

Resumen (**)

El presente artículo examina la evolución del crédito *peer-to-peer* (P2P) *online* durante la última década. Comienza con una exhaustiva revisión de la investigación relevante publicada en ocho de las principales revistas especializadas en finanzas, contabilidad y dirección de empresas entre 2010 y 2019. Las claves y conclusiones obtenidas a partir de la literatura se emplean a continuación para analizar la industria del crédito de mercado (*marketplace lending*) en un país, China, cuyo mercado P2P supera en tamaño al de todo el resto del mundo junto. Paradójicamente, se da la circunstancia de que cerca de dos terceras partes de las plataformas de crédito P2P *online* en China han quebrado. La evidencia empírica resultante de datos operativos mensuales de 735 plataformas crediticias y de los datos a nivel de transacción procedentes de una prominente plataforma (Renrendai) confirma muchas de las predicciones teóricas. También se apuntan algunas observaciones con el fin de orientar la investigación futura sobre el crédito P2P.

Palabras clave: crédito *peer-to-peer*, China, quiebra de plataforma, *fintech*.

Abstract

This article traces the evolution of online peer-to-peer (P2P) lending in the past decade. It starts with a comprehensive review of related research published in eight leading journals in finance, accounting and management from 2010 to 2019. Insights derived from the literature are then used to analyze the marketplace lending industry in one country, China, where the size of the P2P market is larger than that of the rest of the world combined. Ironically, it is also true that, in China, around two-third of the online P2P lending platforms have failed. Empirical evidence from monthly operating data of 735 lending platforms and transaction level data from one prominent platform (Renrendai) confirms many theoretical predictions. We also provide observations to help guide future research in P2P lending.

Keywords: peer-to-peer lending, China, platform failure, fintech.

JEL classification: G21, G23, L5, O31.

VISIONES ACTUALES SOBRE EL CRÉDITO *PEER-TO-PEER* ONLINE: LA EVIDENCIA DE CHINA

Iftekhar HASAN (*)

Universidad de Fordham

Qing HE

Universidad Renmin de China, Beijing, China

Haitian LU

Universidad Politécnica de Hong Kong

I. INTRODUCCIÓN

EL término *finTech* designa la aplicación de las nuevas tecnologías al diseño y la oferta de productos y servicios financieros (Goldstein, Jiang y Karolyi, 2019). Una de las principales invenciones surgidas con ese empleo de la tecnología en el sector financiero en la última década ha sido el crédito de mercado (*marketplace lending*) *online* (OML, por sus siglas en inglés). El OML consiste en aplicar datos y tecnología para hacer posible el préstamo *peer-to-peer* (P2P, entre iguales) a través de un mercado o portal *online* sin intervención de intermediarios financieros. En el modelo OML, los prestamistas pujan sobre propuestas de préstamos (*listings*) no respaldados por activos de garantía publicadas por prestatarios anónimos. Basándose en una pléyade de información tanto estandarizada como no estandarizada, los prestamistas toman decisiones sobre si pujar, y cuánto, por una propuesta de préstamo concreta. El préstamo queda materializado cuando el importe solicitado es suscrito en su totalidad.

El rápido desarrollo del OML desde la década de 2010 se debe a una serie de factores exógenos, entre los que cabe citar:

los avances tecnológicos, que han abaratado enormemente los costes de computación, el almacenamiento y los dispositivos; el auge del crédito al consumo y a pequeñas empresas; y las consecuencias de la crisis financiera, que llevó a reforzar los requisitos regulatorios a los bancos tradicionales. En Estados Unidos, una de las mayores plataformas de crédito P2P, Lending Club, ha captado más de cuatro millones de clientes facilitando préstamos por un importe total superior a 50.000 millones de dólares desde 2007. Otra plataforma de crédito P2P, Prosper Marketplace, ha ayudado a más 940.000 particulares a financiar préstamos de más de 15.000 millones de dólares desde 2005. Un informe de Transparency Market Research (TMR) predice que el mercado mundial de crédito *peer-to-peer* crecerá a una tasa anual compuesta del 48,2 por 100 entre 2016 y 2024, hasta alcanzar un tamaño de mercado de 897.850 millones de dólares para finales de 2014 (1).

Conviene señalar que, entre los principales mercados de crédito P2P, China por sí sola supera al resto de sectores P2P mundiales en conjunto, con un total de préstamos en circulación de 1,49 billones de renminbis (217.960 millones de dólares) en 2018. En

2015, el sector, prácticamente exento de regulación por entonces, registró su máximo, contabilizándose en torno a 3.500 negocios de crédito P2P en todo el mundo (2). No obstante, los datos de Wangdaizhijia, el principal instituto de seguimiento y estudios de mercado de OML de China, indican que, hasta 2019, cerca de dos terceras partes de las plataformas OML han quebrado. ¿Qué explica esta sorprendente evolución? ¿Hasta qué punto puede la investigación académica arrojar luz sobre el crédito P2P a los interesados en este sector en clara expansión? Y más importante, ¿está sustentada sobre datos nuestra comprensión del funcionamiento de este mercado?

Con estas cuestiones en mente, el presente artículo comienza con una «revisión estructurada de la literatura» de los trabajos de investigación sobre P2P publicados en ocho destacadas revistas de finanzas, contabilidad y dirección de empresas durante el período entre 2010 y 2019. Una revisión estructurada de la literatura «es un método de estudio de un corpus de investigaciones académicas a fin de ahondar en su conocimiento, formular reflexiones críticas, y plantear vías de investigación futuras y preguntas para el análisis» (Massaro, Dumay y Guthrie, 2016: 767). Este ejercicio revela que se publicaron trece artículos sobre crédito *peer-to-peer* en los siguientes medios: *Review of Financial Studies* [3], *The Accounting Review* [1] y *Management Science* [9]. Analizamos sus perspectivas, metodologías y contribuciones clave con el objetivo de generar ideas, plantear críticas y obtener una redefinición transformadora del sector de crédito P2P, los tres resultados

que debe perseguir cualquier investigación crítica sobre gestión enunciados por Alvesson y Deetz (2000).

A continuación, utilizamos estas ideas para analizar el mercado P2P de China. En primer lugar, describimos los mecanismos de mercado y los factores intrínsecos/extrínsecos que explican la evolución del sector de crédito P2P de China. Para el análisis de este mercado, utilizamos un conjunto de datos privados que comprenden 735 plataformas únicas y 9.556 observaciones plataforma-mes con datos para todas las variables propuestas para el período 2011 a 2015. De las 735 plataformas, 476 quebraron en distintas fases de la etapa muestral. Si bien nuestra muestra no cubre todas las plataformas existentes, es con mucho la representación más exhaustiva y completa de datos a nivel de plataforma sobre el mercado OML de China. Nuestro objetivo es comparar sistemáticamente las características de plataformas «fallidas» y «en normal funcionamiento» y realizar inferencias sobre los factores con capacidad de predecir la quiebra de una plataforma.

La siguiente sección del artículo se apoya en datos de Renrendai (RRD), una de las mayores plataformas de crédito *peer-to-peer* de China. Desde su lanzamiento oficial en septiembre de 2010, RRD ha captado más de 2,5 millones de socios y a 31 de diciembre de 2015 había contribuido a intermediar 13.000 millones de renminbis (2.000 millones de dólares) en préstamos. Estos datos nos permiten observar la información detallada por prestatario, características de la operación propuesta (*listing*) y préstamo, así como de qué forma pujan los

prestamistas. Utilizamos estos datos para llevar a cabo consultas a modo de test respecto a la literatura empírica, que hasta ese momento solo se fijaba en el mercado estadounidense.

El resto del artículo se organiza como sigue: la sección segunda resume la literatura existente sobre el crédito P2P. La tercera sección introduce el mecanismo del crédito de mercado *online* (*online marketplace lending*, OML) y el contexto institucional en China. La sección cuarta presenta un análisis empírico de 735 plataformas OML (tanto fallidas como en funcionamiento) en China para arrojar luz sobre las causas de que una plataforma quiebre. La quinta sección presenta un resumen estadístico y análisis empírico piloto basado en una plataforma: RRD. En la sección sexta se presentan las conclusiones.

II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

1. Metodología de selección de artículos y panorámica

Nuestra revisión de la literatura abarca trece artículos centrados en el fenómeno del crédito *peer-to-peer* que fueron publicados en destacadas revistas del mundo de las finanzas, la contabilidad y la dirección de empresas. Para mantener el alcance de nuestra revisión de la literatura dentro de unos límites manejables, excluimos los documentos de trabajo (*working papers*), y nos centramos en las ocho principales revistas de finanzas, contabilidad y dirección de empresas listadas en la web «Top 100 Business School Research Rankings» de la Universidad de Texas en Dallas

CUADRO N.º 1

ARTÍCULOS PUBLICADOS SOBRE CRÉDITO *PEER-TO-PEER* (2010-2019)

REFERENCIA	REVISTA	AÑO	FUENTE PRINCIPAL	ENFOQUE GEOGRÁFICO	METODOLOGÍA
Duarte <i>et al.</i>	<i>RFS</i>	2012	Propser.com	EE.UU.	Análisis empírico
Zhang y Liu	<i>MS</i>	2012	Propser.com	EE.UU.	Análisis empírico
Michels	<i>TAR</i>	2012	Propser.com	EE.UU.	Análisis empírico
Lin <i>et al.</i>	<i>MS</i>	2013	Propser.com	EE.UU.	Análisis empírico
Lin y Viswanathan	<i>MS</i>	2016	Propser.com	EE.UU.	Análisis empírico
Iyer <i>et al.</i>	<i>MS</i>	2016	Propser.com	EE.UU.	Análisis empírico
Paravisini <i>et al.</i>	<i>MS</i>	2017	Lending Club	EE.UU.	Análisis teórico y empírico
Hildebrand <i>et al.</i>	<i>MS</i>	2017	Propser.com	EE.UU.	Análisis empírico
Wei y Lin	<i>MS</i>	2017	Propser.com	EE.UU.	Análisis teórico y empírico
Butler <i>et al.</i>	<i>MS</i>	2017	Propser.com	EE.UU.	Análisis empírico
Vallee y Zeng	<i>RFS</i>	2019	Lending Robot	EE.UU.	Análisis teórico y empírico
Tang	<i>RFS</i>	2019	Lending Club	EE.UU.	Análisis teórico y empírico
Du <i>et al.</i>	<i>MS</i>	2019	A China Lending Platform	China	Análisis empírico

(UTD). Estas revistas incluyen: *Journal of Finance (JF)*, *Journal of Financial Economics (JFE)*, *Review of Financial Studies (RFS)*, *Accounting Review (TAR)*, *Journal of Accounting and Economics (JAE)*, *Journal of Accounting Research (JAR)*, *Management Science (MS)* e *Information System Research (ISR)*.

A los efectos de identificar los artículos relacionados con el campo del P2P, realizamos una primera criba por dimensión temporal, restringiéndola a aquellos artículos aparecidos en alguna de las revistas citadas en la década comprendida entre 2010 y 2019. Este enfoque es lógico, ya que las primeras plataformas de crédito P2P, por ejemplo, Prosper Marketplace y LendingClub, se fundaron a finales de la década de 2000 y sus datos no estuvieron disponibles para los investigadores hasta la siguiente década. En primer lugar realizamos una búsqueda por el título del artículo y determinadas palabras clave, requiriendo que contengan en

todo o en parte los términos «crédito *peer-to-peer*», «crédito entre particulares», «P2P», «*crowdfunding* de deuda» o «crédito de mercado» (*marketplace lending*). En el caso de que el título de un artículo no contenga estas palabras clave, leemos el resumen atentamente para asegurarnos de que guarden relación con el crédito *peer-to-peer*.

Este ejercicio genera trece artículos. El cuadro n.º 1 resume sus detalles.

El cuadro n.º 1 muestra que, en tanto que un campo floreciente de la nueva economía, el sector P2P ha sido objeto de atención académica en las revistas de más tirada de la dirección de empresas, finanzas y contabilidad. *Management Science* publicó el mayor número [9] de artículos sobre el crédito P2P, seguido del *Review of Financial Studies*, que publicó tres [3] artículos. Hay que precisar que durante el año 2019 el *RFS* publicó un volumen especial sobre el fenómeno *fin-*

tech tras un protocolo editorial de selección de manuscritos a lo largo de dos años (véase el artículo editorial de Goldstein, Jiang y Karolyi, 2019). Este volumen especial contiene dos artículos sobre crédito *peer-to-peer* de las 47 propuestas enviadas. Uno de los artículos publicados en el *Accounting Review* (Michels, 2012) reviste interés, al utilizar análisis textual sobre las *disclosures* realizadas en la plataforma P2P Prosper.com.

Una ventaja de la investigación sobre el crédito *peer-to-peer* es la amplitud del conjunto de datos disponibles. En Estados Unidos, dos de las principales plataformas de crédito *peer-to-peer*, Prosper Marketplace y Lending Club, dominan el mercado. Además, ambas plataformas publican estadísticas de rentabilidad y datos de mercado en su página web, disponibles para análisis. En consecuencia, doce de los trece artículos publicados tienen EE.UU. como su foco geográfico, y de ellos nueve utilizan datos

procedentes de Prosper.com, mientras que otros dos utilizan datos de Lending Club. En cuanto a la metodología de estudio empleada, todos los artículos revisados son empíricos, y cuatro de ellos combinan tanto el análisis teórico como el empírico.

2. Líneas de investigación

Un aspecto importante reside en las líneas de investigación abordadas por estos artículos. Nuestra revisión revela que, en general, pueden distinguirse tres grandes líneas de investigación según su enfoque: 1) comprensión del comportamiento de los inversores en el crédito *peer-to-peer*; 2) incentivos y diseño del mecanismo en las plataformas *peer-to-peer*; y 3) interrelación existente entre el crédito P2P y la financiación bancaria.

2.1. Comprensión del comportamiento de los inversores en el crédito *peer-to-peer*

En el *crowdfunding* de deuda, los prestamistas pujan por propuestas de préstamo (*listings*) no respaldadas por activos de garantía publicadas por prestatarios anónimos. Partiendo de una pléyade de información tanto estandarizada como no estandarizada, los prestamistas toman decisiones sobre *si* y *cuánto* pujar por una propuesta de préstamo concreta. El préstamo queda materializado cuando el importe solicitado es suscrito en su totalidad; de lo contrario, se considera que la propuesta no ha prosperado. La pregunta natural que cabe hacerse es, en un entorno anónimo, ¿cómo evalúan los prestamistas individuales a los prestatarios?

Una perspectiva útil es considerar la teoría de la selección adversa. Akerlof (1970) muestra cómo la selección adversa entre vendedores y compradores en el mercado de coches de segunda mano provoca que el mercado fracase. En el mercado de crédito, los deudores conocen cuál es su capacidad de pago y su disposición a devolver la deuda mejor que los acreedores. La asimetría de información se ve magnificada en un entorno *online*, donde no existe interacción cara a cara entre deudor y acreedor. Si los prestamistas no tienen forma de distinguir a los prestatarios de alta calidad de los de baja calidad, solo estarán dispuestos a pujar a tipos de interés «medios». Esto beneficia a los prestatarios de baja calidad, provocando que los de alta calidad salgan del mercado. Sabedores de que solo quedan en el mercado prestatarios de baja calidad, los prestamistas, aversos al riesgo, también se retirarán, y el mercado fracasará.

Por tanto, la clave para evitar que el OML se convierta en un «mercado de cacharros» es proporcionar a los prestamistas información útil que ayude a «señalar» la calidad del prestatario. En una plataforma P2P tipo, la información «dura» (factual) disponible para los prestamistas suele incluir la edad del prestatario, el sexo, rango de ingresos, nivel de educación, experiencia laboral, si tiene una vivienda en propiedad, su historial de crédito en la plataforma, y el grado de solvencia asignado por la plataforma, etc. La información «blanda», que incluye información difícil de cuantificar y otros datos que sí son cuantificables pero no suelen ser utilizados por los bancos, consiste en domicilio habitual, fotografía, red de

amistades en la plataforma, y declaraciones textuales.

Siguiendo este modo de proceder, varios artículos estudian la utilidad de la información tanto «dura» como «blanda» para predecir el éxito en la financiación, el precio y la probabilidad de impago. Toda esta literatura concluye que la información «dura» tradicional, y en especial la calificación crediticia asignada por la plataforma en base a su propio algoritmo de evaluación, es un indicador importante. Asimismo importante es que los estudios revelan que cuando los prestamistas evalúan la credibilidad de los prestatarios, tienden a tomar sus decisiones de concesión de crédito sobre la base de la información «blanda».

Partiendo de 20.000 propuestas (*listings*) seleccionadas aleatoriamente y 6.500 préstamos de Prosper.com entre mayo de 2006 y enero de 2008, Duarte *et al.* (2012) estudian si la solvencia del deudor individual juzgada a partir de su apariencia física afecta a las decisiones de crédito por parte de los inversores. Preguntan, en primer lugar, a veinticinco profesionales independientes en MTurk que juzguen y califiquen la solvencia de los deudores y su disposición a reembolsar la deuda a partir de una fotografía del prestatario, y a continuación extraen el promedio de las puntuaciones otorgadas por todos estos profesionales. El estudio empírico demuestra que las personas juzgadas más solventes tendrían mayores probabilidades de obtener un préstamo y pagar un tipo de interés más reducido. Además, los deudores juzgados como solventes tienden a presentar mejores *scores* crediticios y tasas de impago más bajas. Aun cuando los deudores juzgados

como solventes tienden a pagar tipos de interés más reducidos, los prestamistas siguen aplicando tipos de interés elevados, lo que sugiere que en su proceso de decisión no incorporan plenamente la menor probabilidad de impago de los deudores juzgados solventes, y que sigue existiendo cierta anomalía de precios en el tipo de interés.

Inspirándose en la literatura sobre selección adversa y señalización, Lin *et al.* (2013) argumentan que las amistades pueden actuar como señalizador de la calidad crediticia en un mercado de crédito *online*. Utilizando una muestra de *listings* de préstamos en Prosper.com entre enero de 2007 y mayo de 2008, los autores comprueban que las amistades podrían aumentar la probabilidad de que una propuesta llegue a buen fin y reciba un tipo de interés más bajo. Asimismo, las amistades están asociadas a unas tasas de impago *ex post* más bajas. Y este efecto es más pronunciado cuando la jerarquía de amistades, medida por los cargos desempeñados y la identidad de dichas amistades, es alta.

Iyer *et al.* (2016) también aportan evidencia empírica de que la información financiera tanto estándar como «blanda» o no estándar ayuda a inferir la calidad de los pequeños deudores. Utilizando un conjunto de datos de Prosper.com entre febrero de 2007 y octubre de 2008, que contiene todas las variables sobre información de crédito que aparecen en un *listing* de préstamo de un deudor y el texto de dicha propuesta, los autores demuestran, utilizando fuentes de información no estándar o «blanda», que los prestamistas individuales son capaces de predecir la probabilidad de impago de los deudores con mayor precisión que el *score* crediticio exacto asignado a cada deudor.

dores con mayor precisión que el *score* crediticio exacto asignado a cada deudor.

Michels (2012) estudia una clase de información «blanda», la divulgación de datos «no verificables» del deudor. Utilizando préstamos no garantizados a tres años procedentes de Prosper.com, concluye que la divulgación adicional de un dato no verificable está asociada con una reducción de 1,27 puntos porcentuales del tipo de interés y un aumento del 8 por 100 de la actividad de pujas. Y el efecto de estas divulgaciones es más fuerte para deudores con un perfil crediticio comparativamente más débil. Además, la divulgación de datos no verificables está asociada negativamente a los impagos futuros en los préstamos.

Una diferencia clave entre el crédito *peer-to-peer* y el crédito bancario consiste en que los prestamistas individuales, que no son expertos, tienden a utilizar su categorización, e incluso estereotipado, para minimizar los costosos procesos mentales (Gilbert y Hixon, 1991). Por ejemplo, Lin y Viswanathan (2015) confirman la existencia de un sesgo nacional (*home bias*) en el mercado de préstamos *online*. Utilizando análisis de datos diarios de transacciones en Prosper.com anteriores a 2008, encuentran que los prestamistas tienden a invertir en prestatarios de su propio estado. A efectos de identificación, designan un cuasiexperimento a nivel de *listing* que explota el cambio de residencia de los prestatarios a otros estados como variaciones exógenas, y constatan que, tras el cambio, el número de pujas procedentes del estado de origen disminuye, mientras que las procedentes del estado de destino aumentan.

Herzenstein, Dholakia y Andrews (2011) documentan evidencia de «efecto rebaño» entre los prestamistas de Prosper, en virtud del cual los *listings* de prestatarios que han atraído un mayor número de prestamistas tienen más probabilidades de captar nueva financiación. Zhang y Liu (2012) distinguen además entre comportamientos «rebaño» racionales e irracionales. Los autores documentan que en lugar de imitar pasivamente a sus pares (rebaño de tipo irracional), los prestamistas aprenden activamente por observación (rebaño de tipo racional); infieren la solvencia de los prestamistas observando las decisiones de crédito de sus pares, y utilizan las características públicamente observables para moderar sus inferencias.

Paravisini, Rappoport y Ravina (2017) estiman la aversión al riesgo a partir de las decisiones financieras de los inversores y la elasticidad a la riqueza utilizando datos procedentes del Lending Club. Dado que el mismo individuo invierte de manera repetida, los autores construyen un conjunto de datos de panel que utilizan para desentrañar la heterogeneidad en las actitudes hacia el riesgo de los inversores. Encuentran que los inversores con mayores niveles de riqueza muestran, de media, mayor aversión al riesgo, y que el grado de aversión al riesgo de los inversores aumenta tras producirse un *shock* negativo de riqueza inmobiliaria.

2.2. Incentivos y diseño de mecanismo en las plataformas *peer-to-peer*

Un segundo grupo de literatura se centra en los incentivos y

el diseño de mecanismos en las plataformas de crédito *peer-to-peer*. El grueso de los ingresos de negocio de las plataformas OML procede de las «comisiones de servicio» basadas en el volumen por cada préstamo que se origina con éxito. A diferencia de los bancos, las plataformas *peer-to-peer* actúan en una triple calidad de mercado (*marketplace*), agencia de selección y emparejador de la oferta y la demanda. Las plataformas no suelen asumir riesgo de crédito del prestatario, pero pueden cobrar comisiones cada vez que se origina un nuevo préstamo. La comisión de servicio cobrada varía en función de los *ratings* de crédito del prestatario. De ello se deduce que cada plataforma P2P tiene un incentivo para maximizar el volumen de préstamos facilitados, y para utilizar el diseño del mecanismo como herramienta para maximizar su propio beneficio. Desde su creación, tanto Prosper Marketplace como Lending Club están aprendiendo del mercado y experimentando con diferentes diseños de mecanismo. Estas alteraciones en el mecanismo ofrecen oportunidades a los investigadores para comprender los aspectos económicos subyacentes al crédito *peer-to-peer*.

Cuatro artículos entran en esta categoría. Wei y Lin (2017) comparan dos mecanismos de mercado, a saber, un mecanismo *basado en subasta* y el mecanismo de *precios publicados* en el crédito de mercado. En las subastas, la «multitud» determina el «precio» (tipo de interés) de la transacción mediante un proceso de subasta. En el sistema de precios publicados, la plataforma determina el tipo de interés sobre la base de su propia «graduación» del prestatario. Mediante la construcción

de un modelo de mecanismos de mercado ligados a la teoría de juegos, los autores predicen que el mecanismo de los precios publicados beneficia tanto a prestatarios como a prestamistas gracias a un despliegue más rápido de los fondos, pero lleva a que los prestatarios paguen tipos de interés más altos, aumentando de ese modo el riesgo de impago en el préstamo. A partir de los datos de *listings* de préstamos de Prosper.com entre 2010 y 2011, y utilizando como evento exógeno un único cambio de régimen desde el sistema de subasta al de precios publicados el 20 de diciembre de 2010, testan las predicciones anteriormente citadas y obtienen resultados consistentes. Al examinar el cambio experimentado en el bienestar social, su estudio demuestra que los mecanismos de precios publicados reducen el bienestar social global aun cuando podrían aumentar el excedente de la plataforma.

Hildebrand, Puri y Rocholl (2017) explotan un experimento sobre diseño de mecanismos en Prosper, consistente en remunerar una vez a los «líderes de grupo» en el proceso de pujas con una comisión de originación. En particular, analizan las pujas realizadas por los líderes de grupo en presencia de comisiones de originación y concluyen que estas pujas son (equivocadamente) percibidas como una señal de buena calidad del préstamo, y el resultado son unos tipos de interés más bajos. Pero estos préstamos presentan tasas de impago más altas. A largo plazo, ello daña la reputación de la plataforma. Congruente con esta conjetura, los autores encuentran que esos incentivos adversos solo son superados cuando existe suficiente «skin in

the game» (se juegan su patrimonio) y no existen comisiones de originación.

El artículo de Vallee y Zeng (2019) estudia de qué modo las plataformas pueden maximizar su utilidad mediante la provisión de información estratégica. A diferencia del crédito tradicional donde los bancos son el único proveedor de información, argumentan que el crédito P2P constituye un nuevo paradigma en el que tanto las plataformas P2P como los inversores producen información conjuntamente. En este nuevo paradigma, la producción de mayor información desde la plataforma hacia unos inversores sofisticados podría incrementar la selección adversa y dañar el volumen de contratación de la plataforma. Por tanto, para maximizar el volumen de contratación, la plataforma necesita encontrar un compromiso entre los mejores resultados de selección (*screening*) y un problema de selección adversa.

Construyendo un modelo teórico, Vallee y Zeng (2019) demuestran que la estrategia óptima para la plataforma es proporcionar niveles intermedios de intensidad de *prescreening* por la plataforma y provisión de información a los inversores. Para testar este modelo, utilizan datos procedentes de Lending Robot entre enero de 2014 y febrero de 2017, y concluyen que los inversores sofisticados criban más activamente los préstamos y tienen una mejor rentabilidad en su inversión. No obstante, este superior comportamiento disminuye conforme aumenta el coste de *screening* (aproximado por el evento de que Lending Club redujera la información sobre las características de los prestatarios a partir del 7 de noviembre de

2014). Estos resultados son consistentes con el hecho de que las plataformas gestionen la selección adversa y produzcan un nivel intermedio de información.

Otro reto que afrontan las plataformas es cómo incrementar la disposición de los prestatarios a pagar. Du *et al.* (2019) implementan varios mecanismos conductuales en un experimento de campo, en condiciones naturales, para mitigar los problemas de riesgo moral en el crédito P2P. Este estudio se lleva a cabo en una página web de crédito P2P de tamaño mediano en China que envía mensajes recordatorios antes de las fechas programadas de amortización de los préstamos. Para integrar los mecanismos conductuales en los mensajes recordatorios, los autores diseñan un experimento de campo en el que una dimensión es la variación en el contenido del mensaje (tono neutral, expectativas positivas o consecuencias adversas) y la otra dimensión es si la identidad del prestamista es revelada. La plataforma enviará el primer mensaje inmediatamente después de la aprobación del préstamo, el segundo, un día antes de la primera fecha de pago, y el último, al cabo de treinta días contados a partir de la fecha de pago final si por entonces el préstamo sigue impagado. Utilizando préstamos aprobados durante el período del 1 al 31 de mayo de 2016, el estudio muestra que los mensajes de texto de recordatorio con una expectativa positiva incrementan la probabilidad de reembolso de los prestatarios a corto y largo plazo, mientras que los recordatorios que hacen hincapié en las consecuencias adversas de la falta de pago de los préstamos tienen un impacto a corto plazo en la probabilidad de reembolso.

2.3. La interrelación entre el crédito P2P y la financiación bancaria

El crédito P2P proporciona financiación *online* sin respaldo de activos de garantía, de manera que se solapa en parte con la actividad bancaria. Una cuestión importante es si el crédito P2P funciona como sustituto de los bancos o, más bien, como complemento. Esta pregunta es legítima, ya que si el crédito P2P, en tanto que nuevo modelo de negocio basado en la tecnología, funciona como «sustituto» de los servicios tradicionales de los bancos, los bancos deberían estar preocupados por la pérdida de clientes a manos de las compañías tecnológicas. Pero si el sector del crédito P2P presta servicio principalmente a un grupo de prestatarios no bancarizados o a los que las entidades de crédito tradicionales han denegado la financiación, entonces serviría como «complemento» del sistema bancario para fomentar la inclusión financiera.

Para explorar la interrelación entre la banca y el crédito P2P, Tang (2019) diseña un marco conceptual para predecir cómo afectaría un *shock* negativo en la concesión de crédito bancario a la cantidad y composición de los préstamos P2P. Según las predicciones, si las plataformas P2P y los bancos fueran sustitutos perfectos, el *shock* negativo en la concesión de crédito por los bancos incrementaría el volumen de crédito P2P y disminuiría la calidad media de los prestamistas P2P. Si su relación fuese perfectamente complementaria, una reducción de la oferta de crédito bancario conduciría a un incremento tanto del volumen prestado como de la calidad media

de los prestatarios. Y en el caso intermedio, un *shock* negativo incrementaría el volumen prestado. Para testar empíricamente estas predicciones, Tang utiliza el método de «diferencias en diferencias», donde los condados que se ven sujetos a la regulación de FAS 166/167 en 2010 constituyen el grupo de tratamiento, y utiliza datos de operaciones P2P del Lending Club entre 2009 y 2012 para construir variables a nivel de condado. Tang concluye que el crédito P2P se expande en aquellos mercados donde la oferta del crédito bancario sufre restricciones, y podría funcionar como sustituto de la banca cuando los prestatarios bancarios de baja calidad migran a las plataformas P2P. Además, los prestamistas P2P también complementan a los bancos al proporcionar préstamos de montante reducido.

Butler, Cornaggia y Gurun (2017) examinan la misma cuestión, pero desde un prisma diferente. Basándose en datos de *listings* de Prosper entre abril de 2008 y diciembre de 2010, y utilizando los depósitos bancarios a nivel de condado y el número de sucursales bancarias aseguradas por el FDIC (Federal Deposit Insurance Corporation) dentro de un condado como aproximación del acceso a la financiación bancaria, los autores muestran que los prestatarios que residen en áreas con buen acceso a la financiación bancaria recurren a préstamos P2P con tipos de interés más bajos. Este efecto es más fuerte en el caso de los prestatarios con baja solvencia y aquellos que demandan préstamos con montantes reducidos. Su evidencia respalda la existencia de una relación «sustitutiva» entre el sector de la banca y el sector del crédito P2P.

III. EL SECTOR DEL CRÉDITO PEER-TO-PEER EN CHINA

1. Entorno institucional

China es la mayor economía entre los mercados emergentes con mercados financieros en desarrollo. Los bancos dominan el sistema financiero chino, aportando tres quintas partes del crédito total al sector privado (Elliot, Kroeber y Yu, 2015). El sistema bancario en China está concentrado, y cinco bancos estatales se reparten casi la mitad del mercado total de préstamo. El mercado de capitales está relativamente infradesarrollado, y una mayoría de empresas cotizadas son de carácter público o están controladas por el Estado (Allen, Qian y Qian, 2005). No sorprende descubrir que la mayoría del crédito bancario es concedido por bancos de propiedad estatal a empresas también de propiedad estatal o a grandes empresas privadas, mientras que las pymes afrontan sustanciales obstáculos para obtener financiación externa en el sector financiero formal.

Las necesidades financieras del enorme sector privado de China están atendidas fundamentalmente por el sistema de banca paralelo (*shadow banking*), el cual está formado por empresas financieras que operan fuera del sector bancario. Estas empresas financieras adoptan diversas formas, como sociedades fiduciarias o *trust*; préstamos entre empresas intermediados por entidades financieras (denominados préstamos comisionados o *entrusted loans*); empresas de microfinanzas; sociedades de aval, sociedades de *leasing*, casas de empeños y otros prestamistas no bancarios diversos. Desempeñan funciones similares a los bancos, pero no

están sujetos a la intensa regulación del sector bancario.

La demanda de inversión y crédito por parte de los particulares chinos se disparó durante la última década a medida que se desarrollaba una creciente clase media en el país, y la digitalización de las finanzas ha hecho mucho más fácil el préstamo entre particulares a través de Internet. China posee más de 700 millones de usuarios de Internet, muchos de los cuales han desarrollado el hábito de comprar *online* y realizar pagos digitales (*The Economist*, 2017). El crédito *peer-to-peer online* ofrece una oportunidad para que los inversores canalicen sus fondos de forma colectiva, satisfaciendo de ese modo las demandas de crédito y de inversión. Como era previsible, ante la ausencia de una regulación formal del negocio de crédito *peer-to-peer*, muchas entidades del *shadow banking* abrieron su propia página web a comienzos de la década de los 2010 para ejercer esa actividad. Los datos de Wangdai-zhijia muestran que el número de portales de OML operativos creció vertiginosamente desde tan solo 10 en 2010 hasta 3.984 en 2016 (marzo), y en términos acumulados procesó préstamos por valor de 1,745 billones de renminbis (268.400 millones de dólares). Aunque este mercado emergente es aún pequeño comparado con el mastodóntico sistema financiero del país (3), sea cual sea el parámetro con que se mida, China es el líder mundial del crédito de mercado *online*.

2. ¿Por qué fracasan muchas plataformas P2P chinas?

Curiosamente, desde que el número de plataformas P2P

en China alcanzase su cénit en 2015, casi dos terceras partes de las mismas han cerrado llegados a 2019. Los años 2014 y 2015 dejaron un reguero de quiebras de plataformas en China, incluidos varios escándalos aireados por la prensa. Por cada plataforma que quebró, un gran número de inversores se vieron afectados, lo que las convirtió en fuentes de inestabilidad social. Las autoridades reguladoras bancarias chinas impusieron una serie de reglas restrictivas en 2016 y han llevado a cabo acciones correctoras para expulsar del mercado a los actores que no cumplan.

¿Qué explica esta quiebra masiva de las plataformas P2P chinas? Técnicamente, las P2P son proveedores de información, emparejando a demandantes de crédito y ofertantes de financiación en Internet, y cobrando unas comisiones de servicio por ello. El repunte de las quiebras de plataformas es prueba de que los reguladores han fracasado en gran medida en asegurar que las plataformas de crédito P2P sean meros «intermediarios de información» y no intermediarios financieros que asumen y extienden riesgo financiero. La realidad es que la mayoría de las plataformas P2P chinas son actores del *shadow banking* que, por un lado, captan depósitos de particulares en Internet ofreciéndoles rentabilidades (poco realistas) elevadas y, por otro lado, canalizan esos fondos captados hacia empresas necesitadas de financiación a tipos de interés extremadamente altos. A diferencia de los bancos, estas plataformas P2P no estuvieron reguladas hasta 2015.

La quiebra de una plataforma suele comenzar con los impagos

de los prestatarios, que provocan pérdidas para los inversores prestamistas. La plataforma, obligada a pagar a los inversores la atractiva rentabilidad prometida, tiene que recurrir en ocasiones a sus propios recursos para remunerar a dichos inversores. A medida que los recursos propios de la plataforma van menguando por los créditos morosos, debe usar los fondos de nuevos inversores para pagar a los ya existentes a fin de mantenerse en funcionamiento, derivando en fraudes de tipo piramidal conocidos como esquemas Ponzi. Aún peor, cuando el número de inversores cae hasta el punto de que los fondos aportados por los nuevos inversores no son suficientes para repagar a los existentes, cualquier impago a los inversores existentes genera pánico entre los demás, provocando que otros inversores retiren su dinero. Esto crea una situación comparable a un pánico bancario, y desemboca en la quiebra de la plataforma. Por ejemplo, el *Wall Street Journal* describió el colapso de la plataforma china de P2P EZubo en 2015 como un «esquema Ponzi estimado en 7.600 millones de dólares», en el que más de 900.000 inversores perdieron sus aportaciones (4). En 2016, Zhongjin, otra plataforma P2P con sede en Shanghai, dio en quiebra con unos fondos evadidos por valor de 4.600 millones de dólares, dejando más de 130.000 damnificados. Desde diciembre de 2015, las autoridades reguladoras de Beijing, Shanghai y Guangzhou han suspendido el registro de nuevas empresas OML y han comenzado a perseguir a los operadores fraudulentos.

3. Análisis sobre el sector del crédito de mercado online (OML) de China

Este apartado utiliza un exclusivo conjunto de datos de elaboración propia para estudiar el sector OML chino. Nuestro objetivo es comparar de manera sistemática las características de las plataformas «fallidas» y «en normal funcionamiento» y realizar inferencias acerca de los factores que pueden predecir la quiebra de una plataforma. Este ejercicio es útil para los directivos y reguladores a fin de identificar el riesgo de fraude y controlar las plataformas de manera oportuna en el tiempo. Los datos se han obtenido de Wangdaizhijia (<http://www.wdzj.com>), el principal instituto de estudio y seguimiento del sector OML de China.

Otros estudios empíricos utilizan datos de transacciones de una plataforma (p. ej., Prosper o Lending Club para estudiar el mercado de crédito P2P, y sus variables de interés clave son el éxito en la financiación, los precios aplicados y la tasa de impago del prestatario). Nuestro estudio difiere del suyo en que nosotros estudiamos el riesgo de quiebra de la plataforma, y nuestros datos contienen características a nivel de plataforma con frecuencia mensual. Utilizamos datos mensuales porque el OML en China tiene orígenes recientes que se remontan a 2010, y la mayoría de las plataformas OML se crearon con posterioridad a 2013. Además, un número no despreciable de plataformas quebraron en el plazo de un año; así pues, emplear el binomio plataforma-mes como unidad de observación nos permite trazar una radiografía precisa del sector OML en China.

Nuestra muestra comprende 735 plataformas únicas y 9.556 observaciones plataforma-mes con datos de variables completos desde 2011 hasta 2015. De las 735 plataformas, 476 quebraron en distintas etapas del período muestral. Si bien la muestra no cubre todas las plataformas existentes, es con mucho la representación más exhaustiva y completa de datos a nivel de plataforma del mercado OML de China.

El cuadro n.º 2 presenta la distribución de nuestra muestra. El panel A indica la distribución por provincias, y en el panel B se aprecia la distribución por años. Más de una cuarta parte de nuestras observaciones proceden de la provincia de Guangdong. Por número absoluto de quiebras, Shandong, Guangdong y Zhejiang son las que encabezan la clasificación. En términos de porcentaje de quiebras, Hainan, Shandong y Jilin son las tres provincias con los índices más altos.

La mayoría de las observaciones se concentran en 2014 y 2015. El número de observaciones crece monótonamente con el tiempo hasta 2014 y disminuye ligeramente debido a las quiebras masivas de plataformas en 2015. Las observaciones plataforma quebrada-mes representan un 4,98 por 100 de la muestra. Más de la mitad de las quiebras ocurrieron en 2015.

El cuadro n.º 3 contiene el resumen estadístico de nuestra muestra. El promedio del tipo de interés para una plataforma-mes es del 20,92 por 100, con un tipo de interés medio de primer cuartil del 24,84 por 100. El vencimiento medio de los préstamos es de 3,57 meses, y tres cuartas partes de las observaciones

CUADRO N.º 2

DISTRIBUCIÓN DE LAS PLATAFORMAS P2P EN LA MUESTRA (2011-2015)

PANEL A, DISTRIBUCIÓN POR PROVINCIA

PROVINCIA	OBS.	PORCENTAJE DEL TOTAL OBS.	Nº. DE QUIEBRAS	PORCENTAJE DE QUIEBRAS
Anhui	278	2,91	22	7,91
Beijing	1.264	13,23	21	1,66
Chongqing	167	1,75	9	5,39
Fujian	252	2,64	15	5,95
Guangdong	2.439	25,52	73	2,99
Guangxi	89	0,93	7	7,87
Guizhou	133	1,39	5	3,76
Hainan	20	0,21	3	15,00
Hebei	73	0,76	5	6,85
Heilongjiang	25	0,26	1	4,00
Henan	145	1,52	10	6,90
Hubei	346	3,62	10	2,89
Hunan	208	2,18	20	9,62
Inner Meng.	31	0,32	2	6,45
Jiangsu	467	4,89	28	6,00
Jiangxi	229	2,40	7	3,06
Jilin	14	0,15	2	14,29
Liaoning	44	0,46	2	4,55
Ningxia	20	0,21	0	0,00
Shandong	857	8,97	124	14,47
Shanghai	802	8,39	22	2,74
Shanx	52	0,54	1	1,92
Shanxi	40	0,42	1	2,50
Sichuan	457	4,78	21	4,60
Tianjin	37	0,39	4	10,81
Yunnan	46	0,48	0	0,00
Zhejiang	1.021	10,68	61	5,97
Total	9.556	100,00	476	4,98

PANEL B, DISTRIBUCIÓN POR AÑO DE PLATAFORMAS P2P CHINAS (2011-2015)

AÑO	OBS.	PORCENTAJE DEL TOTAL OBS.	Nº. DE QUIEBRAS	PORCENTAJE DE QUIEBRAS
2011	29	0,30	7	24,14
2012	136	1,42	12	8,82
2013	465	4,87	12	2,58
2014	4.560	47,72	181	3,97
2015	4.366	45,69	264	6,05
Total	9.556	100,00	476	4,98

plataforma-mes tienen un vencimiento medio inferior a cinco meses. Este vencimiento es sustancialmente más corto que los préstamos a 3-5 años ofrecidos en las grandes plataformas OML de EE.UU. como Lending Club y Prosper. Cada mes, la media de nuevos préstamos iniciados es de 1.592 y el número de presta-

mos vivos es de 1.089. La media del volumen mensual es superior a los 81 millones de yenes (12,46 millones de dólares), con una entrada neta de flujos media de 19 millones de yenes (2,92 millones de dólares). La mediana del principal vivo es de 224 millones de yenes (34,46 millones de dólares). En cuanto a ofertantes y

demandantes de financiación, el número medio de ofertantes (2.283) por cada plataforma/mes es de 5,32 veces el de demandantes (429). Además, por el lado de los demandantes, los diez primeros prestatarios dominan casi la mitad de los préstamos vivos, lo que revela un riesgo significativo de infradiversificación; por el lado de los ofertantes, los diez mayores proveedores de fondos aportan una tercera parte de la inversión total.

A fin de comparar características entre las plataformas fallidas y las que continúan en normal funcionamiento, llevamos a cabo tres grupos de T-test, que se resumen en el cuadro n.º 4. El panel A del cuadro n.º 4 muestra la comparación entre las observaciones que son un mes anteriores a la quiebra de la plataforma y el resto de observaciones. Las observaciones anteriores en un mes a la quiebra presentaban unas menores entradas de flujos netos mensuales ($t=-10,57$), un menor número de préstamos vivos ($t=-7,69$), menores préstamos mensuales nuevos ($t=-7,05$) y menor número de prestatarios mensuales ($t=-11,25$), y mayores proporciones de los principales inversores ($t=5,96$). El panel B muestra la comparación entre las observaciones procedentes de alguno de los seis meses anteriores a la quiebra de la plataforma y el resto de observaciones. Además de lo observado en el panel A, las observaciones del semestre anterior a la quiebra muestran cifras operativas aún más concentradas, y el volumen mensual ($t=-3,10$), el vencimiento del préstamo ($t=-17,89$), el tipo de interés ($t=10,08$) y el número de ofertantes mensuales ($t=-6,32$) exhiben diferencias significativas entre las plataformas fallidas y las normales. El panel C muestra

CUADRO N.º 3

RESUMEN ESTADÍSTICO DE LA OPERATIVA MENSUAL DE LAS PLATAFORMAS P2P CHINAS (2011-2015)

VARIABLE	MEDIA	DESV. TÍP.	MÁXIMO	P75	MEDIANA	P25	MÍNIMO
M. Volume (in mm)	81,08	432,85	16.232,00	42,51	14,01	4,55	0,00
M. Net Inflow (in mm)	19,49	108,68	3.846,24	6,59	0,53	0,00	-648,19
Loan Outst. Amt. (in mm)	224,73	1.280,85	68.834,03	104,58	27,62	7,97	0,00
Avg. Bidding Size (in mm)	1,46	66,44	6.530,75	0,08	0,04	0,02	0,00
Top 10 Investor Prop.	0,35	0,26	1,00	0,51	0,30	0,15	0,00
Loan Outst. Number	1.089,00	13.234,00	709.484,00	97,00	29,00	7,00	0,00
Top 10 Borrower Prop.	0,58	0,35	1,00	0,97	0,61	0,29	0,00
M. Loan Number	1.592,00	20.687,00	1.428.697,00	176,00	67,00	26,00	1,00
M. Avg. Loan maturity	3,57	4,07	61,02	4,10	2,37	1,40	0,00
M. Avg. Interest Rate (%)	20,92	19,34	1.599,07	24,84	18,00	13,68	0,00
M. Bidder Number	2.283,00	1.022,50	369.343,00	1.010,00	283,00	92,00	0,00
M. Borrower Number	429,00	3.534,00	112.726,00	53,00	17,00	5,00	1,00

la comparación entre las observaciones de plataformas fallidas y el resto de observaciones, y arroja más diferencias significati-

vas sobre la base del panel B. En resumen, a partir de los tres paneles, concluimos que las plataformas fallidas son más inactivas

(en términos de demandantes y ofertantes de financiación, y número de préstamos) y presentan un mayor riesgo de infradiver-

CUADRO N.º 4

CARACTERÍSTICAS DE EMPRESAS FALLIDAS Y NO FALLIDAS

	Panel A			Panel B			Panel C		
	Observaciones un mes antes de la quiebra frente a otras observaciones (1): Quebró el siguiente mes=1 (2): Quebró el siguiente mes=0			Observaciones 6 meses antes de la quiebra frente a otras observaciones (3): Quebró en los siguientes 6 meses=1 (4): Quebró en los siguientes 6 meses=0			Ob. de plataformas fallidas frente a ob. de plataformas en normal funcionamiento (5): Plataforma fallida=1 (6): Plataforma fallida=0		
	(1)	(2)	(1)-(2)	(3)	(4)	(3)-(4)	(5)	(6)	(5)-(6)
M. Volume (in mm)	47,14	82,83	-35,69	48,05	90,89	-42,84***	48,05	113,53	-65,48***
M. Net Inflow (in mm)	1,46	19,89	-18,43***	2,96	24,40	-21,44***	3,36	30,82	-27,46***
Loan Outst. Amt. (in mm)	195,70	226,85	-31,15	163,06	243,03	-79,97***	114,45	309,38	-194,93***
Avg. Bidding Size (in mm)	1,21	1,50	-0,29	4,47	0,56	3,91	3,33	0,08	3,24**
Top 10 Investor Prop. (%)	42,73	34,70	8,03***	40,37	33,46	6,91***	38,95	32,17	6,78***
Loan Outst. Number	46,00	1.161,00	-1.114,00***	43,00	1.400,00	-1.357,00***	46,00	1.909,00	-1.863,00***
Top 10 Borrower Prop. (%)	63,50	58,28	5,22***	61,02	52,72	3,30***	60,04	57,40	2,64***
M. Loan Number	75,00	1.652,00	-1.577,00***	101,00	2.034,00	-1.933,00***	122,00	2.675,00	-2.553,00***
M. Avg. Loan maturity	3,09	3,55	-0,46**	2,54	3,87	-1,33***	2,55	4,27	-1,72***
M. Avg. Interest Rate (%)	23,76	20,87	2,89***	26,84	19,16	7,68***	27,56	16,04	11,52***
M. Bidder Number	1.059,00	2.348,00	-1.289,00	890,00	2.696,00	-1.807,00***	677,00	3.503,00	-2.826,00***
M. Borrower Number	18,00	449,00	-432,00***	21,00	551,00	-529,00***	25,00	733,00	-708,00***
No. of Obs.	476,00	9.080,00		2.232,00	7.324,00		4.122,00	5.434,00	

Este cuadro ofrece un análisis comparado de las características de las plataformas fallidas y de las que están en normal funcionamiento. El panel A muestra la comparativa entre las observaciones que son un mes anterior a la quiebra de la plataforma y el resto de observaciones. El panel B muestra la comparativa entre las observaciones del semestre anterior a la quiebra de la plataforma y el resto de observaciones. Y el panel C muestra la comparativa entre las observaciones de plataformas fallidas y el resto de observaciones. Se han calculado estadísticos *T* con error típico Satterthwaite. Los signos ***, ** y * denotan niveles de significación al 1 por 100, 5 por 100 y 10 por 100, respectivamente.

sificación (en términos del porcentaje del total que representan los diez principales prestatarios e inversores), con un menor vencimiento de los préstamos y un tipo de interés más alto que las plataformas normales.

En conclusión, demostramos que las plataformas fallidas son de media más pequeñas, menos activas y tienden a ofrecer préstamos con vencimiento más corto pero tipos de intereses más altos para atraer a los inversores. En cambio, estas plataformas tienen una base de inversores altamente concentrada y unos prestatarios grandes, lo que resulta en un elevado riesgo de infradiversificación. La mayoría de las plataformas quebraron en 2015 tras el desplome del mercado bursátil chino y la desaceleración económica, lo que es acorde con la interpretación de que las plataformas OML chinas son *shadow banks* muy vulnerables a los *shocks* económicos adversos.

IV. ESTUDIO EMPÍRICO SOBRE UNA PLATAFORMA DE CRÉDITO «P2P» LÍDER EN CHINA

En esta sección el foco de la investigación pasa desde el nivel de sector hasta el nivel de plataforma. El objetivo es comprender el modo de operar de una plataforma P2P representativa en China que aplica el modelo de «intermediario de información» de Prosper y Lending Club. Una gran parte de nuestros datos se han obtenido de Renrendai (RRD), una de las principales plataformas de crédito *peer-to-peer* que operan en China. Desde su lanzamiento oficial en septiembre de 2010, RRD ha captado más de 2,5 millones de miembros y ha fa-

cilitado operaciones de préstamo por valor de 13.000 millones de renminbis (2.000 millones de dólares) hasta el 31 de diciembre de 2015. La fuente de este conjunto de datos de elaboración propia es Changsha Aijie Information Technology Co. Ltd. (Aijie), que incluye todas las transacciones realizadas en la plataforma RRD entre 2011 y 2015.

1. El proceso crediticio: solicitud, selección y concesión de financiación

El proceso de crédito en RRD comienza con una solicitud de préstamo. Para poder publicar una solicitud de préstamo en RRD, cualquier prestatario potencial debe contar con un documento nacional de identidad, un número de teléfono móvil y una cuenta bancaria. Una vez verificados los tres elementos, se clasifica al prestatario en un grado de solvencia crediticia mínimo. Para formular una solicitud de préstamo, denominada *listing*, los solicitantes deben rellenar varios campos, incluido un título, la descripción, el importe de préstamo y el vencimiento. Todos los préstamos son préstamos personales no garantizados, y su vencimiento oscila entre 1 mes y 48 meses. Además, los solicitantes también suelen aportar información personal sobre sí mismos, como su edad, sexo, formación académica, lugar de residencia, nivel de ingresos, estado civil, propiedad de vivienda, vida laboral, etcétera.

Al formular las propuestas (*listing*), los solicitantes deben suministrar un título, la descripción (hasta un máximo establecido por la plataforma), y el vencimiento (con un vencimiento

máximo establecido por la plataforma). Todos los préstamos son préstamos personales no garantizados, y su vencimiento oscila entre 1 mes y 48 meses. RRD aplica un mecanismo de precios publicados, por el cual el tipo de interés del préstamo está determinado y refleja el «grado de solvencia» asignado por la plataforma con base en su propio modelo de calificación crediticia.

El modelo de calificación crediticia utilizado por RRD para asignar los grados no se conoce debido a su naturaleza privada. Pero, a diferencia de EE.UU. —donde pueden obtenerse las puntuaciones FICO (Fair Isaac and Company) de cualquier individuo— el sistema de *scoring* de crédito personal en China se encuentra aún en una fase embrionaria. Cada plataforma *peer-to-peer* utiliza su propio modelo de calificación crediticia basándose en la información que tiene a su alcance. Por ejemplo, RRD clasifica a los solicitantes de crédito según su solvencia en siete categorías: AA, A, B, C, D, E, y HR (alto riesgo, *high risk*). El *rating* mínimo se adquiere cuando el solicitante facilita la información mínima exigida por RRD para abrir una cuenta. Si el solicitante proporciona voluntariamente más pruebas documentales, como una nómina o un certificado de propiedad de vivienda, y estos datos son verificados por la web, su calificación crediticia mejorará. Asimismo, si el solicitante tiene un buen historial de crédito en esta plataforma, su calificación crediticia también mejorará.

Generalmente, un *listing* permanece abierto durante varios días. El gráfico 1 muestra una página típica para los prestamistas, donde se muestran todos los

listings activos con identificador de usuario, título del préstamo, importe de préstamo, tipo de interés ofrecido, calificación crediticia, porcentaje de financiación completado y plazo restante. Los prestamistas pueden reali-

zar búsquedas, filtrar y ordenar estos listings. Al hacer clic en un listing concreto, los prestamistas pueden visualizar la página del listing (véase el gráfico 2 a modo de ejemplo). En ella se recoge información detallada sobre el

solicitante, como descripción del préstamo, edad del prestatario, sexo, lugar de residencia, educación, nivel de ingresos, propiedad de vivienda, y estatus de autenticación, pero no se permiten fotografías del prestatario.

GRÁFICO 1
PÁGINA DE EJEMPLO EN UNA PLATAFORMA PEER-TO-PEER

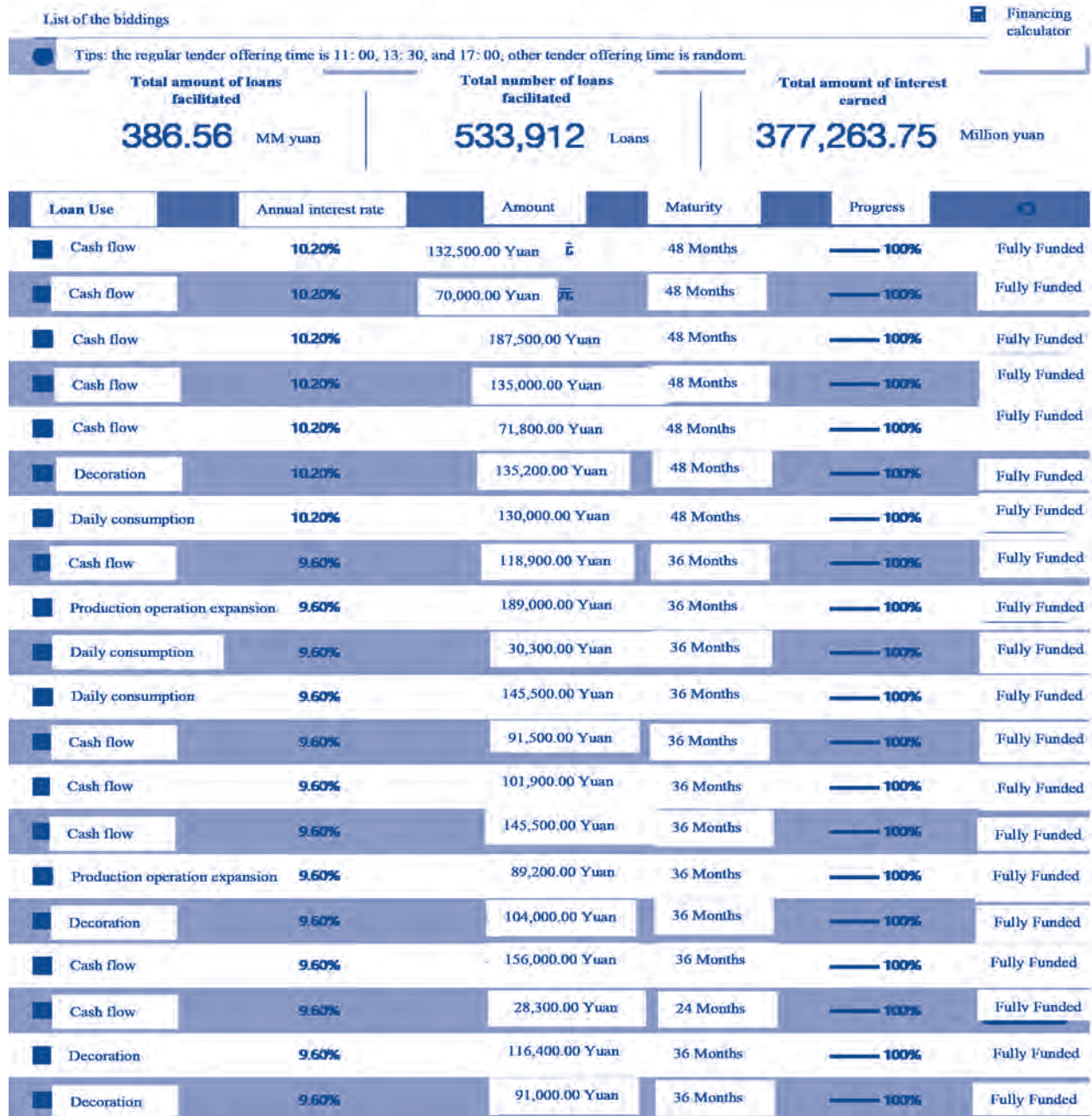


GRÁFICO 2
PÁGINA DE EJEMPLO CON LISTINGS EN UNA PLATAFORMA DE CRÉDITO PEER-TO-PEER



hace varios intentos de recobrar el préstamo a través de email, mensajes de texto y llamadas al prestatario. No obstante, en su calidad de plataforma, RRD no asume el riesgo de crédito ligado al deudor.

2. Estadística descriptiva

Este apartado realiza una investigación detallada sobre el préstamo y los perfiles de los prestatarios en una plataforma de crédito *peer-to-peer* líder en China. Nuestra muestra está formada por 247.115 *listings* de préstamo publicados en RRD entre 2011 y 2015.

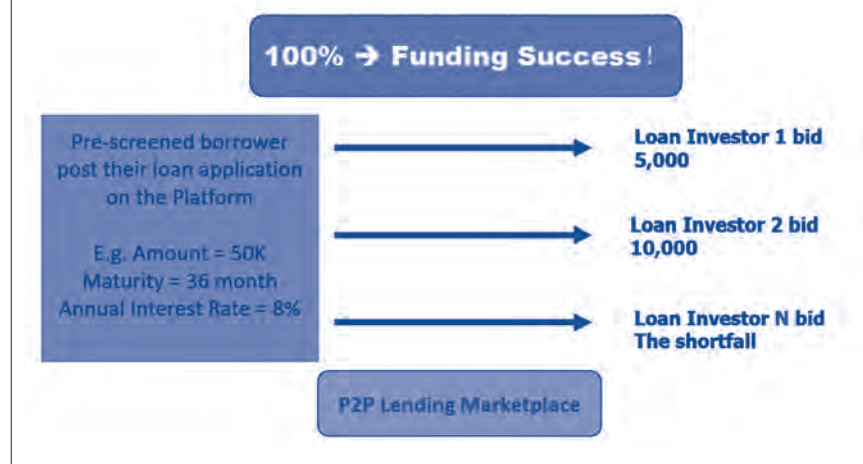
En el panel A del cuadro 5 se observa que en torno al 24,9 por 100 de todos los *listings* obtienen la financiación completa. De los 61.577 préstamos completamente financiados, el tamaño medio del préstamo varía significativamente entre 48.100 yenes (6.734 dólares) y 3 millones de yenes (420.000 dólares). En promedio, el tipo de interés es 2,13 veces el tipo de referencia de los préstamos, con una banda de variación

Para pujar por un *listing*, un prestamista debe formular una puja con un importe. El importe de puja mínimo es 50 yenes (7 dólares), y RRD desalienta que los prestamistas pujen por la totalidad del préstamo. Cuando el *listing* alcanza un porcentaje de financiación del 100 por 100 se considera completado; en caso contrario, el prestatario no recibe ningún importe (véase el gráfico 3 para una ilustración). Como resultado, un préstamo completado suele tener múltiples prestamistas. Una vez que RRD verifica que el préstamo ha sido completado, los fondos se transmiten desde los prestamistas a los prestatarios, menos una comisión de servicio para la plataforma. La comisión de servicio varía dependiendo de la calificación crediticia del prestatario.

A partir de ese momento, los prestatarios están obligados a reembolsar el principal y los intereses en cuotas mensuales. Las

cantidades pagadas por el prestatario se distribuyen proporcionalmente entre los prestamistas del préstamo. Si una cantidad está impagada (es decir, el prestatario no dispone de fondos suficientes en su cuenta bancaria para pagar los intereses), RRD

GRÁFICO 3
PROCESO DE CROWDFUNDING DE DEUDA EN PLATAFORMAS DE CRÉDITO PEER-TO-PEER



considerable de 0,76–5,38 veces tipo de referencia de los préstamos. En comparación con la estabilidad del tipo de referencia de los préstamos de China, estas amplias diferencias de precios reflejan, al menos en parte, las diferencias de riesgo asociado a cada prestatario. La media (mediana) del vencimiento del préstamo es de 18,79 [19] meses. Construimos una variable adicional «largo plazo», que es una variable ficticia (*dummy*) que toma valor igual a uno si el vencimiento es mayor de 12 meses y cero en caso contrario. Se observa que el 80 por 100 de los prestatarios solicitan un préstamo a largo plazo. La titularidad también varía de forma considerable de unos préstamos a otros. El préstamo medio tiene 35,5 prestamistas, con una banda de oscilación entre 1 y 1.370 prestamistas. El plazo medio de puja para cada préstamo completamente financiado es de 69 minutos. Finalmente, alrededor del 5 por 100 de los préstamos completados incurren en impago.

El panel B muestra el resumen estadístico de las características de los prestatarios. La mayoría de estos son jóvenes, varones y casados, con una formación inferior a licenciado universitario y poseen bajos *scores* de crédito. El nivel mediano de ingresos de los prestatarios es inferior a los 10.000 yenes (1.400 dólares) mensuales, solo un 44 por 100 de los prestatarios son propietarios de una vivienda, y el 15,8 por 100 de ellos declaran tener una hipoteca.

3. Factores que determinan el éxito en la financiación

El cuadro n.º 5 contiene los resultados de una serie de variables relativas al éxito de un

prestatario a la hora de obtener financiación. El éxito es una variable *dummy* que toma valor uno si el préstamo se completa íntegramente. Fracción es la proporción de crédito obtenido en relación con el importe de préstamo solicitado. Las columnas 1 y 3 utilizan modelos *probit* y *tobit*, respectivamente, y las columnas 2 y 4 utilizan mínimos cuadrados ordinarios (MCO) para comprobar si los resultados son robustos. Nuestros modelos introducen variables de control de un conjunto completo de características del prestatario y el entorno institucional de la provincia donde este tiene su residencia.

Lo que sugieren las variables clave es, en general, consistente con las expectativas. Los prestatarios con una elevada calificación crediticia, alto nivel de ingresos, elevado nivel de educación y una larga experiencia laboral, tienen un alto grado de éxito en la financiación. Los prestatarios mujeres tienen un menor éxito que los varones. Por otro lado, tipos de interés altos pueden atraer a un buen número de inversores, conduciendo a que lo recaudado alcance una mayor proporción en relación con el importe de préstamo solicitado. Asimismo, se observa que unos tipos de interés altos señalizan un riesgo más elevado por parte del prestatario, lo que lleva a una

CUADRO N.º 5

ESTADÍSTICA COMPARATIVA: CARACTERÍSTICAS DE LOS PRÉSTAMOS Y LOS PRESTATARIOS EN RENRENDAI (2011-2015)

VARIABLE	MEDIA	DESV. TÍP.	MÍN.	P50	MÁX.	N
Panel A, Listing y características del préstamo						
fund	0.249	0.433	0	0	1	247.115
fraction	0.272	0.444	0	0	1	247.103
words	114.504	70.328	0	94	244	247.115
amount	4.819	7.016	0.3	3.78	300	61.577
maturity	18.791	10.156	1	18	48	61.577
long term	0.798	0.401	0	1	1	61.577
spread	2.132	0.303	0.762	2.146	5.379	61.577
ownership	35.504	48.976	1	22	1.370	61.573
default	0.054	0.227	0	0	1	61.577
bid_time	69.136	461.297	1	1	10.051	61.573
Panel B, Características del prestatario						
age	32.679	7.458	17	31	71	247.113
gender	0.136	0.343	0	0	1	247.115
grade	5.975	1.940	1	7	7	247.115
edu	1.933	0.780	1	2	4	246.751
marriage	0.557	0.497	0	1	1	247.075
income	3.133	1.221	1	3	6	246.361
house	0.428	0.495	0	0	1	247.115
house_loam	0.158	0.365	0	0	1	247.115
work_exp	2.352	1.019	1	2	4	246.109
past_num	4.153	5.659	1	3	148	247.115

El panel A muestra la estadística descriptiva de cada *listing* y las características de cada préstamo. El panel B muestra la información estadística relativa a características demográficas, nivel de ingresos y educación de los prestatarios. Respecto a definiciones de las variables y detalles sobre su construcción, véase el Apéndice I.

CUADRO N.º 6

FACTORES DETERMINANTES DEL ÉXITO EN LA FINANCIACIÓN EN RENRENDAI (2011-2015)

	ÉXITO		FRACCIÓN	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Características del prestatario				
age	0,001*** (0,000)	0,001*** (0,000)	0,001*** (0,000)	0,001*** (0,000)
gender	-0,008*** (0,001)	-0,008*** (0,001)	-0,012*** (0,001)	-0,012*** (0,001)
grade	-0,077*** (0,000)	-0,077*** (0,000)	-0,175*** (0,000)	-0,175*** (0,000)
edu	0,005*** (0,001)	0,005*** (0,001)	0,006*** (0,001)	0,006*** (0,001)
marriage	0,007*** (0,001)	0,007*** (0,001)	0,008*** (0,001)	0,008*** (0,001)
income	0,004*** (0,000)	0,004*** (0,000)	0,006*** (0,001)	0,005*** (0,001)
house	-0,005*** (0,001)	-0,005*** (0,001)	-0,000*** (0,001)	-0,001*** (0,001)
house_loam	0,004*** (0,002)	0,004*** (0,002)	0,007*** (0,002)	0,007*** (0,002)
work_exp	0,007*** (0,001)	0,007*** (0,001)	0,010*** (0,001)	0,010*** (0,001)
spread	-0,032*** (0,001)	-0,032*** (0,001)	0,014*** (0,001)	0,014*** (0,001)
words	0,000*** (0,000)	0,000*** (0,000)	0,000*** (0,000)	0,000*** (0,000)
past_num	-0,002*** (0,000)	-0,002*** (0,000)	-0,003*** (0,000)	-0,003*** (0,000)
Características económicas e institucionales				
B_SC_index	0,002*** (0,000)	0,002*** (0,001)	0,002*** (0,000)	0,003*** (0,001)
law_office		-0,046*** (0,007)		-0,062*** (0,008)
loan		0,010*** (0,002)		0,015*** (0,002)
pgdp		0,002*** (0,000)		0,002*** (0,000)
Constant			1,463*** (0,007)	1,447*** (0,007)
Observaciones	243.042	243.042	243.030	243.030
Pseudo R cuadrado	0,604	0,604	0,652	0,652

Este cuadro presenta los resultados de las regresiones efectuadas respecto a los indicadores éxito y fracción (crédito obtenido en relación al solicitado) a partir de las características de los prestatarios. Se incluyen variaciones ficticias de cada año. El panel A muestra los resultados para el índice de capital social. Las columnas 1 y 2 aplican modelos *probit*. Las columnas 3 y 4 usan regresiones por MCO. El panel B refleja los resultados para los cuatro proxies del capital social sobre éxito (*probit*) y fracción (MCO). Las características personales del prestatario y las variables económicas y financieras de la región están incluidas pero no se muestran. Los errores estándar robustos se muestran en paréntesis. ***, ** y * denotan significación estadística a los niveles 1 por 100, 5 por 100 y 10 por 100, respectivamente. Para conocer las definiciones de las variables y detalles sobre su construcción, véase el Apéndice I.

materialización más baja de los préstamos.

También controlamos por las variables de entorno institucional de la provincia de la que procede el prestatario. Consistente con las expectativas, el PIB per capita, el *stock* de capital social y el desarrollo financiero (volumen de préstamo bancario respecto al PIB) de la provincia de procedencia tienen un efecto positivo y estadísticamente significativo en el éxito en la financiación. Una excepción la constituye la variable *law_office*, que guarda una correlación negativa con el éxito en la financiación. Interpretamos este resultado en el sentido de que los prestamistas individuales perciben una práctica jurídica más intensa en una provincia como un mayor coste legal para hacer valer sus derechos.

4. Factores que determinan la tasa de impagos

El cuadro n.º 6 muestra los resultados de la regresión sobre los determinantes de la probabilidad de impago de un prestatario. Nuestra muestra incluye todos los préstamos originados con éxito. La columna 1 utiliza el modelo *probit* y la columna 2 emplea el modelo *logit*. En consonancia con las expectativas, los prestatarios con calificaciones de crédito más bajas y un menor nivel de educación tienen una mayor probabilidad de impago del préstamo. Además, encontramos que las características institucionales de la provincia de la que procede el prestatario tienen un impacto en las tasas de impago. Los prestatarios que residen en provincias con un menor *stock* de capital social y un menor desarrollo financie-

CUADRO N.º 7

FACTORES DETERMINANTES DE LAS TASAS DE IMPAGO EN RENRENDI (2011-2015)

VARIABLES	(1) PROBIT	(2) LOGIT
Características del prestatario		
age	0,001*** (0,000)	0,001*** (0,000)
gender	0,002 (0,003)	0,002 (0,002)
grade	0,060*** (0,003)	0,079*** (0,003)
edu	-0,014*** (0,001)	-0,014*** (0,001)
income	0,004*** (0,001)	0,004*** (0,001)
house	0,005*** (0,002)	0,005*** (0,002)
house_loam	-0,018*** (0,002)	-0,018*** (0,002)
work_exp	-0,001* (0,001)	-0,002** (0,001)
spread	0,003* (0,002)	0,004* (0,002)
words	0,000* (0,000)	0,000* (0,000)
Características económicas e institucionales		
B_SC_index	-0,002** (0,001)	-0,002*** (0,001)
law_office	-0,006 (0,010)	-0,004 (0,010)
Loan	-0,009*** (0,003)	-0,009*** (0,003)
Pgdp	0,000 (0,001)	0,000 (0,001)
Pseudo R cuadrado	0,477	0,484
Observaciones	60.970	60.970

Este cuadro presenta los resultados de la regresión de las tasas de impago para un determinado préstamo a partir de las características de prestatario y sus características institucionales provinciales. Las columnas 1 y 2 implementan regresiones probit y logit (efectos marginales), respectivamente. Los efectos fijos de cada año están incluidos. Los errores estándar robustos agrupados a nivel de provincia se muestran en paréntesis. ***, ** y * denotan significación estadística al nivel del 1 por 100, 5 por 100 y 10 por 100, respectivamente. Para conocer las definiciones de las variables y detalles sobre su construcción, véase el Apéndice I.

ro (aproximado por el cociente entre préstamos bancarios y PIB) presentan una mayor probabilidad de impago.

V. CONCLUSIONES

En la pasada década, las innovaciones tecnológicas aplicadas al mundo de las finanzas han

hecho posible el crédito *online* entre particulares anónimos sin la intervención de intermediarios financieros. El presente artículo revisa la creciente literatura empírica sobre el crédito *peer-to-peer*, con el objetivo de obtener nuevas perspectivas a partir de los datos. Asimismo, se analiza el mercado chino de crédito *peer-to-peer*, utilizando tanto datos a nivel de

plataforma-mes procedentes de 735 portales P2P como datos a nivel de transacción obtenidos a partir de una plataforma P2P líder en China, RRD.

Nuestra revisión de la literatura revela que el interés académico sobre el crédito P2P en la última década se focaliza en la comprensión de: 1) el comportamiento de los inversores y cómo procesan la información; 2) el diseño óptimo del mecanismo en las plataformas *peer-to-peer* (P2P); y 3) la interrelación existente entre el crédito P2P y la financiación bancaria. Observamos que las teorías económicas sobre contratación, asimetría de información y selección adversa proporcionan una herramienta útil para comprender el mercado de crédito *peer-to-peer*. De forma similar a los bancos, los particulares que actúan como prestamistas también buscan señales de calidad sobre el prestatario basadas en información tanto «dura» como «blanda», si bien exhiben sesgos psicológicos. Las plataformas P2P, por su parte, están experimentando y optimizando su diseño de mecanismos para maximizar el volumen de contratación y reducir las tasas de impago. Hasta ahora, la evidencia empírica respalda más una relación de «sustitución» que de «complementariedad» entre el crédito P2P y el crédito bancario.

Nuestro examen del mercado de crédito P2P chino muestra que, comparadas con las plataformas P2P en normal funcionamiento, las plataformas fallidas son, en promedio, más pequeñas, tienen un menor número de inversores y tienden a ofrecer préstamos con vencimientos más cortos, pero tipos de interés más altos (para atraer inversores). Por

otro lado, las plataformas fallidas suelen tener una base inversora altamente concentrada y prestatarios grandes. Esta evidencia es consistente con la idea de que, a diferencia de sus homólogos en Estados Unidos, muchas plataformas P2P pequeñas en China son bancos en la sombra y no meros «intermediarios de información». La quiebra masiva de plataformas en China se debe a la selección adversa, la falta de supervisión regulatoria, una incorrecta gestión del riesgo y casos de fraude.

Nuestro último conjunto de análisis utiliza datos a nivel de transacción procedentes de una plataforma de crédito P2P china representativa que imita el diseño de mecanismo de Prosper Marketplace. En línea con las expectativas, la calificación de crédito del prestatario, su nivel de ingresos y el nivel de formación académica son variables que predicen su éxito en la búsqueda de financiación (correlación positiva), mientras que predicen inversamente su impago (correlación negativa). Además, encontramos que el entorno institucional de la provincia de procedencia del prestatario es relevante: un mayor desarrollo financiero y un *stock* de capital social más elevado predicen positivamente el éxito en la financiación y negativamente el impago. Nuestra evidencia es consistente con prestamistas racionales a nivel colectivo que tienen en cuenta información tanto «dura» como «blanda» al tomar decisiones de inversión.

Son varias las áreas para el desarrollo de futuras investigaciones empíricas. Primero, existe una insuficiente investigación sobre las dimensiones internacionales del crédito P2P. Por ejem-

plo, la investigación actual sobre P2P se enfoca casi exclusivamente en EE.UU., pero se sabe poco sobre la razón de que China y otras economías emergentes, con un sector financiero e instituciones de mercado menos desarrollados, estén convirtiéndose en los mercados líderes del crédito P2P. Segundo, la revolución *fintech* abre oportunidades para que los investigadores accedan a nuevos conjuntos de datos, lo que ayudará a mejorar la comprensión de cómo funciona este mercado con mayor nivel de detalle. Por ejemplo, el análisis actual se centra en cómo evalúan colectivamente los inversores a los prestatarios individuales (lo que se ha denominado la «sabiduría colectiva» o «de la multitud»); sin embargo, convendría también estudiar cómo pujan los inversores individuales. Tercero, como observan Balyuk y Davydenko (2019), una tendencia importante en el desarrollo del crédito *online* es la «reintermediación»: las plataformas de crédito P2P se diseñaron en un principio para permitir a prestatarios y prestamistas interactuar sin necesidad de bancos que intermediasen, pero con el tiempo han evolucionado desde simples puntos de contratación para convertirse en nuevos intermediarios de crédito. A medida que el *software* de las plataformas se vuelve más inteligente, cada vez más prestamistas están adoptando estrategias pasivas de inversión y subcontratando la toma de decisiones a las plataformas. El riesgo moral y las implicaciones para el bienestar social de esta tendencia son temas interesantes de investigación. Cuarto, utilizando el P2P como ejemplo, una pregunta fundamental es hasta qué punto el desarrollo tecnológico afecta al nuevo equilibrio en el sector financiero. Lo

que vemos es que, por un lado, las entidades financieras tradicionales están volviéndose cada vez más expertas en tecnología para mejorar su toma de decisiones y productividad. Por otro lado, las empresas tecnológicas están reinventando el modelo de negocio de las finanzas y compitiendo más directamente con los intermediarios financieros tradicionales. Ejemplos de esto incluyen el crédito P2P, el *payTech*, los bancos virtuales, el *insurTech*, el *robo-advisory* (asesoramiento digital basado en algoritmos) y el *wealthTech* basado en inteligencia artificial. La interrelación entre las empresas financieras tradicionales y las tecnológicas (incluyendo sus externalidades) es un tema fascinante que puede ser objeto de futuros estudios empíricos.

NOTAS

(*) Otras afiliaciones: Banco de Finlandia y Universidad de Sidney.

(**) Artículo traducido del inglés por Jon García.

(1) <https://www.transparencymarketresearch.com/pressrelease/peer-to-peer-lending-market.htm>

(2) <https://www.pymnts.com/news/international/2018/china-protestors-p2p-lending-regulation-fraud-debt/>

(3) Por ejemplo, el saldo vivo de crédito P2P ascendía en torno al 0,8 por 100 de los préstamos bancarios totales en China en 2016 (The Economist, 2017).

(4) Se acusó a la compañía de los delitos de captación ilegal de fondos, apropiación indebida y desfalco. Véase C.W. Yap, «China Calls Lending Platform Ezubo a \$7.6 Billion Ponzi Scheme», *Wall Street Journal*, Feb 2, 2016, disponible en <http://www.wsj.com/articles/china-calls-lending-platform-ezubo-a-7-6-billion-ponzi-scheme-1454313780>

(5) Medimos el *stock* de capital social de una provincia a través de un índice compuesto, basado en el análisis de componentes principales de cuatro variables: 1) donaciones voluntarias y no remuneradas de sangre, ajustado por la escala de la población; 2) número de ONG, ajustado por la escala de la

población; 3) una encuesta nacional china en la que se pide a los entrevistados que ordenen «las cinco provincias donde las empresas son más fiables»; y 4) una encuesta nacional china en la que se pide a los entrevistados que califiquen «cómo de fiables son las personas de su ciudad». Para una definición de cada variable véase el Apéndice I.

BIBLIOGRAFÍA

- AKERLOF, G. (1970). The market for «lemons»: Quality uncertainty and the market mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3), pp. 488-500.
- ALLEN, F., QIAN, J. y QIAN, M. J. (2005). Law, finance, and economic growth in China. *Journal of Financial Economics*, 77(1), pp. 57-116.
- ALVESSON, M. y DEETZ, M. (2000). *Doing critical management research*. London: Sage.
- BALYUK, T. y DAVYDENKO, S. A. (2019). Reintermediation in Fintech: Evidence from online lending. *SSRN Working Paper*. Disponible en: <https://ssrn.com/abstract=3189236>
- BUTLER, A. W., CORNAGGIA, J. y GURUN, U. G. (2017). Do local capital market conditions affect consumers' borrowing decisions? *Management Science*, December, pp. 4175-4187.
- D'ACUNTO, F., PRABHALA, N. y ROSSI, A. (2019). The promises and pitfalls of robo-advising. *Review of Financial Studies*, 32(5), pp.1983-2020.
- DU, N. H., LI, L. F., LU, T. y LU, X. H. (2019). Prosocial compliance in P2P lending: A natural field experiment. *Management Science, Articles in Advance*, pp. 1-19.
- DUARTE, J., SIEGEL, S. y YOUNG, L. (2012). Trust and credit: The role of appearance in peer-to-peer lending. *Review of Financial Studies*, 25(8), pp. 2455-2484.
- ELLIOTT, D., KROEBER, A. y YU, Q. (2015). Shadow banking in China: A primer. Washington: Brookings Institution,.
- GILBERT, D. y HIXON, J. (1991). The trouble of thinking: Activation and application of stereotypic beliefs. *Journal of Personality and social Psychology*, 60(4), pp. 509-517.
- GOLDSTEIN, I., JIANG, W. y KAROLYI, G. A. (2019). To fintech and beyond. *The Review of Financial Studies*, 32(5), pp. 1647-1661.
- HERZENSTEIN, M., DHOLAKIA, U. M. y ANDREWS, R. L. (2011). Strategic herding behavior in peer-to-peer loan auctions. *Journal of Interactive Marketing*, 25(1), pp. 27-36.
- HILDEBRAND, T., PURI, M. y ROCHOLL, J. (2017). Adverse Incentives in Crowdfunding. *Management Science*, 63(3), pp. 587-608.
- IYER, R., KHWAJA, A. I., LUTTMER, E. F. P. y SHUE, K. (2016). Screening peers softly: Inferring the quality of small borrowers. *Management Science*, 62(6), pp. 1554-1577.
- LIN, M., PRABHALA, N. R. y VISWANATHAN, S. (2013). Judging borrowers by the company they keep: Friendship networks and information asymmetry in online peer-to-peer lending. *Management Science*, 59(1), pp.17-35.
- LIN, M. y VISWANATHAN, S. (2016). Home bias in online investments: An empirical study of an online crowdfunding market. *Management Science*, 62(5), pp. 1393-1414.
- MASSARO, M., DUMAY, J. y GUTHRIE, J. (2016). On the shoulders of giants: undertaking a structured literature review in accounting. *Accounting, Auditing and Accountability Journal*, 29(5), pp. 767-801.
- MICHEL, J. (2012). Do unverifiable disclosures matter? Evidence from peer-to-peer lending. *The Accounting Review*, 87(4), pp. 1385-1413.
- PARAVISINI, D., RAPPOPORT, V. y RAVINA, E. (2017). Risk aversion and wealth: Evidence from person-to-person lending portfolios. *Management Science*, 63(2), pp. 279-297.
- TANG, H. (2019). Peer-to-peer lenders versus banks: Substitutes or complements? *Review of Financial Studies*, 32(5), pp. 1900-1938.
- VALLEE, B. y ZENG, Y. (2019). Marketplace lending: A new banking paradigm?, *Review of Financial Studies*, 32(5), pp. 1939-1982.
- WEI, Z. Y. y LIN, M. F. (2017). Market Mechanisms in Online Peer-to-Peer Lending. *Management Science*, 63(12), pp. 4236-4257.
- ZHANG, J. y LIU, P. (2012). Rational herding in microloan markets. *Management Science*, 58(5), pp. 892-912.

APÉNDICE I

DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES Y FUENTES DE LOS DATOS

	DEFINICIONES	FUENTE
Características del prestatario		
grade	Score crediticio de los prestatarios cuando se crea el <i>listing</i> , con valores de 1 (alto) a 7 (bajo)	RRD
age	Edad del prestatario	RRD
gender	Variable ficticia que toma valor 1 si el prestatario es mujer y 0 si es hombre	RRD
edu	Toma valor 4 si el nivel máximo de educación obtenido por el prestatario es un título de máster o superior, 3 si es licenciatura universitaria, 2 si es educación post-terciaria, y 1 si es secundaria o inferior.	RRD
work_exp	Duración en el empleo en años. Los valores posibles van de 1 a 4, siendo 1 menos de un año, 2 entre un año y tres años, 3 entre tres y cinco años, y 4 más de cinco años.	RRD
income	Ingresos mensuales declarados por el prestatario durante el proceso de registro. Los valores posibles van de 1 a 6, siendo 1 menos de 1.000 renminbis, 2 entre 1.000 y 5.000 renminbis, 3 entre 5.000 y 10.000 renminbis, 4 entre 10.000 y 20.000 renminbis, 5 entre 20.000 renminbis y 50.000 renminbis, y 6 más de 50.000 renminbis.	RRD
marriage	Variable ficticia que toma valor 1 si el prestatario está casado y 0 en otro caso	RRD
house	Variable ficticia que toma valor 1 si el prestatario posee una vivienda y 0 en otro caso	RRD
house_loan	Variable ficticia que toma valor 1 si el prestatario tiene una hipoteca sobre su vivienda y 0 en otro caso	
ownership	Numero de pujas relativas a un <i>listing</i> cuando el <i>listing</i> está completamente financiado	RRD
past_num	Número de préstamos realizados en el pasado	RRD
Información sobre el préstamo		
interest rate	Tipo de interés que paga el prestatario por el préstamo (el tipo es ajustado respecto al tipo de referencia de la RPC)	RRD
amount	Importe de préstamo solicitado en múltiplos de 10.000 renminbis	RRD
bid amount	Importe pujado sobre el préstamo en múltiplos de 10.000 renminbis	RRD
bid_ratio	Ratio de tamaño de puja sobre importe solicitado	RRD
maturity	Vencimiento del préstamo en meses	RRD
fund	Indicador que toma valor 1 si un <i>listing</i> es completamente financiado y cero en otro caso	RRD
fraction	Proporción de lo recaudado sobre el total solicitado	RRD
ownership	Número de prestamistas participantes en un préstamo dado	
listing date	Fecha de creación del <i>listing</i>	RRD
bid time	Tiempo (en segundos) entre el momento de creación del <i>listing</i> y el momento en que queda completamente financiado	RRD
content	Estado aportado por el prestatario en la solicitud de préstamo	RRD
words	Número de palabras utilizadas por el prestatario en el texto del <i>listing</i>	RRD
default	Indicador que toma valor 1 si el estatus de préstamo es "en recobro por la plataforma" o "demorado" y cero en otro caso.	RRD
Variable provincial		
SC_index	Construida aplicando ponderaciones (coeficiente) a cuatro proxies estandarizados del capital social	Estimación de los autores
blood	Cantidad de sangre, en mililitros, donada por voluntarios en una provincia dividida por su población en 2000	Asociación china de transfusiones de sangre en 2000
NGO	La participación en ONG se mide como el número de miembros inscritos en ONG por mil habitantes en una provincia	Anuario Estadístico de China, varios años

APÉNDICE I

DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES Y FUENTES DE LOS DATOS (CONTINUACIÓN)

	DEFINICIONES	FUENTE
enterprise	<i>Enterprise Survey System</i> (Confianza 3: confianza en empresas). En esta encuesta, los directivos responden a la siguiente pregunta: "De acuerdo a su experiencia, ¿cuáles son las cinco provincias donde las empresas son más fiables?"	Zhang y Ke (2003)
citizen	Respuesta dada a la pregunta: "¿Cómo de fiable es la gente en su ciudad?" Las respuestas van de 1 ("muy poco fiable") a 5 ("muy fiable"). Capturamos el nivel de fiabilidad de una región calculando la puntuación media de las ciudades dentro de una provincia.	<i>Encuesta General Social de China (CGSS)</i>
pgdp	PIB en la provincia en múltiplos de 10.000 renminbis dividido por la población de la provincia	<i>Anuario Estadístico de China</i> , varios años
law_office	Número de bufetes de abogados por diez mil habitantes de una provincia	Informes provinciales de exámenes de cualificación para abogados y contables, varios años
loan	Relación entre volumen total de préstamos bancarios y PIB de una provincia	<i>Anuario Estadístico de China</i> , diversos años