Revista de Economía, 42 (104), 2025 DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

UADY UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE YUCATÁN

Revista de Economía,

Facultad de Economía, Universidad Autónoma de Yucatán

Estado del arte del financiamiento colectivo de préstamos: un enfoque de probabilidad de default, 2008-2023

State of the art in lending crowdfunding: an approach based on default probability, 2008-2023

John De Jesús González[1] Oswaldo García Salgado[2] Arturo Morales Castro[3]

Resumen

El préstamo entre particulares, mejor conocido como préstamos de persona a persona *(P2P)*, es un modelo de negocio esencial en las finanzas tecnológicas y una alternativa orientada al fomento de obtención de fondos para prestatarios de forma novedosa. Sin embargo, la posibilidad de que solicitantes que acceden a préstamos mediante este modelo de negocio no cumplan con sus obligaciones de pago es una preocupación importante para prestamistas e inversores. De este modo, el presente estudio tiene como objetivo examinar los enfoques bajo los que se ha analizado este modelo de negocio e identificar patrones y tendencias de esta temática a través de un análisis bibliométrico, con el apoyo de la herramienta Bibliometrix, de R y VOSviewer.Se identificaron siete enfoques de estudio y una parte esencial de los factores que pueden aumentar la probabilidad de incumplimiento. Los hallazgos de la bibliometría sugieren que las publicaciones principales provienen de Estados Unidos y China, de la University of Maryland y la National Kaohsiung University of Science and Technology. Como revista destacada se tiene a SSRN Electronic Journal. Las plataformas mayormente analizadas son Lendingclub.com y Prosper.com, las técnicas estadísticas utilizadas principalmente son probit y regresión logística. Bin Gu se destaca por su producción y colaboración con otros autores. La coocurrencia de palabras clave muestra que *peer to peer lending, default risk y fintech* aparecen con mayor frecuencia. Finalmente, el mapeo temático indica que los temas screening, *market inference, P2P lending, misreporting*, *China e*

1- Universidad Autónoma del Estado de México Facultad de Economía, México, Correo electrónico: john.dj.glez@gmail.com
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-0681-7313
1- Universidad Autónoma del Estado de México Facultad de Economía, México, Correo electrónico: oswgars@gmail.com
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8584-1006
1- Universidad Nacional Autónoma de México Facultad de Contaduría y Administración, México, Correo electrónico: amorales@fca.unam.mx
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-3159-5057

RECEPCIÓN: 6 de septiembre de 2024 **ACEPTACIÓN:** 7 de noviembre de 2024
REVISTA DE ECONOMÍA: Vol. 42- Núm 104 ENERO A JUNIO DE 2025: Págs. 56-93

e-ISSN: 2395-8715. Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional. (CC BY-NC-SA 4.0)
http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0

information asimetry son tópicos principales. Las implicaciones prácticas de estos hallazgos son de interés para investigadores y académicos al facilitar la identificación de temas significativos y emergentes en este campo, así como señalar posibles rutas para investigaciones futuras.

Palabras clave: peer to peer lending, P2P lending, P2P, crowdlending, default, fintech.
Clasificación JEL: G29, G39.

Abstract

Peer-to-peer (P2P) lending is an essential business model in technology finance and an alternative focused on promoting the raising of funds for borrowers in a novel way. However, the possibility that applicants who access loans through this business model may default on their payment obligations is a major concern for lenders and investors. The present study thus aims to examine the approaches employed in the analysis of this business model and to identify patterns and trends through a bibliometric analysis using R's Bibliometrix and VOSviewer. Seven different study approaches were identified and an essential part of the factors that can increase the probability of default. The bibliometric analysis suggest that the main publications come from the United States and China, from the University of Maryland and the National Kaohsiung University of Science and Technology, SSRN Electronic Journal is the leading journal, the most analyzed platforms are Lendingclub.com and Prosper.com, the main statistical techniques used are probit and logistic regression. Bin Gu stands out for his production and collaboration with other authors in terms of co-authorship networks. Keyword co-occurrence shows that peer-to-peer lending, default risk, and fintech are the most common. Finally, the thematic mapping shows that screening, market inference, peer to peer lending, misreporting, China, and information asymmetry are the main themes. The practical implications of these findings are of interest to researchers and academics, as they help to identify significant and emerging themes within the field and suggest potential avenues for future research.

Keywords: peer to peer lending, P2P lending, P2P, crowdlending, default, fintech.
JEL Classification: G29, G39.

1. Introducción

La inclusión financiera es un elemento importante para el crecimiento económico (Tp, 2014), pues ayuda a atenuar la pobreza e incrementa los estándares de vida, especialmente en economías emergentes (Grohmann y Menkhoff, 2017). Se utiliza como herramienta para el desarrollo sostenible (Voica, 2017), lo cual asegura que, tanto personas como empresas, tengan vínculos

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

con el sector financiero y los servicios que ofrece (Oanh, Van y Dinh, 2023). En este sentido, la inclusión financiera puede abordarse desde la perspectiva de las finanzas tecnológicas (*fintech*), las cuales, tienen el potencial de promover la inclusión a través de varios servicios financieros orientados a la atención de poblaciones desatendidas (Ediagbonya y Tioluwani, 2022).

Los pagos y transferencias, inversiones y gestión de patrimonio, la banca digital, la educación financiera, y el *lending crowdfunding* son verticales representativas de las finanzas tecnológicas (Ziegler *et al*., 2021). El financiamiento colectivo o *crowdfunding* se ha utilizado como un término genérico que da vida a las diferentes formas de levantamiento de capital (Ahlers et al., 2015) a través de la multitud (Moysidou y Hausberg, 2019). Este proceso se realiza mediante una plataforma en línea que opera bajo este modelo de financiamiento, en el cual un grupo de donadores, patrocinadores o fondeadores, inversores o prestamistas, dependiendo la vertiente del *crowdfunding*, aportan recursos pecuniarios con el objetivo de apoyar una idea o un proyecto (Moritz y Block, 2014).

Esta vertical integra modelos de financiamiento colectivo como los de donaciones, de recompensas, de capital (*equity*) y de préstamos. En el financiamiento colectivo de donaciones, un grupo de donadores aportan dinero a causas humanitarias o de tipo social y no esperan obtener retribución alguna por su contribución (Snyder, 2023). En el modelo de financiamiento basado en recompensas, los patrocinadores apoyan proyectos a cambio de una recompensa, ésta puede ser un servicio, un producto derivado del proyecto o una experiencia. Este modelo es ideal para proyectos creativos e innovadores (Maiolini *et al*., 2023).

Los modelos que implican retornos financieros son el financiamiento colectivo de capital y de préstamos. El primer caso se enfoca en financiar a startups y empresas innovadoras, los inversores adquieren, a cambio de su inversión, una parte alícuota de la empresa en forma de acción, los inversores pueden obtener beneficios financieros, pero también asumen el riesgo asociado (Brown et al., 2018; Kuti, Bedő y Geiszl, 2017). El segundo caso de interés para este estudio es el financiamiento colectivo de préstamos, préstamos de persona a persona o *lending crowdfunding*. Es un modelo de negocio que ha revolucionado la forma en que las personas, también empresas de menor tamaño, pueden acceder al financiamiento (Balyuk y Davydenko, 2018; Schwienbacher y Larralde, 2010), sin la necesidad de intermediarios tradicionales (Ge *et al*., 2017). En este modelo, los prestamistas e inversores apoyan a individuos y proyectos de empresas de menor escala, reciben a cambio de asumir los riesgos implícitos (Bernardino y Santos, 2021) una tasa de interés como retorno a su inversión (Morse, 2015).

Este modelo de negocio ha permitido que prestatarios en diversas zonas geográficas accedan a recursos directamente de prestamistas e inversores en línea (Lin, Prabhala y Viswanathan, 2013). Su adopción por parte de los usuarios financieros se agudiza por sus novedosas características como procesos ágiles, diversidad de prestamistas e inversores, variedad de proyectos para invertir, transparencia, facilidad y menores costos (Chisti y Barberis, 2016). Así como presenta múltiples connotaciones positivas, también se han erguido interrogantes sobre

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

un aspecto que preocupa a los prestamistas e inversores en este y otros modelos de retorno financiero, este aspecto es la probabilidad de que los prestatarios incumplan con sus obligaciones financieras o caigan en *default* (Bernardino y Santos, 2021).

En atención a esta preocupación, se han realizado estudios por distintos autores, los cuales han permitido ampliar el panorama referente a los factores que inciden en la probabilidad de incumplimiento de pago y que afectan el buen desempeño de este modelo de negocio. A la luz de lo anterior, este artículo tiene como objetivo examinar los enfoques bajo los que se ha analizado este modelo de negocio e identificar patrones y tendencias de esta temática a través de un análisis bibliométrico con el apoyo de la herramienta Bibliometrix de R y VOSviewer.

Aparte de esta introducción, el documento tiene la estructura descrita a continuación. Primero se presentan una parte de los enfoques analizados en el financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de *default* por parte de académicos e investigadores durante la ventana de tiempo comprendida entre 2008 y 2023. Se incluyen enfoques como la evaluación crediticia, la calificación de riesgo y verificación, los modelos predictivos, la predicción de *default* por pares, el uso y utilización de información blanda, así como aquella proporcionada por la plataforma de índole financiera a disposición de inversores o prestamistas; también si la exageración de ingresos es motivo de incumplimiento. Otros aspectos considerados son el impacto de las amistades en línea y la huella digital. Como siguiente apartado se presenta la metodología.

El análisis bibliométrico detalla, en una primera etapa, los hallazgos de la producción científica anual, principales países e instituciones, revistas influyentes, fuentes centrales según la ley de Bradford, producción de las revistas a través del tiempo, autores relevantes, plataformas objeto de análisis y técnicas mayormente utilizadas. En la segunda etapa, se realizan análisis de coautoría, de coocurrencia de palabras clave y un mapa temático. Finalmente se presentan conclusiones y limitaciones. En los siguientes párrafos se desarrollan los enfoques bajo los que se ha analizado este modelo de negocio desde la probabilidad de incumplimiento.

2. Revisión de literatura: enfoques sobre la probabilidad de *default* en el financiamiento colectivo de préstamos

El enfoque de incumplimiento de pago en el financiamiento colectivo de préstamos se observa como área de interés creciente para investigadores y académicos, así como para profesionales de las finanzas. Distintos análisis han permitido explorar los factores que determinan la posibilidad de que en este ambiente de préstamos un prestatario no cumpla con sus obligaciones. En principio, la evaluación crediticia, la calificación de riesgo y la verificación son de los análisis principales realizados a cualquier solicitante de recursos pecuniarios con el objetivo de distinguir a los prestatarios riesgosos de los no riesgosos.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

2.1 Evaluación crediticia, calificación de riesgo y verificación

La calificación de riesgo y la evaluación crediticia (screening) de los prestatarios es básica en cualquier entorno de crédito o préstamos. Estos dos conceptos están estrechamente relacionados, un proceso de *screening* eficaz ayuda a disminuir el riesgo de *default* al identificar a los prestatarios con mayor capacidad de pago y menor riesgo crediticio, por ende, comprender la probabilidad de incumplimiento de pago en los préstamos persona a persona (P2P) es esencial para que este modelo de negocio tenga un sano desarrollo (Carmichael, 2014). A través de información cuantitativa como cualitativa para la evaluación de prestatarios se han encontrado causas que conllevan al incumplimiento.

Jagtiani *et al*. (2019) investigan si el uso de datos alternos para la evaluación crediticia mejora las posibilidades de los consumidores de acceso al crédito, permitiendo que los prestamistas evalúen mejor la solvencia de los solicitantes, en el mismo sentido, si es que los datos alternativos permiten establecer de mejor forma el precio del riesgo por parte de las plataformas de financiamiento colectivo. Sus hallazgos muestran que el uso de datos alternativos (nivel de ingresos, propietario de un inmueble, antigüedad laboral) va en aumento para la evaluación crediticia. En Lendingclub.com, la tasa de interés y la calificación para predecir la probabilidad de incumplimiento emitida por esta plataforma es más efectiva que el conjunto de puntuaciones alternas.

El uso de datos alternativos elegidos minuciosamente puede dar acceso al financiamiento a personas con historial crediticio limitado, resultando en prestatarios con baja probabilidad de incumplimiento (Jagtiani *et al*., 2019). Polena y Regner (2018) señalan que el ingreso anual de un prestatario, su relación deuda-ingresos, las solicitudes en los últimos seis meses y el propósito del préstamo son determinantes significativos en la probabilidad de incumplimiento; por ende, es posible utilizar las características del préstamo o del prestatario de manera efectiva para anticipar las posibilidades de que el préstamo no sea pagado según lo acordado.

Balyuk y Davydenko (2018) dan seguimiento al desarrollo y evolución de Prosper.com y muestran evidencia de cómo esta plataforma se ha convertido en un nuevo intermediario. En su estudio proponen examinar qué características de los préstamos son valoradas por la plataforma y si el mismo grupo de variables afecta la tasa de riesgo de incumplimiento. Entre las características que influyen en la probabilidad de incumplimiento se encuentran el empleo, el historial de crédito y el estatus de la hipoteca. Consideran como préstamos riesgosos aquellos de largo plazo y los otorgados a trabajadores independientes. En cuanto al análisis crediticio, en comparación con los realizados por terceros, Prosper.com los genera de mejor calidad.

Wang, Kou y Peng (2021) son pioneros en la modelación de calificaciones crediticias entre particulares en un entorno *P2P* visto como un problema de modelación sensible al costo. Sus resultados muestran que los clasificadores estándar tienden a ser más precisos que los clasificadores sensibles al costo; en cambio, los clasificadores sensibles al costo pudieron reducir

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

los costos totales de manera significativa, aspectos de suma importancia en la rentabilidad y supervivencia de las plataformas que operan en este mercado. De manera sustancial, indican que las calificaciones crediticias de menor calidad se asocian con altas probabilidades de incumplimiento.

Gao, Sun y Zhou (2017) analizan la efectividad de evaluación crediticia en una plataforma popular en China, sus resultados indican que solamente la información sólida refleja la capacidad crediticia de los prestatarios. El estado civil, el nivel de educación, poseer o no un automóvil y los años de trabajo explican significativamente el riesgo de incumplimiento en la plataforma cuando se utiliza el mecanismo de evaluación crediticia prospectiva. Wu y Zhang (2021) se enfocan en determinar si las calificaciones crediticias de los nuevos prestatarios pueden predecir incumplimientos en una plataforma China, sus hallazgos muestran que las calificaciones crediticias asignadas a los nuevos prestatarios no predicen con precisión su incumplimiento. Enfatizan que en la plataforma objeto de estudio, un 56% de los nuevos prestatarios tiende a incumplir sus obligaciones de pago.

Reddy y Gopalaraman (2016), Canfield (2018) y Dasril *et al*. (2023) indican la importancia de evaluar el riesgo de un prestatario y señalan que la calificación o puntaje de riesgo es el mejor indicador de incumplimiento. En la plataforma Lendingclub.com, Serrano-Cinca, Gutiérrez-Nieto y López-Palacios (2015) muestran que las características del prestatario como ingreso anual, historial de crédito y endeudamiento son variables significativas, indican que la calificación de riesgo asignada por la plataforma es el factor predictivo de mayor importancia. Su modelo propuesto permite predecir la probabilidad de que un préstamo se vuelva moroso durante su plazo. Desde un análisis de mercado emergente, Canfield (2018) menciona que entre los aspectos que aumentan la probabilidad de caer en *default* en una plataforma mexicana, se encuentran el dinero destinado por parte del prestatario al cumplimiento de pago de obligaciones financieras y si el préstamo sufrió un refinanciamiento.

Aunado a los procesos de evaluación crediticia y calificación de riesgo, verificar a los prestatarios potenciales es necesario en el ámbito financiero y de préstamos de persona a persona. Asegurar la veracidad de los datos proporcionados permite a los interesados en plataformas de préstamos participar y tomar decisiones informadas. Gelman y Askira (2013) enfocan su estudio en la práctica de verificar el ingreso de los prestatarios en la plataforma Lendingclub.com. Señalan que una gran cantidad de pequeños inversores financian una mayor parte de los préstamos otorgados, aun cuando los ingresos del prestatario no han sido verificados. Carmichael (2014) encuentra que, al menos en Lendingclub.com, la verificación de ingresos o la interacción entre la verificación de ingresos y los ingresos, es insignificante para el momento en que se realizó el estudio. En este contexto, si el préstamo lograba financiarse completamente antes de que se pudiera verificar el ingreso del prestatario, se otorgaba sin verificación; si no se lograba verificar, la solicitud se retiraba de la plataforma.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Maier (2014) realiza su estudio en un momento en el que el mercado de préstamos estaba en sus primeras etapas de desarrollo y no existían reglas para la divulgación voluntaria de información como forma de verificación en la plataforma. Ésta se realizaba a través de la pertenencia a un grupo dentro de la plataforma y fueron comunes como requisitos de verificación cheques de nómina, reembolso de impuestos y pruebas de empleo que aludieran a un nivel crediticio bajo. Encuentra que el mercado valora los procesos de verificación aun con falta de regulación formal, confirma que los prestatarios con información verificada son menos propensos a caer en *default*.

Lu *et al*. (2012) indican que, en Ppdai.com, se verifica al prestatario mediante cuatro aspectos. Estos son: autenticación de identificación, verificación móvil, de diploma y de video. Identificarse es obligatorio, mientras que las tres restantes son opcionales. En este contexto, las opciones de verificación pueden actuar como una señal del nivel de solvencia del prestatario, un prestatario con una propensión al incumplimiento se reúsa a brindar información amplia para un análisis exhaustivo por parte de los prestamistas y viceversa.

Talavera y Xu (2018) analizan el papel que juega la verificación en el mercado P2P, en una plataforma líder en el principal país del continente asiático. Cuando los documentos de los prestatarios son verificados exhaustivamente — entre ellos, identidad, ingreso, empleo, *social media*, teléfono, dirección y estado civil — las tasas de incumplimiento de pago son más bajas, en contraste con los no verificados de manera minuciosa. Gallo (2021) encuentra que hay una relación positiva entre el proceso de verificación y la probabilidad de default en todas las clases de riesgo que considera en su análisis, lo cual puede convertirse en oportunismo y propiciar conductas inapropiadas, tales como el reporte de datos falsos por parte de los prestatarios en la plataforma objeto de estudio.

Tao, Dong y Lin (2017) hacen una clara diferenciación entre verificación online y *offline*. Señalan que, como mecanismo, autenticarse de forma *offline* podría ayudar a reducir la discriminación basada en gustos, además de que prestatarios con ingresos altos pagan tasas de interés menores y observan bajas probabilidades de incumplimiento; en este sentido, Huang et al. (2021) encuentran que los solicitantes con ingresos elevados se inclinan por autenticarse de forma online, además de hallar que los solicitantes de un préstamo que utilizan palabras en positivo para fortalecer la confianza de los prestatarios aumentan sus probabilidades de completar el monto solicitado y mejoran sus calificaciones de crédito.

Desde la perspectiva del análisis exhaustivo, Cumming, Johan y Zhang (2019) se enfocan en valorar el impacto que tiene evaluar de manera exhaustiva a los solicitantes o prestatarios en distintos tipos de financiamiento colectivo. En este sentido, son seis las verificaciones que se realizan en los distintos modelos de esta vertical de las finanzas tecnológicas (visitas al sitio, verificaciones cruzadas, comprobaciones de crédito, monitoreo de cuentas, antecedentes y pruebas de terceros). Indican que el análisis exhaustivo ayuda en el proceso de selección de proyectos, filtrando los de baja calidad (propensos a incumplimiento) o fraudulentos. Este análisis

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

es propenso a llevarse a cabo en las plataformas grandes, principalmente en las de acciones y préstamos.

2.2 Modelos predictivos

Uno de los elementos cruciales en la evaluación del riesgo es la metodología empleada para estimar la probabilidad de incumplimiento de los prestatarios. Dada la dificultosa naturaleza de evaluar este aspecto en ambientes de préstamos de persona a persona (Duan, 2019), distintos autores han hecho uso de diversas técnicas, tanto estadísticas como de inteligencia artificial (Xia, 2019), con el objetivo de identificar el mejor proceso que minimice la probabilidad de impago en distintas plataformas.

A la luz de esta temática, Malekipirbazari y Aksakalli (2015) analizan datos de Lendingclub.com y estructuran una metodología para el cálculo de puntaje de riesgo de un individuo. Determinan que, de las técnicas estadísticas propuestas, bosques aleatorios es superior a los otros métodos de clasificación contemplados. Sugieren que este enfoque se puede ampliar para predecir la probabilidad de incumplimiento del prestatario en este modelo de negocio. Teply y Polena (2020) analizan mediante técnicas clasificadoras, lineales y no lineales, datos de Lendingclub.com para identificar cuál técnica da mejores resultados y concluyen que las técnicas lineales son las mejores.

Boiko-Ferreira *et al*. (2017) experimentan con datos no balanceados. Indican que, a diferencia de otras técnicas, Gaussian Naive Bayes presenta un mejor desempeño y estabilidad en la predicción de incumplimiento de pago. Por su parte, Duan (2019) propone la utilización de deep neural networks con perceptrón multicapa, encuentra que una red neuronal con tres capas ocultas tiene mayor precisión que la utilización de un perceptrón multicapa con una capa oculta. Kim y Cho (2019) experimentan con redes convolucionales profundas y densas para la extracción de características que permiten mejorar el desempeño de la predicción de *default*. Su modelo comparado con los modelos existentes de redes neuronales convolucionales presentó un mejor desempeño en la predicción de prestatarios de mejor calidad. Sifrain (2023) encuentra que las redes neuronales clasifican mejor la probabilidad de caer en incumplimiento de pago.

Ji, Yu y Fu (2019) sugieren la utilización de un método multicriterio de toma de decisiones para evaluar la probabilidad de incumplimiento al considerar las características psicológicas de los prestamistas de aversión al riesgo. Encuentran que este método reduce la incertidumbre al incorporar las características psicológicas de los prestamistas y su decisión de evitar riesgos. Algunos métodos de machine learning se han identificado como efectivos para predicción de probabilidad de impago.

Ma *et al*. (2018a) utilizan métodos de limpieza de datos, como el multidimensional y el de observaciones múltiples, analizan datos de una importante plataforma *P2P* mediante los algoritmos *LightGBM* y *XGboost*. Sus resultados muestran que el primer algoritmo tiene mayor

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

precisión al predecir incumplimiento de pago. Ko *et al*. (2022) identifican —de un grupo de modelos de clasificación y de inteligencia artificial— al modelo *LightGBM* como el de mayor precisión, destacando que un mejoramiento en la calidad de predicción de default puede tener un impacto importante en los ingresos de la plataforma. Xia (2019) realiza un análisis de sensibilidad sobre la inferencia de solicitudes rechazadas en dos plataformas. Utiliza el modelo *LightGBM* con detección de outliers y técnicas de potenciación de gradiente. Sus hallazgos muestran que su modelo supera referentes en el rendimiento predictivo para datos correspondientes a préstamos *P2P*. Para Dasril *et al*. (2023) es importante considerar nuevas formas y criterios para evaluar el riesgo crediticio.

2.3 Predicción de *default* por pares

En este ambiente, es importante comprender cómo es que los prestamistas aprovechan la información disponible para tomar decisiones de financiamiento sólidas, con el afán de detectar aquellos prestatarios con posibilidades de incumplimiento. En este sentido, Iyer *et al*. (2009) e Iyer *et al*. (2016) evalúan si los prestamistas en estos mercados tienen la capacidad de utilizar la información del prestatario para inferir su solvencia crediticia. Confirman que los prestamistas en estos mercados tienen la capacidad de inferir un tercio de la solvencia crediticia de los prestatarios a partir de la información financiera, como las calificaciones de riesgo presentes en la plataforma. Prestan mayor atención a la información personal divulgada por los prestatarios, como la descripción personal, antecedentes y las fotos agregadas, al momento de distinguir a los prestatarios de alta probabilidad de impago de los de buena calidad y solvencia.

Vallée y Zeng (2018) postulan que usuarios sofisticados hacen uso de más información para toma de decisiones de inversión. Sus resultados indican que, en los préstamos entre pares, los inversores sofisticados pueden realizar predicciones con mayor precisión en la probabilidad de que un individuo caiga en *default*, comparado con la puntuación crediticia solamente. Por su parte, Mi, Hu y Deer (2018) evalúan datos de dos plataformas distintas, incluyen factores blandos como la edad, el género y el estado civil. Demuestran que la trayectoria de préstamos solicitados y la información proporcionada por los solicitantes complementa la calificación crediticia otorgada por la plataforma, por ende, los inversores pueden identificar a prestatarios fiables de los riesgosos o aquellos con posibilidad de retraso en sus pagos.

Hu *et al*. (2019) mencionan que las tasas de endeudamiento no reflejan eficientemente la solvencia de los prestatarios en Renrendai.com. En este contexto, los inversores pueden distinguir distintos grados de incumplimiento entre solicitudes con la misma tasa de interés, identificando prestatarios incumplidos por el tiempo que demoran en levantar el capital solicitado. Chen *et al*. (2020) evalúan el nivel de educación de los prestatarios y si ésta incide en la detección de incumplimiento por parte de los inversores en una plataforma china. Encuentran que los solicitantes con educación generosa presentan menores probabilidades de caer en incumplimiento, generando mejores rendimientos para sus inversores.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

2.4 Información blanda y dura

La gestión de información en entornos P2P implica la evaluación tanto de datos blandos (información no estructurada de diversa índole) como de datos duros (información estructurada y cuantitativa). Ambos tipos de información se identifican como necesarios para estructurar decisiones informadas en plataformas de préstamos de persona a persona.

En este contexto —y desde la perspectiva de la información blanda proporcionada por los prestatarios — Iyer *et al*. (2016) sostienen que cribar información no estándar es de suma importancia para evaluar a los prestatarios de baja calidad, además de que la información publicada disminuye la probabilidad de incumplimiento (Seon y Han, 2021). En este tenor, Pope y Sydnor (2011) encuentran que una persona de color tiene más probabilidad de caer en incumplimiento de pago. Tao *et al*. (2017) indican que, en la plataforma de mayor importancia en China, si todo es parejo, los prestatarios de mayor edad y las mujeres son más propensas en caer en incumplimiento, de la misma forma, los prestatarios que presentan un nivel más alto de educación tienden a asumir mayores riesgos.

Chen *et al*. (2020) proporcionan evidencia de discriminación basada en gustos en contra de mujeres jóvenes solicitantes, mostrando que tienen bajas probabilidades de financiamiento, aunque tengan la posibilidad de pagar el préstamo solicitado y ofrezcan mayores rendimientos con baja probabilidad de incumplimiento. Canfield (2018) sugiere que las mujeres, en igualdad de calificaciones de riesgo, presentan un mejor comportamiento sobre la devolución del recurso otorgado que los hombres. Duarte, Siegel y Young (2012) encuentran que la percepción de la confianza y voluntad para pagar la deuda, la raza y obesidad son variables significativas en la predicción de *default*.

Ding *et al*. (2019) examinan si existe un mecanismo de reputación entre pares. Encuentran que, en la plataforma estudiada, la reputación de los prestatarios con un historial de crédito favorable les permite acceder a préstamos de menor costo, lo que causa una menor probabilidad de incumplimiento. Desde el lado de la madurez del prestamista, Guo *et al*. (2021) denotan la importancia de la madurez de los prestamistas en estos ambientes de préstamos, característica que conlleva a mejor desempeño de inversiones.

Carmichael (2014) encuentra evidencia de que los prestatarios que presentan descripciones de préstamos que carecen de oraciones completas observan alta probabilidad de incumplir con sus obligaciones. Serrano-Cinca *et al*. (2015) y Gallo (2021) refieren que, en ambientes *P2P*, el propósito del préstamo también es un factor que explica el incumplimiento. En su análisis, Polena y Regner (2018) estudian los determinantes que ocasionan que un prestatario caiga en default. Señalan que, en cualquier tipo de riesgo, la relación deuda ingreso, las consultas, el propósito del préstamo son determinantes significativos de incumplimiento.

Berg *et al*. (2018) mencionan que los consumidores y usuarios de un sitio web al momento de registrarse utilizan números en su correo electrónico tienden a caer en *default* de forma

frecuente, se duplica esta probabilidad para los consumidores que solo utilizan minúsculas en su nombre y dirección. Siering (2023) indica que, factores tanto lingüísticos como de contenido ayudan a explicar la probabilidad de incumplimiento siendo de mayor importancia los factores de contenido.

Desde la óptica de la información dura, cuantitativa o financiera, cuando más alta sea la tasa de interés en prestatarios de alto riesgo, mayor será la probabilidad de incumplimiento (Albanna, 2022; Dorfleitner *et al*., 2016; Emekter et al., 2015; Freedman y Jin, 2011; Serrano-Cinca *et al*., 2015). Carmichael (2014) identifica que los ingresos del prestatario, las consultas crediticias, el uso del crédito revolvente y el historial de crédito, son determinantes altamente significativos de incumplimiento.

Yao *et al*. (2019) investigan la relación entre el propósito del préstamo y el de financiamiento en una de las plataformas más importantes en China. Encuentran que el propósito del préstamo tiene influencia significativa en el éxito de financiamiento, en este sentido, a pesar de que los inversores tienen la posibilidad de obtener buenos rendimientos, no dejan de preocuparse por la posibilidad de incumplimiento de los préstamos, además, hallan una relación negativa entre el monto de préstamo y la tasa de interés, sugiriendo que los inversores actúan de manera racional, cuidando el riesgo en busca de mejores rendimientos. Tao *et al*. (2017) sugieren que, en la plataforma de mayor renombre en China, la calificación crediticia no es un buen predictor de incumplimiento. Mencionan que aumentar la tasa de interés reduce la probabilidad de *default,* pero solo hasta cierto nivel. Cuando se rebasa, estas tasas se asocian con prestatarios que tienden a incumplir, además de que los préstamos a corto plazo tienen menos probabilidades de no ser retribuidos.

Hertzberg, Liberman y Paravisini (2018) comparan dos grupos de prestatarios que eligieron las mismas condiciones de préstamos y analizan cómo estas condiciones pueden utilizarse para evaluar a los prestatarios en función de su información privada. Determinan que los prestatarios eligen a quien prestar en función de la información personal y capacidad futura para cumplir con los pagos. Además, cuando los prestatarios tienen la opción de elegir entre un préstamo a largo y corto plazo, menos prestatarios eligen el préstamo a corto plazo, y aquellos que lo hacen, tienen una menor tasa de incumplimiento, en contraste con la opción de préstamos a corto plazo. Balyuk y Davydenko (2019) encuentran que la tasa de riesgo de incumplimiento aumenta al principio y disminuye conforme el préstamo madura.

2.5 Exageración de ingresos

La exageración de ingresos incrementa las probabilidades de incumplimiento (Canfield, 2018). Hu *et al*. (2019) identifican que, en una plataforma popular china, los solicitantes pueden hacer uso de capturas de pantalla de sus cuentas bancarias en línea o de los detalles de sus transacciones bancarias como evidencia de ingresos; de esta forma, la tentación de exagerar este dato es

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

común. Encuentran que los solicitantes de mediana edad (alrededor de 45 años) tienen mayor probabilidad de incumplimiento. Talavera y Xu (2018) señalan que exagerar ingresos y no tener un proceso de verificación completo incide en tasa de incumplimiento más altas para este tipo de solicitantes. Eid, Maltby y Talavera (2017) encuentran que los prestatarios que tienden a redondear cifras de ingresos tienen mayores probabilidades de caer en incumplimiento. Chen et al. (2020) mencionan que en Renrendai.com los ingresos de los prestatarios no son confiables. Pursiainen (2019) sugiere que la inexactitud de la información financiera se debe, por un lado, a la decisión de informar deliberadamente de forma incorrecta y, por otro, a la incertidumbre.

2.6 Amistad en línea

Con el crecimiento de las redes sociales y la conectividad, se ha vuelto cada vez más relevante investigar cómo las relaciones online pueden influir en el comportamiento financiero de los prestatarios. En este sentido, Freedman y Jin (2008) encuentran que la probabilidad de incumplimiento de pago es menor si las amistades del prestatario dan señales de una buena capacidad de solvencia. Lu et al. (2012) señalan que los prestatarios que observan a sus amigos, de la modalidad en línea, incumplir con el pago, tienen el doble de probabilidades de incumplir en el futuro. Lin et al. (2013) indican que los prestatarios que tienen amigos en línea son menos propensos a incumplir.

En cuanto a la información divulgada en medios sociales, los hallazgos de Ge, Feng y Gu (2016) y Ge *et al*. (2017) muestran que son menos propensos en caer en incumplimiento aquellos prestatarios que revelan información en redes sociales, caso contrario de aquellos que se niegan a hacerlo. La pertenencia a un grupo es importante, Chen, Zhou y Wan (2016) investigan la relación entre el capital social del grupo y el resultado de financiamiento. Sus hallazgos muestran que individuos que no pertenecen a un grupo, tienen pocas posibilidades de obtener financiamiento en esta plataforma, si lo obtienen, es probable que la tasa de interés sea alta, además indican que la afiliación del prestatario a un grupo, el cual representa su capital social general, tiene un efecto positivo en la puntualidad de los pagos y reduce la posibilidad de incumplimiento cuando se emplea exclusivamente el sistema de calificación basado en grupos.

En este sentido, Everett (2010) se pregunta si pertenecer a un grupo con acceso a información privada o monitoreo está asociada con tasas de incumplimiento más baja. Encuentra que el incumplimiento es más alto para los préstamos en grupos que no tienen relaciones, es decir, los que sí pertenecen a un grupo con interacción personal castigan a los incumplidos con exclusión. Hildebrand, Puri y Rocholl (2017) comentan que cuando hay recompensas involucradas en este ambiente, las ofertas realizadas por líderes de grupo conducen a tasas de interés menores, pero también a tasas de incumplimiento más elevadas. Además, la experiencia del líder del grupo en este modelo de negocio puede impactar seriamente en la reducción de tasa de incumplimiento y de interés.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

2.6 Huella digital

El rastreo de esta información puede ser empleada para anticipar el incumplimiento de los prestatarios. Berg et al. (2018) analizan el contenido informativo de la huella digital, específicamente, la información que las personas dejan en línea al registrarse en un sitio web con el fin de predecir el default por parte de los usuarios. Encuentran diversos resultados inclinados a la probabilidad de incumplimiento consistentes con las variables utilizadas. Comentan que usuarios de iOS, que utilizan un servicio de internet premium y que usan su nombre en su correo, son menos propensos a caer en incumplimiento, los usuarios que realizan una orden mediante un teléfono son tres veces más probables de caer en incumplimiento y los usuarios que llegan por medio de publicidad al sitio de compra son los que presentan un mayor índice de incumplimiento.

Por otro lado, Ma *et al*. (2018b) sugieren que patrones de uso de teléfono, aplicaciones, telecomunicaciones y movilidad contienen capacidad predictiva para determinar la probabilidad de *default* de prestatarios. Dai *et al*. (2022) mencionan que los prestamistas aprueban con facilidad a prestatarios que muestran un histórico digital, aunque estos presenten mayores posibilidades de incumplimiento.

El interés sobre esta temática ha experimentado un desarrollo gradual con el paso de los años. En la gráfica 1 se observa el conjunto de publicaciones que tratan la probabilidad de incumplimiento de pago en este modelo de negocio, en el eje X se muestra el periodo considerado para este estudio, mientras que el eje Y detalla las publicaciones por autor durante un año dado.

Gráfica 1. *Evolución de las publicaciones en el financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de default 2008-2023*

Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre, con apoyo de R-Studio.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

El financiamiento colectivo de préstamos es un modelo de negocio tecnofinanciero que en años recientes ha ganado popularidad entre sus participantes. Son las plataformas las que reúnen tanto a prestatarios como a prestamistas e inversores para lograr sus metas financieras de una forma ágil y novedosa, ofreciendo atractivas tasas de interés como retorno de inversión en contraste con otras formas tradicionales. Sin embargo, a pesar de las ventajas de este modelo de negocio, quedan riesgos por mitigar, especialmente, la probabilidad de que un prestatario caiga en *default*.

El cumplimiento de las obligaciones contraídas mediante el financiamiento colectivo genera confianza en los prestamistas e inversores. Cuando no se logran estas metas, hay perjuicios y pérdidas pecuniarias. Para la plataforma, la reputación se puede ver opacada, al generar desconfianza en el proceso de evaluación de riesgo. Además, la posibilidad de que nuevos participantes se agreguen queda incierta. Como se ha mostrado en los párrafos precedentes, distintos autores han utilizado datos e información de tipo cuantitativo y cualitativo para modelar este aspecto, con la finalidad de presentar elementos que inciden en la probabilidad de que un prestatario caiga en incumplimiento.

Tanto las técnicas estadísticas tradicionales como las de última generación de inteligencia artificial han dado pauta a nuevas formas de evaluar e intentar predecir con precisión a prestatarios riesgosos. El análisis de la probabilidad de riesgo de incumplimiento es imperante en este modelo de negocio y otros que refieren al financiamiento. Con ello, se trata de aumentar las posibilidades de que una solicitud o proyecto tenga un desempeño favorable. Asimismo, fomentar el éxito de las plataformas y el sano desarrollo de este modelo de negocio. Para profundizar en patrones y tendencias en este campo, el siguiente apartado presenta la metodología utilizada para identificar los aspectos relevantes del análisis bibliométrico propuesto.

3. Metodología

La bibliometría es elemental en la evaluación del impacto del conocimiento en disciplinas diversas (Pritchard, 1969). Los enfoques derivados de estos análisis son necesarios para detectar fortalezas como áreas de oportunidad en cualquier ámbito de investigación (Zeinoun *et al*., 2020). En la actualidad, cada vez recibe más atención debido al desarrollo de tecnologías de la información como las redes, software, internet y otros procesos realizados a través de una computadora (Merigó, Gil-Lafuente y Yager, 2015). Refleja la dinámica de las disciplinas y su producción científica (Gauthier, 1998; Hood y Wilson, 2001) cuantificando, por ejemplo, artículos de mayor importancia, autores destacados e instituciones que los albergan, países principales y técnicas estadísticas que han servido como base para el análisis de datos en los distintos estudios (Merigó *et al*., 2015; Norton, 2001).

El presente análisis bibliométrico revisa la literatura referente a una proporción de las distintas perspectivas y enfoques relacionados con el financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de incumplimiento de pago. Los artículos publicados que se incluyeron fueron

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

los identificados en el periodo comprendido de 2008 a 2023, tomando en cuenta que este joven campo de estudio surge como una alternativa de formación de capital a partir de circunstancias adversas, como la reciente crisis financiera de 2008 (Best *et al*., 2013).

Para la selección de los artículos, se procedió a identificar publicaciones que cumplieran con los siguientes aspectos: que se encontraran vigentes y dentro del periodo de estudio, que sus resultados empíricos fueran robustos, que se enfocaran en el financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de incumplimiento. En consonancia con lo anterior, se contemplaron cuatro etapas a cumplir con el afán de integrar un número de publicaciones pertinentes para este estudio. En primer lugar, se establecieron los criterios de búsqueda. En este sentido, las palabras clave consideradas fueron escritas de la siguiente manera: (*"lending crowdfunding" OR crowdlending OR "P2P lending" OR "peer to peer lending"*) AND ("*loan default*"). Como segunda etapa, se seleccionaron las bases de datos bibliográficas a revisar, entre ellas, CrossRef, Google Académico, Dimensions, Scopus, y revistas especializadas como SSRN Electronic Journal, IEEE, junto con otras de acceso libre.

Para abordar el proceso de identificación de artículos de investigación, se utilizó la combinación de las palabras clave con la probabilidad de *default* en las bases de datos mencionadas, la selección de documentos se realizó de forma manual. Se verificó en cada uno de los documentos seleccionados que las palabras clave estuvieran presentes en el título, en el resumen o en las mismas palabras clave, se priorizaron las publicaciones de acceso no restringido disponibles (Suber, 2012).

Para realizar la última etapa, se recuperaron las publicaciones que cumplieron con los aspectos de vigencia y temporalidad, con resultados empíricos destacables y robustos, además de haberse enfocado en el financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de incumplimiento. Las publicaciones consideradas observan calidad y rigor científico, en su mayoría escritas en el idioma inglés. Los artículos destacados se organizaron conforme a los enfoques identificados y descritos en secciones anteriores; se retiraron del análisis aquellos artículos que, aunque de interés por la temática, se inclinan hacia otras vertientes de este modelo de negocio, como lo es el financiamiento colectivo de capital, finalizando con 58 publicaciones directamente relacionadas con la temática propuesta.

Los análisis realizados al corpus literario considerado para este estudio se procesaron mediante distintos softwares, como el gestor de referencias Mendeley, hoja de cálculo electrónica, VOSviewer, Bibliometrix de RStudio (Aria y Cuccurullo, 2017) y su interfaz Biblioshiny. Los resultados de este análisis se presentan en la siguiente sección.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

4. Análisis bibliométrico

4.1 Producción científica y tendencias en el financiamiento colectivo de préstamos y probabilidad de incumplimiento de pago

Con base en la información de los artículos contemplados para el periodo de estudio, se presentan los hallazgos obtenidos a través de Bibliometrix y la ayuda de hoja de cálculo. Como primera etapa se presenta lo referente a la producción científica en el campo del financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de *default*, destacando la producción científica anual, los países e instituciones principales, las revistas relevantes e influyentes, las fuentes centrales según la ley de Bradford, la producción de las revistas a través tiempo, los autores relevantes y su producción a través del tiempo, las plataformas objeto de análisis y las técnicas utilizadas. En la segunda etapa se presentan los análisis de coautoría, de palabras clave y un mapeo temático.

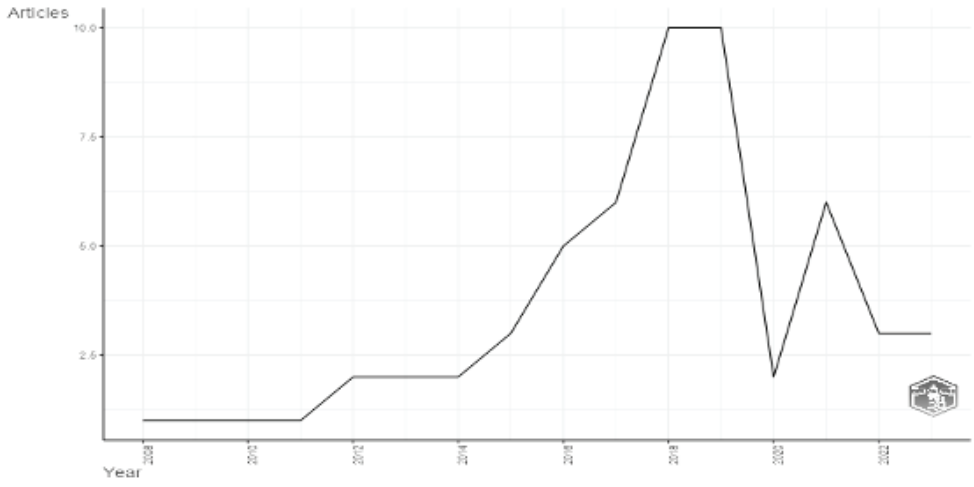
4.1.1 Producción científica anual

El financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de que un prestatario caiga en incumplimiento de sus obligaciones financieras ha generado interés entre investigadores y académicos. En la gráfica 2 se observa que, de 2008 a 2014, la producción científica anual en este campo fue de 1.43% en promedio, aumentando considerablemente en los siguientes cinco años. Esta intensificación se debe a la permeabilidad y adopción de tecnologías de la información y comunicación como los móviles inteligentes y la amplia permeabilidad que ha tenido internet en países como Estados Unidos y China. Tales innovaciones han facilitado la interacción de prestamistas e inversores y prestatarios en las plataformas de financiamiento colectivo de préstamos.

Otro aspecto notable es la cantidad de plataformas que nacen y operan bajo este modelo de negocio, tanto en países emergentes como desarrollados entre los años 2015-2019. Sin embargo, el campo sigue dominado por las de mayor renombre (ver apartado 4.1.8), las cuales han permitido que distintos autores presenten sus investigaciones con base en el acceso a la información que estas plataformas facilitan. La producción científica se incrementa de un 5.17% en 2015 a un 10.34% en 2017. Los años 2018 y 2019 presentan una producción similar del 17.24%. La tendencia de producción de investigaciones científicas en los años restantes se ve diezmada. Las causas son múltiples, no obstante, la implementación de un marco regulatorio en distintas zonas geográficas para este modelo de negocio y la crisis sanitaria causada por COVID-19 han sido los principales motivos que afectaron la producción de investigaciones en este campo.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Gráfica 2. *Tendencia de la producción científica en el financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de default*



Nota: Idioma predeterminado por el programa usado en la elaboración de la gráfica.
Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre con apoyo de Biblioshiny de R-Studio.

4.1.2 Principales países

A partir de las particularidades que emanan de los artículos seleccionados sobre esta temática, se observa en el cuadro 1 que los países que presentan una producción significativa en el desarrollo de estudios en este campo son los siguientes: un 26.76% de las publicaciones han sido realizadas por autores de Estados Unidos; un 25.35% por autores de China; en menor proporción se encuentran: Alemania con 7.04%, Reino Unido con 5.63% y Taiwán con 4.23%; Canadá, Corea del Sur, Hong Kong e Indonesia con 2.82% respectivamente; el 19.72% restante está integrado por otros países, destacando el creciente interés por este campo de estudio por parte de mercados emergentes.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Cuadro 1. *Principales países*

Posición	País	Número de publicaciones
1	Estados Unidos	19
2	China	18
3	Alemania	5
4	Reino Unido	4
5	Taiwán	3
6	Canadá	2
7	Corea del Sur	2
8	Hong Kong	2
9	Indonesia	2
10	Vietnam	1
11	Suiza	1

Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre, con apoyo de Biblioshiny de R-Studio.

4.1.3 Instituciones principales

La contribución de expertos de distintas universidades en el desarrollo del conocimiento es de gran relevancia, pues su trabajo promueve de forma constante la comprensión sobre esta temática. En este sentido, el cuadro 2 muestra que University of Maryland y National Kaohsiung University of Science and Technology presentan el mayor número de publicaciones (3.27%) por parte de autores que se encontraban afiliados a estas instituciones al momento de realizar sus aportaciones al conocimiento; Federal Reserve Bank of Philadelphia, MIT Sloan School of Management, Shanghai Business School, South China Agricultural University, Southwestern University of Finance and Economics, University of Arizona, University of Sheffield, University of Washington y Xi'an Jiaotong University cuentan con un 2.38% respectivamente. Otras universidades muestran solo una publicación, éstas integran un 71.43% de las instituciones durante el periodo considerado.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Cuadro 2. *Instituciones principales*

Posición	Universidad	Número de publicaciones
1	University of Maryland	3
2	National Kaohsiung University of Science and Technology	3
3	Federal Reserve Bank of Philadelphia	2
4	MIT Sloan School of Management	2
5	Shanghai Business School	2
6	South China Agricultural University	2
7	Southwestern University of Finance and Economics	2
8	University of Arizona	2
9	University of Sheffield	2
10	University of Washington	2
11	Xi'an Jiaotong University	2

Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre.

4.1.4 Revistas principales e influyentes

El cuadro 3 muestra las 10 revistas principales que acogieron las contribuciones de los autores en este campo. Se observa que SSRN Electronic Journal, repositorio institucional de acceso libre dedicado a la difusión de investigación científica interdisciplinaria, se perfila como la revista influyente, con un 23% de las publicaciones. Financial Innovation publicó un 6% de los artículos contemplados en este análisis. Electronic Commerce Research and Applications, Finance Research Letters, Journal of Banking y Finance y Management Science publicaron en conjunto un 15% de los distintos estudios sobre esta temática. Revistas como Applied Economics, Journal of Business Research, Mathematics, entre otras, representan un 56% de los artículos totales.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Cuadro 3. *Principales revistas*

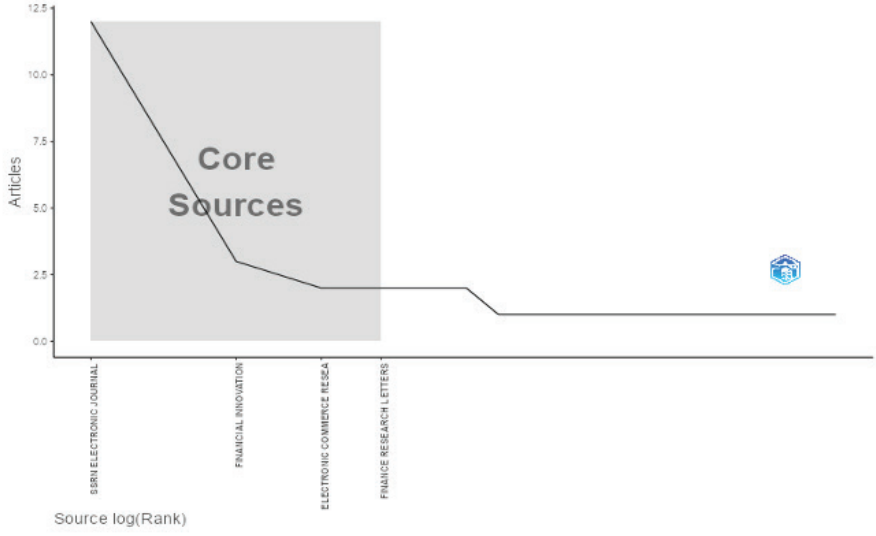
Posición	Universidad	Número de publicaciones
1	SSRN Electronic Journal	12
2	Financial Innovation	3
3	Electronic Commerce Research and Applications	2
4	Finance Research Letters	2
5	Journal of Banking y Finance	2
6	Management Science	2
7	Applied Economics	1
8	Journal of Business Research	1
9	Mathematics	1
10	PLoS ONE	1

Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre con el apoyo de Biblioshiny de R-Studio.

4.1.5 Fuentes centrales según la Ley de Bradford

La Ley de Bradford describe la distribución de literatura científica entre revistas en un campo de investigación específico, con un pequeño grupo de revistas que publica una proporción significativa de la literatura, mientras que un gran número de revistas concentra el resto de las publicaciones (Brookes, 1977). Con base en lo anterior, los resultados permitieron identificar tres grupos de revistas. El primero se integra de cuatro, las cuales concentran un 36.5% de la producción científica sobre esta temática. El grupo dos aglomera un 30.8% con 14 revistas; mientras que el grupo tres representa un 32.7% con 17 revistas. En la gráfica 3 se observa que las revistas del primer grupo concentran la mayoría de las publicaciones relevantes, con una dispersión gradual en los grupos dos y tres.

Gráfica 3. *Fuentes centrales según la Ley de Bradford*



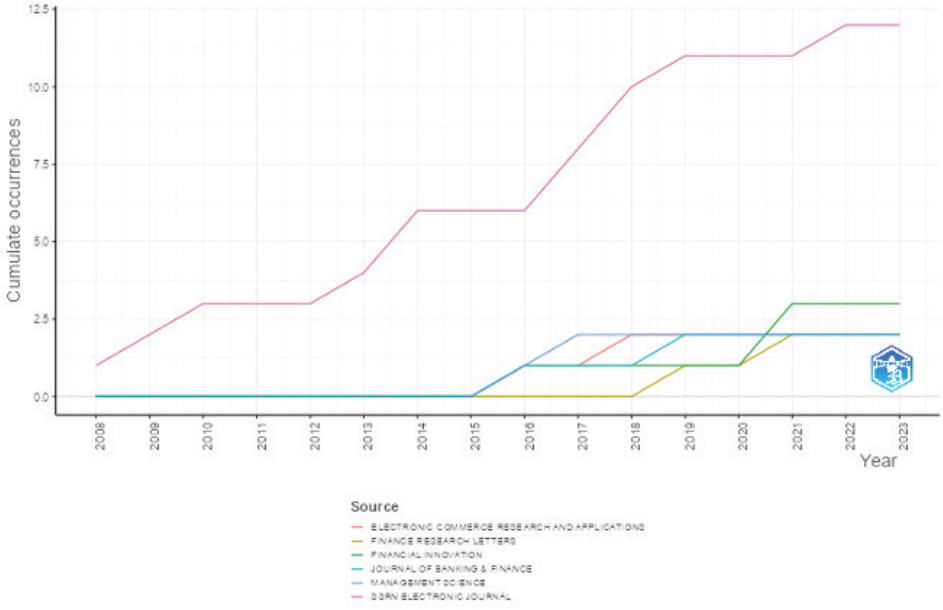
Nota: Idioma predeterminado por el programa usado en la elaboración de la gráfica.
Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre con el apoyo de Biblioshiny de RStudio.

4.1.6 Producción de las revistas a través del tiempo

En cuanto al análisis temporal de las publicaciones por parte de las revistas, la gráfica 4 muestra que SSRN Electronic Journal destaca como líder en el primer grupo acorde con la Ley de Bradford. Su amplia publicación de estudios relevantes contribuye de manera significativa al avance del campo, lo que refuerza su rol como una de las principales fuentes de diseminación de investigaciones.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Gráfica 4. *Producción científica por revista*



Nota: Idioma predeterminado por el programa usado en la elaboración de la gráfica.
Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre con el apoyo de Biblioshiny de RStudio.

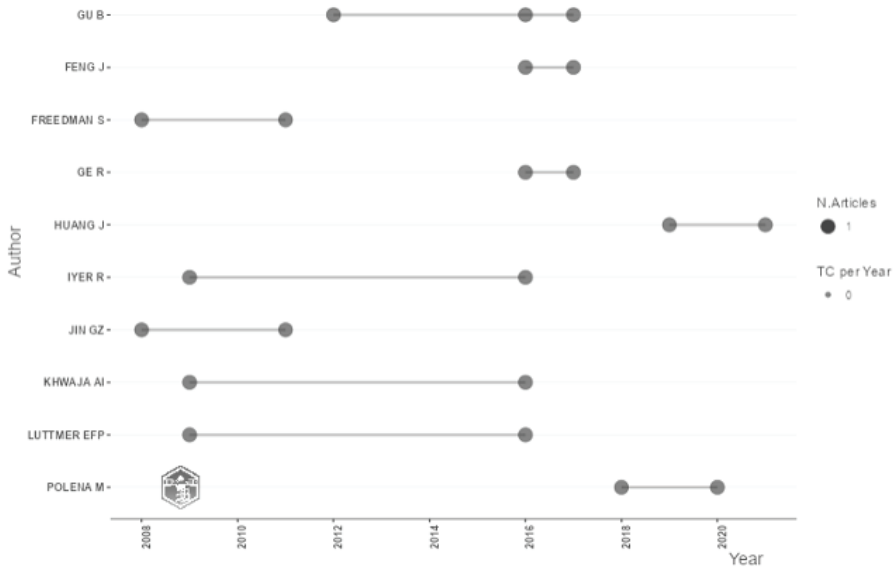
4.1.7 Autores relevantes y su producción a través del tiempo

Como se observa en la gráfica 5, entre los autores de mayor relevancia en el análisis del financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de default, con trabajos individuales o en coautoría y por mayor número de publicaciones, se encuentra Bin Gu, quien realizo sus contribuciones entre 2012 y 2017. Otros autores con número similar de publicaciones son, Feng, Freedman, Ge, Huang, Iyer, Jin, Khwaja, Luttmer, Polena, Puri, Shue y Talavera. Autores como Aksakalli, Albana, Askira, Balyuk y Basinger, entre otros, presentan una sola publicación.

En relación con la Ley de Lotka, que menciona que una parte significativa de la producción de artículos se concentra en una pequeña proporción de autores con alta producción (Urbizagastegui, 1999), se observa una producción disímil sobre este tema. En este sentido, los autores que presentan mayor influencia en el campo son Gu, con tres artículos, y los 12 autores que presentan dos trabajos como Feng, Freedman y Ge por mencionar algunos de los comentados en el párrafo anterior. El trabajo de estos autores representa el 9% del total de los artículos realizados, también refleja influencia en el campo y su papel en el desarrollo de esta temática.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Gráfica 5. *Autores relevantes*



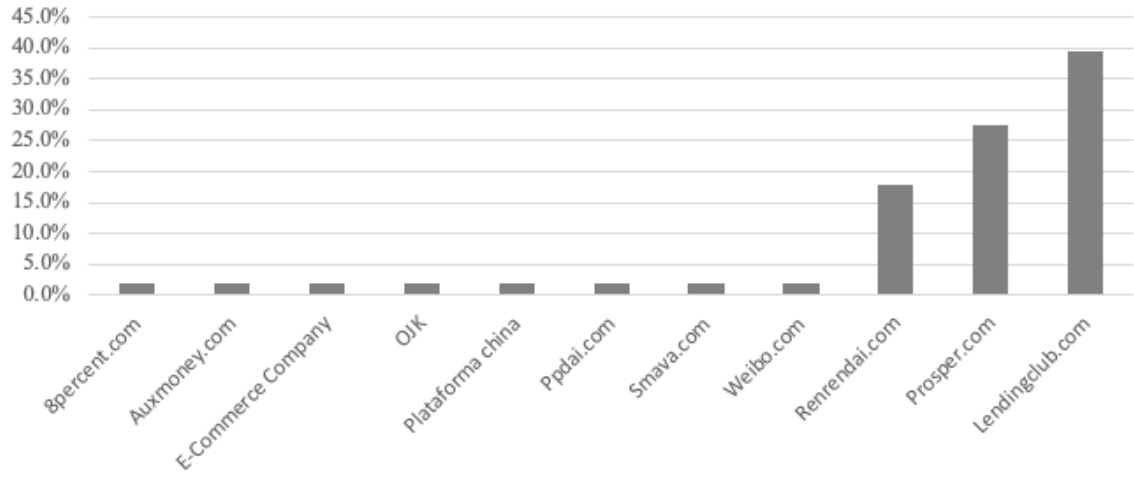
Nota: Idioma predeterminado por el programa usado en la elaboración de la gráfica.
Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre con el apoyo de Biblioshiny de RStudio.

4.1.8 Plataformas objeto de análisis

Las fuentes de datos que forman parte de los análisis realizados por los autores, durante el periodo de estudio, son las plataformas que facilitan la interacción entre prestatarios y prestamistas e inversores. Dentro del panorama de plataformas que operan bajo el modelo de negocio, se destaca que los datos recopilados de Lendingclub.com y Prosper.com han sido particularmente valiosos en el ámbito de la modelización e identificación de las probabilidades de incumplimiento por parte de los prestatarios. De manera respectiva, un 39.2% y un 27.5% de los estudios han sido basados en los datos de estas plataformas. Los datos de la plataforma de origen chino, Renrendai.com, han servido como objeto de análisis en un 17.6% de los estudios analizados. Otras fuentes de datos representan el 2% respectivamente. En la gráfica 6 se observa esta proporción con mayor detalle.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Gráfica 6. *Principales plataformas*



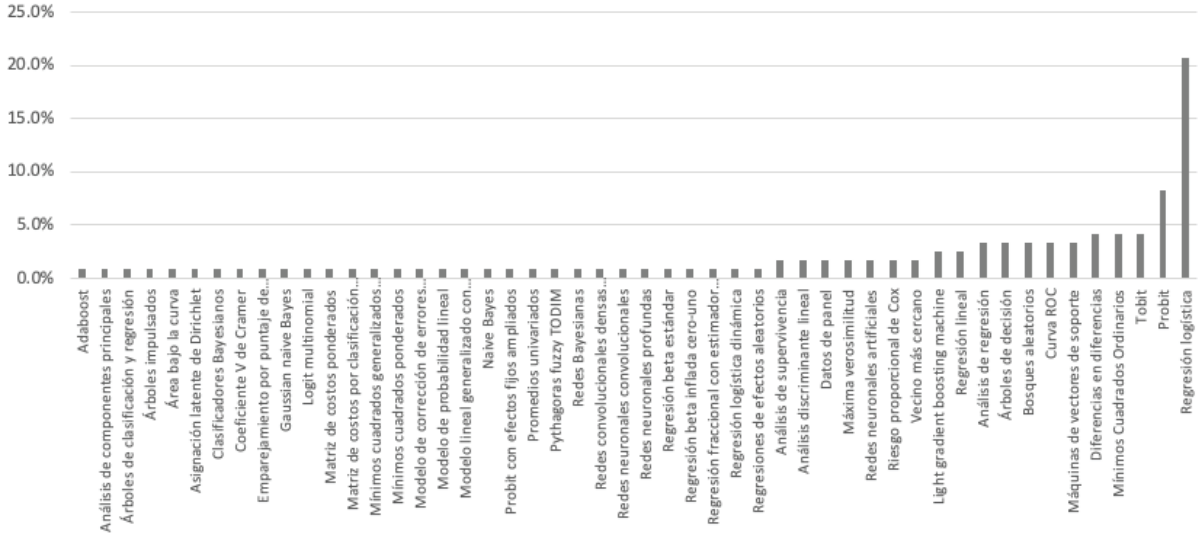
Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre.

4.1.9 Técnicas utilizadas

En los estudios relacionados con la probabilidad de incumplimiento en el financiamiento colectivo de préstamos, se han empleado diversos enfoques y técnicas, algunas de ellas se han desarrollado paralelamente con el surgimiento de nuevas herramientas y conocimientos, con el objetivo de analizar de manera exhaustiva la probabilidad de default en los préstamos entre particulares. A la luz de lo anterior, se observa que las técnicas de regresión, tanto logística (20.7%) como Probit (8.3%), son comúnmente utilizadas para identificar variables y factores que se han relacionado con el incumplimiento de pago en este campo.

Los modelos de diferencias en diferencias, mínimos cuadrados ordinarios y Tobit han sido utilizados en un 4.1% de los trabajos contemplados respectivamente. Las técnicas de análisis de regresión, árboles de decisión, bosques aleatorios, curva de característica operativa del receptor (ROC) y máquinas de vectores de soporte fueron utilizadas en un 16.5% de los artículos, otras técnicas utilizadas representan un 42.1% en este análisis. En la gráfica 7 se presentan las proporciones de las técnicas más utilizadas.

Gráfica 7. *Técnicas utilizadas*



Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre.

4.2 Análisis bibliométrico

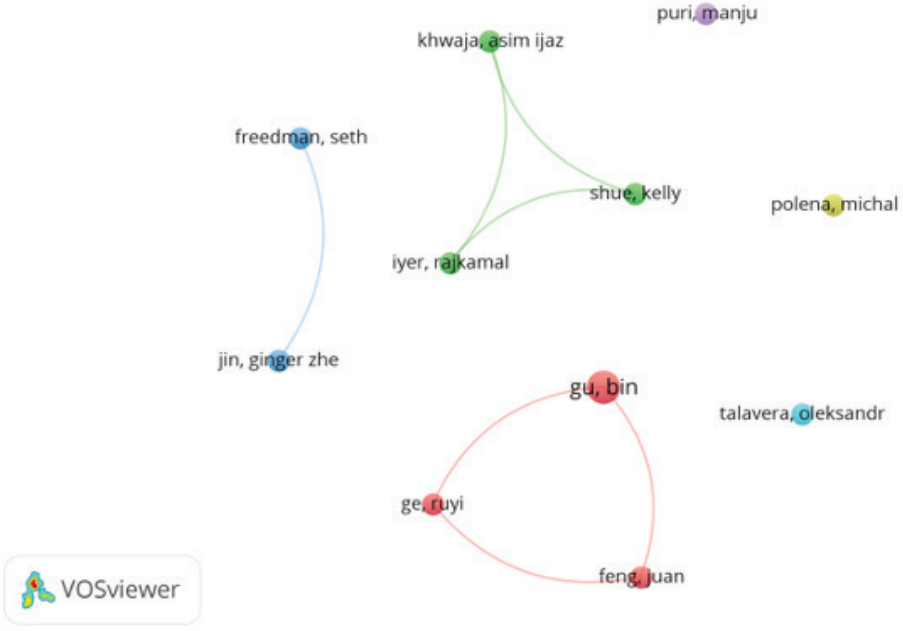
El análisis de metadatos mediante la herramienta Biblioshiny, de R y VOSviewer, ha permitido explorar y representar gráficamente elementos clave de la literatura científica relacionada con el financiamiento colectivo de préstamos y probabilidad de incumplimiento. Para esta segunda etapa del análisis bibliométrico se examinan aspectos como la coautoría, el análisis de palabras clave y un mapeo temático de este campo de estudio que se observa en constante evolución.

4.2.1 Análisis de coautoría

Se llevó a cabo un análisis de coautoría mediante el programa VOSviewer, en el que se solicitó que los autores cumplieran con la condición de ostentar dos publicaciones. En este análisis se evaluó la fuerza total del vínculo de coautoría de cada autor, seleccionándose de forma automática aquellos con los vínculos más fuertes. De 161 autores, VOSviewer destacó un grupo de 11 académicos y/o investigadores, organizados en seis clústeres y conectados mediante siete enlaces de coautoría. La gráfica 8 muestra las relaciones más significativas de colaboración en el campo de estudio del financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de incumplimiento.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

Gráfica 8. *Análisis de coautoría*



Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otra de acceso libre con el apoyo de VOSviewer.

Se observa que hay grupos de colaboración reincidente y también autores que trabajan de manera independiente. Bin Gu, de Arizona State University, es uno de los autores que presenta la red de trabajo destacada, con una intensidad de conexión con otros nodos de cuatro. Como se ha mencionado, es coautor en tres artículos científicos, dos de ellos con Ruyi Ge y Juan Feng, los cuales se enfocan en analizar el comportamiento de prestatarios en redes sociales y su influencia en la probabilidad de incumplimiento en este modelo de negocio. En el clúster de color verde se muestra el trabajo conjunto entre Iyer, Kwaja y Shue, autores en dos documentos y dos enlaces, muestran una intensidad de conexión con otros nodos de cuatro. El clúster de color azul muestra dos nodos y solo un enlace, en los nodos restantes los autores no presentan enlaces.

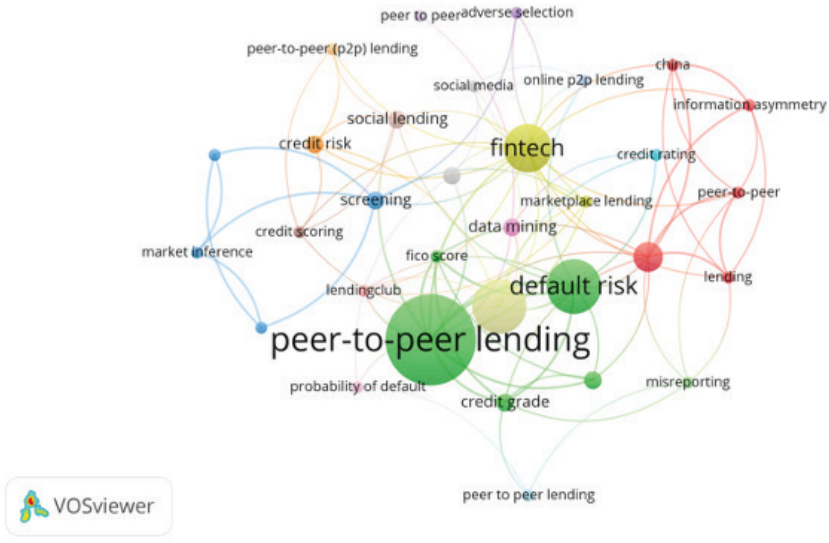
4.2.2 Análisis de palabras clave

Para este análisis, se incluyeron las palabras clave que aparecieran más de dos veces, de un total de 201, 32 superaron esta condición. En el panel (a) de la gráfica 9, la palabra clave con mayor frecuencia es peer to peer lending (15) en el clúster verde, con una intensidad de conexión con otros nodos de 24. Las temáticas cercanas vinculadas a esta palabra son 13, entre ellas, default risk, probability of default, social lending, soft information y marketplace lending. El clúster de color verde con la temática de default risk, aparece nueve ocasiones, presenta una intensidad

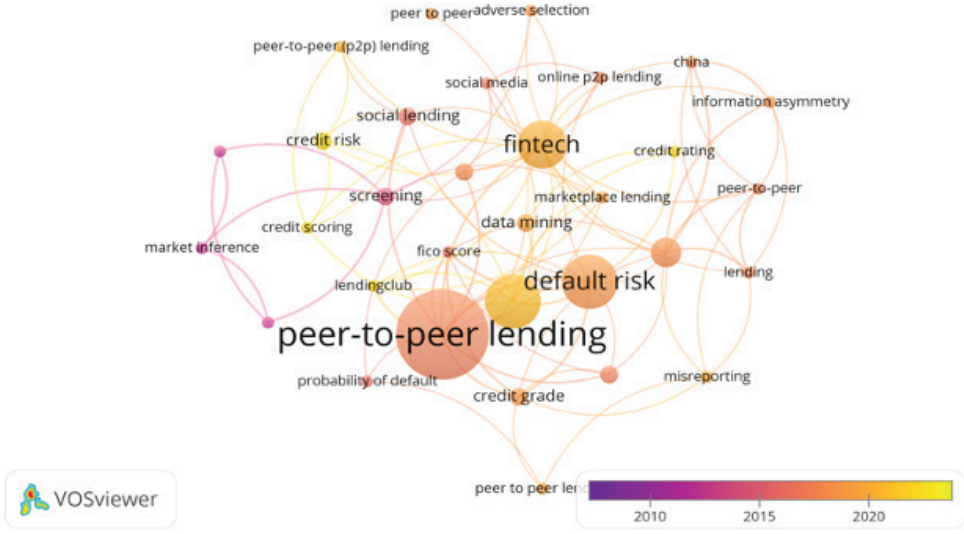
de conexión con otros nodos de 17, con 10 vínculos. El clúster amarillo muestra fintech como la temática principal, aparece ocho veces, muestra una intensidad de conexión con otros nodos de 20 y cuenta con 18 vínculos.

Gráfica 9. *Análisis de coocurrencia de palabras clave*

Panel (a)



Panel (b)



Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre, con el apoyo de VOSviewer.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

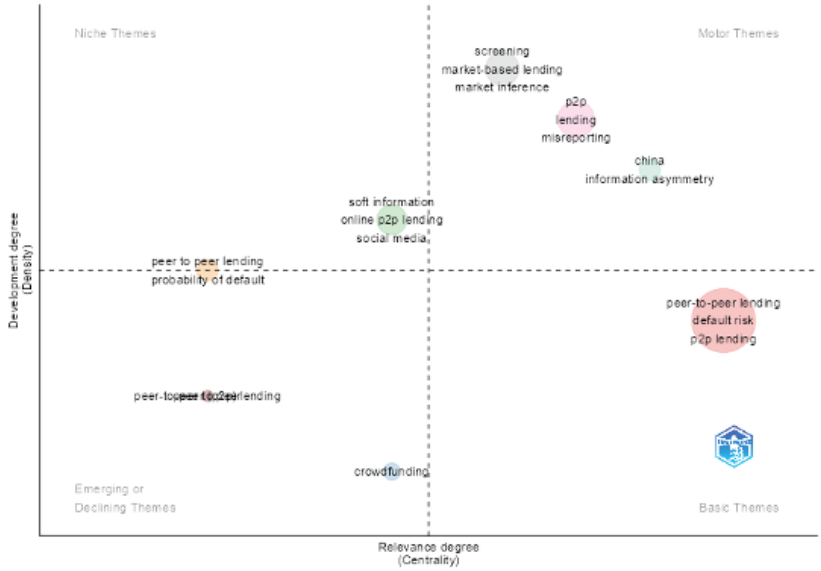
Mediante la opción Overlay Visualization en VOSviewer se puede observar, en el panel (b) de la gráfica 9, la evolución de los temas de investigación en este campo. Temáticas de trabajo iniciales fueron screening, peer to peer credit markets y market inference entre 2012 y 2014, peer to peer lending, default risk y fintech se vuelven elementos de análisis entre 2016 y 2019. Credit risk y credit scoring son de los temas abordados en 2021.

4.2.3 Mapeo temático

Los temas principales sobre el financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de incumplimiento se identifican a partir de la gráfica 10. En ella se muestran cuatro cuadrantes evaluados mediante centralidad y densidad. La centralidad representa el volumen de trabajo que se ha llevado a cabo en un campo específico. Mientras que la densidad muestra la importancia de un tema en particular (Nasir et al., 2020).

En el cuadrante inferior izquierdo se encuentran temas con baja densidad y centralidad, es decir, emergentes o en declive. En el cuadrante inferior derecho se encuentran los temas base, que para este estudio son financiamiento colectivo de préstamos o peer to peer lending y la probabilidad de incumplimiento de pago. Temas nicho se observan en el cuadrante superior izquierdo, como los análisis realizados en la temática de información blanda y social media en los préstamos P2P. En el cuadrante final se identifican los temas de mayor densidad y centralidad, entre ellos, screening, market inference, misreporting e information asimetry, que se avizoran como motores de análisis para este campo.

Gráfica 10. *Mapeo temático*



Nota: Idioma predeterminado por el programa usado en la elaboración de la gráfica.
Fuente: Elaboración propia a partir de información recopilada de las bases de datos Scopus, Dimensions y otras de acceso libre con el apoyo de Biblioshiny de RStudio.

DOI:https://doi.org/10.33937/reveco.2025.430

El presente análisis ha permitido generar una perspectiva enriquecedora del campo del financiamiento colectivo de préstamos y los aspectos que denotan la probabilidad de que prestatarios caigan en incumplimiento de pago. Al explorar los países que presentan el mayor número de publicaciones, se identificó que Estados Unidos, China y Alemania se encuentran como líderes, en cuanto a las principales instituciones, University of Maryland y National Kaohsiung University of Science and Technology se posicionaron como las instituciones con el mayor número de publicaciones por autor.

En cuanto a revistas principales, se observa que los autores se inclinan por publicar en SSRN Electronic Journal. Lendingclub.com y Prosper.com se perfilan como las fuentes de datos predilectas, esto se debe en gran manera a la disponibilidad y cantidad de datos que estas plataformas ofrecen de forma pública, información que ha permitido ampliar el conocimiento en este campo de estudio. En cuanto al análisis de datos, las técnicas mayormente utilizadas en los estudios son la regresión logística y Probit, otra técnica como las máquinas de impulso de gradiente liviana también se utilizó para analizar la probabilidad de incumplimiento de pago en estas plataformas.

5. Conclusiones

En entornos digitales que operan bajo el modelo de financiamiento colectivo de préstamos, los participantes se conectan a través de plataformas para lograr sus metas de inversión y financiamiento sin recurrir a un intermediario tradicional. En este contexto, una evaluación adecuada de los prestatarios puede reducir significativamente el riesgo de incumplimiento y aumentar la confianza del prestamista e inversor.

Estudios previos han abordado el riesgo como línea de investigación, diversas aristas se han considerado al analizar a los participantes de este modelo de tecnología financiera con el objetivo de identificar factores clave que permitan mitigar esta preocupación, la cual se presenta como un desafío recurrente (De Jesús González, García Salgado y Morales Castro, 2024). En este sentido, una parte de los enfoques bajo los que se ha analizado el financiamiento colectivo de préstamos identificados en este análisis sugiere que tanto la información cuantitativa, dura o financiera, así como la de corte cualitativo, pueden ofrecer indicios adicionales respecto a la calidad, confiabilidad, credibilidad, solvencia y riesgo de quien solicita recursos financieros a través de esta opción.

Se observa que distintas plataformas, especialmente las de menor tamaño y con regulación limitada, carecen de procesos sólidos que coadyuven a mitigar este riesgo, por tal razón, se enfatiza el uso e implementación de evaluaciones crediticias avanzadas y de mayor precisión que permitan reducir de manera importante, la probabilidad de incumplimiento de pago en estas plataformas.

Los hallazgos del análisis bibliométrico permitieron identificar a los autores que han trabajado en coautoría. Son dos clústeres los que son representativos. El primero integra a los autores Bin Gu, Ruyi Ge y Juan Feng. Su enfoque de trabajo versa en torno al comportamiento de los prestatarios en redes sociales y su influencia en el financiamiento colectivo de préstamos y la probabilidad de incumplimiento. Rajkamal Iyer, Asim Ijaz Khwaja, Erzo F.P. Luttmer y Kelly Shue integran el segundo clúster, autores destacados por su trabajo en la temática de market inference en este modelo de negocio. Las palabras clave con mayor ocurrencia fueron peer to peer lending, default risk y fintech, además de determinar mediante el mapa temático que las principales áreas de análisis se centran en screening, market inference, misreporting y peer to peer lending.

Una de las limitantes de este estudio radica en la cantidad de metadatos e información disponible por artículo. Dada la selección de publicaciones, la cual se integra, en su mayoría, de trabajos de acceso no restringido, solo se analizó el cúmulo de metadatos incluido en el conjunto de trabajos considerados.

La evaluación de la probabilidad de default en el crowdlending, aunque vista desde la gestión de riesgos financieros, tiene implicaciones económicas importantes. El incumplimiento afecta la asignación óptima de recursos pecuniarios en este mercado, impacta directamente en el desarrollo, crecimiento y estabilidad de las plataformas de esta vertical, diezmando la sostenibilidad y eficiencia de este modelo de negocio. Minimizar este riesgo permitirá el sano desarrollo de este mercado.

Este análisis ofrece implicaciones prácticas relevantes para empresas que operan bajo el modelo de financiamiento colectivo de préstamos y sus participantes. Se observa que la mayor parte de los estudios se han basado en plataformas de renombre, por ello, es necesario explorar este tema desde diversas perspectivas, incluyendo el análisis de plataformas que operan en mercados emergentes, donde el uso de datos alternativos ofrece nuevas oportunidades de análisis y evaluación de riesgos.

Es importante considerar otros aspectos en el análisis de probabilidad de incumplimiento, como la educación financiera de los participantes en entornos emergentes, las dinámicas socioculturales, el uso de innovaciones tecnológicas y su influencia en la capacidad de prestatarios de cumplir con sus obligaciones financieras.

Referencias

Ahlers, G.K.C., D. Cumming, C. Günther y D. Schweizer. 2015. “Signaling in equity crowdfunding”, *Entrepreneurship: Theory and Practice*, 39(4): 955–980. https://doi.org/10.1111/etap.12157

Albanna, H. 2022. “Does borrower domicile influence the credit default in P2P lending? Preliminary analysis from Indonesia”, *Journal of Accounting Inquiry*, 1(2): 074–083. https://doi.org/10.14421/jai.2022.1.2.074-083

Aria, M. y C. Cuccurullo. 2017. "Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis" *Journal of Informetrics*, 11(4): 959–975. https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007

Balyuk, T. y S.A. Davydenko. 2018. *Reintermediation in Fintech: Evidence from online lending,* SSRN Electronic Journal, en https://doi.org/10.2139/ssrn.3189236

Berg, T., V. Burg, A. Gombović y M. Puri. 2018. On *The Rise of Fintechs – Credit Scoring Using Digital Footprints*, NBER Working Paper Series, núm. 24551. https://doi.org/10.3386/w24551

Bernardino, S. y J.F. Santos. 2021. "Assessing risk in lending crowdfunding: an investor and platform manager perspective", *International Journal of Entrepreneurial Venturing*, 13(4): 382-403. https://doi.org/10.1504/IJEV.2021.117927

Best, J., S. Neiss, R. Swart, A. Lambkin y S. Raymond. 2013. *Crowdfunding's Potential for the Developing World*, Washington D.C., Banco Mundial.

Boiko-Ferreira, L.E., J.P. Barddal, H.M. Gomes y F. Enembreck. 2017. *Improving Credit Risk Prediction in Online Peer-to-Peer (P2P) Lending Using Imbalanced Learning Techniques*, documento presentado en la IEEE 29th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), Boston, Estados Unidos. https://doi.org/10.1109/ICTAI.2017.00037

Brookes, B.C. 1977. "Theory of the Bradford Law", *Journal of Documentation*, 33(3): 180–209. https://doi.org/10.1108/eb026641

Brown, R., S. Mawson, A. Rowe y C. Mason. 2018. "Working the crowd: Improvisational entrepreneurship and equity crowdfunding in nascent entrepreneurial ventures", *International Small Business Journal: Researching Entrepreneurship*, 36(2): 169–193. https://doi.org/10.1177/0266242617729743

Canfield, C.E. 2018. "Determinants of default in P2P lending: The Mexican case", *Independent Journal of Management and Production*, 9(1): 1–24. https://doi.org/10.14807/ijmp.v9i1.537

Carmichael, D. 2014. *Modeling Default for Peer-to-Peer Loans*, SSRN Electronic Journal, en https://doi.org/10.2139/ssrn.2529240

Chen, S., Y. Gu, Q. Liu y Y. Tse. 2020. "How do lenders evaluate borrowers in peer-to-peer lending in China?", *International Review of Economics and Finance*, 69: 651–662. https://doi.org/10.1016/j.iref.2020.06.038

Chen, X., L. Zhou y D. Wan. 2016. "Group social capital and lending outcomes in the financial credit market: An empirical study of online peer-to-peer lending", *Electronic Commerce Research and Applications*, 15: 1–13. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2015.11.003

Chisti, S. y J. Barberis. 2016. *The Fintech Book*, John Wiley and Sons Ltd, 1a edición.

Cumming, D.J., S.A. Johan y Y. Zhang. 2019. "The role of due diligence in crowdfunding platforms", *Journal of Banking and Finance*, 108: 105661. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2019.105661

Dai, L., J. Han, J. Shi y B. Zhang. 2022. *Digital Footprints as Collateral for Debt Collection*, SSRN Electronic Journal, en https://doi.org/10.2139/ssrn.4135159

Dasril, Y., M.A. Muslim, M.F. Hakim, J. Jumanto y B. Prasetiyo. 2023. "Credit risk assessment in P2P lending using LightGBM and particle swarm optimization", *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 9(1): 18–28. https://doi.org/10.26594/register.v9i1.3060

De Jesús González, J., O. García Salgado y A. Morales Castro. 2024. "Estado del arte en financiamiento colectivo de préstamos: del enfoque de riesgo al financiamiento para empresas", *Revista del Centro de Investigación de la Universidad La Salle*, 16(61): 257–288. https://doi.org/10.26457/recein.v16i61.3709

Ding, J., J. Huang, Y. Li y M. Meng. 2019. "Is there an effective reputation mechanism in peer-to-peer lending? Evidence from China", *Finance Research Letters*, 30: 208–215. https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.09.015

Dorfleitner, G., C. Priberny, S. Schuster, J. Stoiber, M. Weber, I. de Castro y J. Kammler. 2016. "Description-text related soft information in peer-to-peer lending. Evidence from two leading European platforms", *Journal of Banking and Finance*, 64: 169–187. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.11.009

Duan, J. 2019. "Financial system modeling using deep neural networks (DNNs) for effective risk assessment and prediction", *Journal of the Franklin Institute*, 356(8): 4716–4731. https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2019.01.046

Duarte, J., S. Siegel y L. Young. 2012. "Trust and credit: The role of appearance in peer-to-peer lending", *Review of Financial Studies*, 25(8), 2455–2484. https://doi.org/10.1093/rfs/hhs071

Ediagbonya, V. y C. Tioluwani. 2022. "The role of fintech in driving financial inclusion in developing and emerging markets: Issues, challenges, and prospects", *Technological Sustainability*, 2(5): 100-119.

Eid, N., J. Maltby y O. Talavera. 2017. *Income Rounding and Loan Performance in the Peer-to-Peer Market, SSRN Electronic Journal*, en https://doi.org/10.2139/ssrn.2848372

Emekter, R., Y. Tu, B. Jirasakuldech y M. Lu. 2015. "Evaluating credit risk and loan performance in online peer-to-peer (P2P) lending", *Applied Economics*, 47(1): 54–70. https://doi.org/10.1080/00036846.2014.962222

Everett, C.R. 2010. "Group membership, relationship banking and loan default risk: The case of online social lending", *Banking and Finance Review*, 7(2): 15–54. https://doi.org/10.2139/ssrn.1114428

Freedman, S. y G.Z. Jin. (2008). Do Social Networks Solve Information Problems for Peer-to-Peer Lending? *Evidence from Prosper.com, SSRN Electronic Journal*, en https://doi.org/10.2139/ssrn.1936057

Freedman, S. y G.Z. Jin. 2011. *Learning by Doing with Asymmetric Information: Evidence from Prosper.com*, NBER Working Paper Series, núm. 16855.

Gallo, S. 2021. "Fintech platforms: Lax or careful borrowers' screening?", *Financial Innovation*, 7(1): 58. https://doi.org/10.1186/s40854-021-00272-y

Gao, Y., J. Sun y Q. Zhou. 2017. "Forward looking vs backward looking: An empirical study on the effectiveness of credit evaluation system in China's online P2P lending market", *China Finance Review International*, 7(2): 228–248. https://doi.org/10.1108/CFRI-07-2016-0089

Gauthier, É. 1998. *Bibliometric Analysis of Scientific and Technological Research: A User's Guide to the Methodology*, en https://www150.statcan.gc.ca/n1/en/catalogue/88F0006X1998008

Ge, R., J. Feng y B. Gu. 2016. "Borrower's default and self-disclosure of social media information in P2P lending", *Financial Innovation*, 2(1): 30. https://doi.org/10.1186/s40854-016-0048-3

Ge, R., J. Feng, B. Gu y P. Zhang. 2017. "Predicting and deterring default with social media information in peer-to-peer lending", *Journal of Management Information Systems*, 34(2): 401–424. https://doi.org/10.1080/07421222.2017.1334472

Gelman, I.A. y A.A. Askira. 2013. "Show us your pay stub: Income verification in P2P lending", *Proceedings of the 18th International Conference on Information Quality, ICIQ 2013*, Arkansas, MIT Information Quality Program. https://doi.org/10.2139/ssrn.2288037

Grohmann, A. y L. Menkhoff. 2017. "Financial literacy promotes financial inclusion in both poor and rich countries", *Wochenbericht*, 7(41): 399–407.

Guo, Y., S. Jiang, W. Zhou, C. Luo y H. Xiong. 2021. "A predictive indicator using lender composition for loan evaluation in P2P lending", *Financial Innovation*, 7(1): 1-24. https://doi.org/10.1186/s40854-021-00261-1

Hertzberg, A., A. Liberman y D. Paravisini. 2018. "Screening on loan terms: Evidence from Maturity choice in consumer credit", *The Review of Financial Studies*, 31(9): 3532–3567. https://doi.org/10.1093/rfs/hhy024

Hildebrand, T., M. Puri y J. Rocholl. 2017. "Adverse incentives in crowdfunding", *Management Science*, 63(3): 587–608. https://doi.org/10.1287/mnsc.2015.2339

Hood, W.W. y C.S. Wilson. 2001. "The literature of bibliometrics, scientometrics, and informetrics", *Scientometrics*, 52(2): 291–314. https://doi.org/10.1023/A:1017919924342

Hu, R., M. Liu, P. He y Y. Ma. 2019. "Can investors on P2P lending platforms identify default risk?", *International Journal of Electronic Commerce*, 23(1): 63–84. https://doi.org/10.1080/10864415.2018.1512279

Huang, J., V. Sena, J. Li y S. Ozdemir. 2021. "Message framing in P2P lending relationships", *Journal of Business Research*, 122: 761–773. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.06.065

Iyer, R., A.I. Khwaja, E.F.P. Luttmer y K. Shue. 2009. *Screening in New Credit Markets: Can Individual Lenders Infer Borrower Creditworthiness in Peer-to-Peer Lending?*, SSRN Electronic Journal, en https://doi.org/10.2139/ssrn.1570115

Iyer, R., Khwaja, A.I. Khwaja, E.F.P. Luttmer y K. Shue. 2016. "Screening peers softly: Inferring the quality of small borrowers", *Management Science*, 62(6): 1554–1577. https://doi.org/10.1287/mnsc.2015.2181

Jagtiani, J., C. Lemieux, T. Basinger, R. Prager, J. Hughes, B. Hunt, R. Wardrop, R. Rau, P. Calem, C. Cumming y K. Hanley. 2019. *The Roles of Alternative Data and Machine Learning in*

Fintech Lending: Evidence from the LendingClub Consumer Platform, Federal Reserve Bank of Philadelphia Working Papers, núm. 18-15. https://doi.org/10.21799/frbp.wp.2018.15

Ji, X., L. Yu y J. Fu. 2019. "Evaluating personal default risk in P2P lending platform: Based on dual hesitant Pythagorean fuzzy TODIM approach", *Mathematics*, 8(1): 8. https://doi.org/10.3390/math8010008

Kim, J.Y. y S.B. Cho. 2019. "Deep dense convolutional networks for repayment prediction in peer-to-peer lending", en M. Graña, J. López-Guede, O. Etxaniz, A. Herrero, J. Sáez, H. Quintián y E. Corchado (eds.), *Advances in Intelligent Systems and Computing*, España, Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-94120-2_13

Ko, P.C., P.C. Lin, H.T. Do y Y.F. Huang. 2022. "P2P lending default prediction based on AI and statistical models", *Entropy*, 24(6): 801. https://doi.org/10.3390/e24060801

Kuti, M., Z. Bedő y D. Geiszl. 2017. "Equity-based crowdfunding", Hitelintézeti Szemle, 16(4): 187–200. https://doi.org/10.25201/FER.16.4.187200

Lin, M., N.R. Prabhala y S. Viswanathan. 2013. *Judging Borrowers by the Company They Keep: Friendship Networks and Information Asymmetry in Online Peer-to-Peer Lending*, SSRN Electronic Journal, en https://doi.org/10.2139/ssrn.1355679

Lu, Y., B. Gu, Q. Ye y Z. Sheng. 2012. *Social influence and defaults in peer-to-peer lending networks, documento presentado en la 33rd International Conference on Information Systems*, ICIS 2012, Orlando, Estados Unidos.

Ma, X., J. Sha, D. Wang, Y. Yu, Q. Yang y X. Niu. 2018a. "Study on a prediction of P2P network loan default based on the machine learning LightGBM and XGboost algorithms according to different high dimensional data cleaning", *Electronic Commerce Research and Applications*, 31: 24–39. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2018.08.002

Ma, L., X. Zhao, Z. Zhou y Y. Liu. 2018b. "A new aspect on P2P online lending default prediction using meta-level phone usage data in China", *Decision Support Systems*, 111: 60–71. https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.05.001

Maier, M.S. 2014. *Lending to Strangers: Does Verification Matter?*, SSRN Electronic Journal, en https://doi.org/10.2139/ssrn.2379593

Maiolini, R., S. Franco, F. Cappa y D. Hayes. 2023. "Optimizing reward-based crowdfunding", *IEEE Engineering Management Review*, 51(2): 55–62. https://doi.org/10.1109/EMR.2023.3243148

Malekipirbazari, M. y V. Aksakalli. 2015. "Risk assessment in social lending via random forests", *Expert Systems with Applications*, 42(10): 4621–4631. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.02.001

Merigó, J.M., A.M. Gil-Lafuente y R.R. Yager. 2015. "An overview of fuzzy research with bibliometric indicators", *Applied Soft Computing*, 27: 420–433. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.10.035

Mi, J.J., T. Hu y L. Deer. 2018. "User data can tell defaulters in P2P lending", *Annals of Data Science*, 5(1): 59–67. https://doi.org/10.1007/s40745-017-0134-z

Moritz, A. y J. Block. 2014. "Crowdfunding und crowdinvesting: State of the art der wirtschaftswissenschaftlichen literatur", *ZfKE – Zeitschrift Für KMU Und Entrepreneurship*, 62(1): 57–89. https://doi.org/10.3790/zfke.62.1.57

Morse, A. 2015. *Peer-to-Peer Crowdfunding: Information and the Potential for Disruption in Consumer Lending, SSRN Electronic Journal*, en https://doi.org/10.2139/ssrn.2551272

Moysidou, K. y J.P. Hausberg. 2019. "In crowdfunding we trust: A trust-building model in lending crowdfunding", *Journal of Small Business Management*, 58(3): 511–543. https://doi.org/10.1080/00472778.2019.1661682

Nasir, A., K. Shaukat, I.A. Hameed, S. Luo, T.M. Alam y F. Iqbal. 2020. "A bibliometric analysis of corona pandemic in social sciences: A review of influential aspects and conceptual structure", *IEEE Access, 8: 133377–133402*. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3008733

Norton, M. 2001. "Introductory concepts in information science", Information Processing and Management, 37(5): 764–766. https://doi.org/10.1016/S0306-4573(00)00044-3

Oanh, T.T.K., L.T.T. Van y L.Q. Dinh. 2023. "Relationship between financial inclusion, monetary policy and financial stability: An analysis in high financial development and low financial development countries", *Heliyon*, 9(6): e16647. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e16647

Polena, M. y T. Regner. 2018. "Determinants of borrowers' default in P2P lending under consideration of the loan risk class", *Games*, 9(4): 1–17. https://doi.org/10.3390/g9040082

Pope, D.G. y J.R. Sydnor. 2011. "What's in a picture? Evidence of discrimination from Prosper.com", *Journal of Human Resources*, 46(1): 53–92. https://doi.org/10.1353/jhr.2011.0025

Pritchard, A. 1969. "Statistical bibliography or bibliometrics?", *Journal of Documentation*, 25: 348–349.

Pursiainen, V. 2019. *Inaccurate Borrower Information and Credit Risk: Evidence from Marketplace Loans*, SSRN Electronic Journal, en https://www.semanticscholar.org/paper/Inaccurate-Information-in-Marketplace-Loans-Pursiainen/ae15ddc4fcfda9febb2c9fb6c0730b27e191cef7

Reddy, S., y K. Gopalaraman. 2016. "Peer to peer lending, default prediction. Evidence from lending club", *Journal of Internet Banking and Commerce*, 21(3): 1-19.

Schwienbacher, A. y B. Larralde. 2010. *Crowdfunding of Small Entrepreneurial Ventures, SSRN Electronic Journal*, en https://doi.org/10.2139/ssrn.1699183

Seon, J. y S. Han. 2021. "Herd behavior of investors and default risks of p2p online lending", *Korean Journal of Financial Studies*, 50(3): 315–337. https://doi.org/10.26845/KJFS.2021.06.50.3.315

Serrano-Cinca, C., B. Gutiérrez-Nieto y L. López-Palacios. 2015. "Determinants of default in P2P lending", *PLoS ONE*, 10(10): 1–22. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0139427

Siering, M. 2023. "Peer-to-peer (P2P) lending risk management: Assessing credit risk on social lending platforms using textual factors", *ACM Transactions Management Information Systems*, 14(3): https://doi.org/10.1145/3589003

Sifrain, R. 2023. "Predictive analysis of default risk in peer-to-peer lending platforms: Empirical evidence from LendingClub", *Journal of Financial Risk Management*, 12(1): 28–49. https://doi.org/10.4236/jfrm.2023.121003

Snyder, J. 2023. *Appealing to the Crowd: The Ethical, Political, and Practical Dimensions of Donation-Based Crowdfunding*, Nueva York, Oxford University Press. https://doi.org/10.1093/oso/9780197658130.001.0001

Suber, P. 2012. *Open Access*, Cambridge, The MIT Press. https://doi.org/10.7551/mitpress/9286.001.0001

Talavera, O. y H. Xu. 2018. *Role of Verification in Peer-to-Peer Lending*, Swansea University School of Management, Documento de Trabajo, núm. 2018-25.

Tao, Q., Y. Dong y Z. Lin. 2017. "Who can get money? Evidence from the Chinese peer-to-peer lending platform", *Information Systems Frontiers*, 19(3): 425–441. https://doi.org/10.1007/s10796-017-9751-5

Teply, P. y M. Polena. 2020. "Best classification algorithms in peer-to-peer lending", *The North American Journal of Economics and Finance*, 51: 100904. https://doi.org/10.1016/j.najef.2019.01.001

Tp, S.M. 2014. "Financial inclusion: Concepts and overview in Indian context", *Abhinav-International Monthly Refereed Journal of Research in Management and Technology*, 3: 28–35.

Urbizagastegui, R. 1999. "La ley de Lotka y la literatura de bibliometría", *Investigación Bibliotecológica: Archivonomía, Bibliotecología e Información*, 13(27): 125-141. https://doi.org/10.22201/iibi.0187358xp.1999.27.3913

Vallée, B. y Y. Zeng. 2018. *Marketplace Lending: A New Banking Paradigm?*, SSRN Electronic Journal, en https://doi.org/10.2139/ssrn.3102984

Voica, M. 2017. "Financial inclusion as a tool for sustainable development", *The Romanian Journal of Economics*, 44: 121-129.

Wang, H., G. Kou y Y. Peng. 2021. "Multi-class misclassification cost matrix for credit ratings in peer-to-peer lending", *Journal of the Operational Research Society*, 72(4): 923–934. https://doi.org/10.1080/01605682.2019.1705193

Wu, Y. y T. Zhang. 2021. "Can credit ratings predict defaults in peer-to-peer online lending? Evidence from a Chinese platform", *Finance Research Letters, 40: 101724*. https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101724

Xia, Y. 2019. "A novel reject inference model using outlier detection and gradient boosting technique in peer-to-peer lending", *IEEE Access, 7: 92893–92907*. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2927602

Yao, J., J. Chen, J. Wei, Y. Chen y S. Yang. 2019. "The relationship between soft information in loan titles and online peer-to-peer lending: Evidence from RenRenDai platform", *Electronic Commerce Research*, 19(1): 111–129. https://doi.org/10.1007/s10660-018-9293-z

Zeinoun, P., E.A. Akl, F.T. Maalouf y L.I. Meho. 2020. "The Arab region's contribution to global mental health research (2009–2018): A bibliometric analysis", *Frontiers in Psychiatry*, 11. https://doi.org/10.3389/fpsyt.2020.00182

Ziegler, T., R. Shneor, K. Wenzlaff, K. Suresh, F. Paes, L. Mammadova, C. Wanga, N. Kekre, S. Mutinda, B. Wang, C. Closs, B. Zhang, H. Forbes, E. Soki, N. Alam y C. Knaup. 2021. T*he 2nd Global Alternative Finance Market Benchmarking Report, Londres*, Cambridge Centre for Alternative Finance.