</p> <p>DUAN, W.; GU, B., y A. B. WHINSTON (2008), «The dynamics of online word-of-mouth and product sales an empirical investigation of the movie industry», <i>Journal of retailing</i>, 84: 233-242.</p> <p>EDELMAN, B.; LUCA, M., y D. SVIRSKY (2017), «Racial discrimination in the sharing economy: Evidence from a field experiment», <i>American Economic Journal: Applied Economics</i>, 9: 1-22.</p> <p>ELFENBEIN, D. B.; FISMAN, R., y B. MCMANUS (2015), «Market structure, reputation, and the value of quality certification», <i>American Economic Journal: Microeconomics</i>, 7: 83-108.</p> <p>FAN, Y.; JU, J., y M. XIAO (2016), «Reputation premium and reputation management: Evidence from the largest e-commerce platform in China», <i>International Journal of Industrial Organization</i>, 46: 63-76.</p> <p>FILIPPAS, A.; HORTON, J.; GOLDEN, J. M., et al. (2017), <i>Reputation in the long-run</i>, Technical report, CESifo Group Munich.</p> <p>FRADKIN, A.; GREWAL, E., y D. HOLTZ (2016), «The determinants of online review informativeness: Evidence from field experiments on airbnb», <i>Technical report</i>, Working Paper.</p> <p>GHOSE, A.; IPEIROTIS, P., y A. SUNDARARAJAN (2007), «Opinion mining using econometrics: A case study on reputation systems», en <i>Proceedings of the 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics</i>, 416-423.</p> <p>HOLMSTRÖM, B. (1999), «Managerial incentive problems: A dynamic perspective», <i>The Review of Economic Studies</i>, 66: 169-182.</p>	<p>HUI, X.; SAEEDI, M.; SHEN, Z., y N. SUNDARESAN (2016), «Reputation and regulations: evidence from ebay», <i>Management Science</i>, 62: 3604-3616.</p> <p>— (2017), «Adverse selection or moral hazard: An empirical study», <i>Working Paper</i>, 1-46.</p> <p>JOLIVET, G.; JULLIEN, B., y F. POSTEL-VINAY (2016), «Reputation and prices on the e-market: Evidence from a major french platform», <i>International Journal of Industrial Organization</i>, 45: 59-75.</p> <p>KANDORI, M. (2008), «Repeated games», <i>New Palgrave Dictionary of Economics</i>, 2nd edition, Palgrave Macmillan.</p> <p>KLEIN, T. B.; LAMBERTZ, CH., y K. O. STAHL (2016), «Market transparency, adverse selection, and moral hazard», <i>Journal of Political Economy</i>, 124: 1677-1713.</p> <p>KREPS, D. M., y R. WILSON (1982), «Reputation and imperfect information», <i>Journal of Economic Theory</i>, 27: 253-279.</p> <p>KREPS, D. M.; MILGROM, P.; ROBERTS, J., y R. WILSON (1982), «Rational cooperation in the finitely repeated prisoners' dilemma», <i>Journal of Economic Theory</i>, 27: 245-252.</p> <p>LI, L., y E. XIAO (2014), «Money talks: rebate mechanisms in reputation system design», <i>Management Science</i>, 60: 2054-2072.</p> <p>LI, L. I. (2010), «Reputation, trust, and rebates: How online auction markets can improve their feedback mechanisms», <i>Journal of Economics & Management Strategy</i>, 19: 303-331.</p> <p>LI, L. I.; TADELIS, S., y X. ZHOU (2016), «Buying reputation as a signal of quality: evidence from an online marketplace», <i>Technical report</i>, National Bureau of Economic Research, 2016.</p> <p>LUCA, M. (2011), «Reviews, reputation, and revenue: The case of yelp.com» (September 16, 2011). <i>Harvard Business School NOM Unit Working Paper</i> (12-016).</p> <p>MANYIKA, J., y C. ROXBURGH (2011), «The great transformer: The impact of the internet on economic growth and prosperity». <i>McKinsey Global Institute</i>, 1.</p> <p>MANYIKA, J.; LUND, S.; BUGHIN, J.; WOETZEL, J. R.; STAMENOV, K., y D. DHINGRA (2016), <i>Digital globalization: The new era of global flows</i>, McKinsey Global Institute.</p> <p>MAYZLIN, D.; DOVER, Y., y J. CHEVALIER (2014), «Promotional reviews: An empirical investigation of online review manipulation», <i>The American Economic Review</i>, 104: 2421-2455.</p>
---	--	--

<p>MILGROM, P., y J. ROBERTS (1982), «Predation, reputation, and entry deterrence», <i>Journal of Economic Theory</i>, 27: 280-312.</p> <p>NOSKO, CH., y S. TADELIS (2015), «The limits of reputation in platform markets: An empirical analysis and field experiment», <i>Technical Report</i>, National Bureau of Economic Research.</p> <p>RESNICK, P.; ZECKHAUSER, R.; SWANSON, J., y K. LOCKWOOD (2006), «The value of</p>	<p>reputation on ebay: A controlled experiment», <i>Experimental Economics</i>, 9: 79-101.</p> <p>ROSSI, M. (2018), <i>Reputation for what? moral hazard, adverse selection and the airbnb review system</i>, pendiente de publicación.</p> <p>SUNDARARAJAN, A. (2016), <i>The sharing economy: The end of employment and the rise of crowd-based capitalism</i>, Mit Press.</p>	<p>TADELIS, S. (2016), «Reputation and feedback systems in online platform markets», <i>Annual Review of Economics</i>, 8: 321-340.</p> <p>VIAL, B., y F. ZURITA (2017), «Entrants' reputation and industry dynamics», <i>International Economic Review</i>, 58: 529-559.</p> <p>ZERVAS, G.; PROSERPIO, D., y J. BYERS (2015), <i>A first look at online reputation on airbnb, where every stay is above average</i>.</p>
---	--	---