



Nuevo esquema de *crowdlending* como alternativa para reducir las barreras de entrada al crédito en Colombia

New crowdlending scheme as an alternative to reduce entry barriers to credit in Colombia

Por

Jhonathan Javier Campos Hernández¹

Luis Felipe Castañeda Puin²

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para obtener el título de
Magíster en Administración Financiera

Asesora docente

Clara Eugenia Bruckner Borrero

Universidad EAFIT

Escuela de Administración

Maestría en Administración Financiera – MAF

Bogotá

2024

¹ jjcamposh@eafit.edu.co

² lfcastanep@eafit.edu.co

© 2024 por Jhonathan Campos y Luis Castañeda
Todos los Derechos Reservados

Resumen

El auge de las plataformas de financiación *crowdlending Peer-to-Peer* (P2P) ha generado una solución parcial a las barreras de entrada al crédito. El esquema actual utiliza variables socioeconómicas y sociodemográficas para los modelos de riesgo de crédito.

Este trabajo pretende evaluar un nuevo esquema de *crowdlending* en Colombia que permita la referenciación de prestatarios potenciales, a fin de disminuir las barreras de entrada al crédito a través de la reducción del riesgo de impago desarrollado a partir de una regresión logística, comparando dos modelos con las mismas variables explicativas y adicionando al segundo la variable de referenciación.

Los resultados obtenidos muestran un incremento en los créditos otorgados del 51 %, lo cual implicaría una reducción importante en las barreras de entrada al crédito bajo el esquema de *crowdlending* propuesto. Sin embargo, la eficiencia y la capacidad de predicción de ambos modelos no cambia significativamente al incluir la característica de referido.

Palabras claves: *crowdlending*, riesgo de crédito, *score* de riesgo, Fintech, inclusión financiera, *Peer-to-Peer lending*.

Abstract

The rise of digitalized financing mechanisms through Peer-to-Peer (P2P) crowdlending platforms has generated a partial solution to the entry barriers to credit. According to the current scheme, risk models regularly used to assess the probability of default and support credit granting decisions are based on socioeconomic and sociodemographic characteristics.

This degree work aims to evaluate a new crowdlending scheme in Colombia that allows the referencing of potential borrowers, in order to reduce the barriers to entry to credit through the reduction of the risk of non-payment measured through a risk score developed from a logistic regression, comparing two risk models with the same explanatory variables and adding the referencing variable to the second model.

The results obtained show that with the application of the second model, 51% of additional credits are granted, which would imply a significant reduction in the barriers to entry to credit under the proposed crowdlending scheme. However, the efficiency and prediction capacity of both models does not change significantly when including the referral characteristic.

Keywords: Crowdlending, credit risk, risk models, Fintech, financial inclusion, Peer-to-Peer lending.

Contenido

1.	Introducción	1
2.	Planteamiento del problema	3
2.1	Pregunta de investigación	3
3.	Objetivos	4
3.1	Objetivo general	4
3.2	Objetivos específicos	4
4.	Marco teórico	5
4.1	Contexto de la situación del crédito en Colombia	5
4.2	Modelos de riesgo	9
4.3	Desarrollo del mercado Fintech de crédito	10
5.	Metodología	15
6.	Aplicación y resultados	17
6.1	Primer modelo	17
6.1.1	Selección de las variables	19
6.2	Segundo modelo	21
6.2.1	Selección de las variables	23
6.3	Resultados	25
6.3.1	Primer modelo	25
6.3.2	Segundo modelo	27
7.	Conclusiones	29
8.	Referencias	31

Índice de tablas

Tabla 1. Descripción de las variables.....	17
Tabla 2. Estadísticas descriptivas de las variables cuantitativas.....	19
Tabla 3. Variables de la ecuación.....	19
Tabla 4. Matriz de correlaciones (primer modelo).....	20
Tabla 5. Descripción de las variables.....	21
Tabla 6. Estadísticas descriptivas de las variables cuantitativas.....	23
Tabla 7. Matriz de correlaciones (segundo modelo).....	23
Tabla 8. Variables de la ecuación.....	24
Tabla 9. Variables de la ecuación (primer modelo).....	25
Tabla 10. Escalas del <i>score</i> de riesgo.....	26
Tabla 11. Variables de la ecuación (segundo modelo).....	27
Tabla 12. Clasificación de los sujetos de crédito según el <i>score</i> de riesgo.....	29

Índice de figuras

Figura 1. Colombia. Evolución de la cartera total del sistema financiero, periodicidad mensual (2022-2023).....	6
Figura 2. Colombia. Variación anual de la cartera total del sistema financiero, periodicidad mensual (2022-2023).....	6
Figura 3. Colombia. Evolución del porcentaje de la cartera vencida sobre el saldo total de cartera por modalidad de crédito (diciembre de 2020-octubre de 2023).....	7
Figura 4. Colombia. Saldo mensual de la cartera vencida por modalidad de crédito (diciembre de 2020-octubre de 2023).....	7
Figura 5. Colombia. Comportamiento de los créditos desembolsados por el Fondo Nacional de Garantías, FNG (2015-2023).....	8
Figura 6. Colombia. Comportamientos de los créditos siniestrados del Fondo Nacional de Garantías, FNG, por departamento (2023).....	8
Figura 7. Mapa: Esquema de negocio del <i>crowdlending</i> P2P.....	12
Figura 8. Mapa: Esquema de negocio del <i>crowdlending</i> P2P propuesto.....	14
Figura 9. Resultados de la prueba de bondad de ajuste AUC-ROC (primer modelo).....	21
Figura 10. Resultados de la prueba de bondad del ajuste AUC-ROC (segundo modelo).....	25
Figura 11. Estado de los créditos según el <i>score</i> de riesgo aplicado (primer modelo).....	27
Figura 12. Estado de los créditos según el <i>score</i> de riesgo aplicado (segundo modelo).....	28
Figura 13. Comparativo del estado de créditos según el <i>score</i> de riesgo aplicado (ambos modelos).....	30

1. Introducción

En el contexto de América Latina, Colombia, junto con Argentina, México y Perú presentan bajos niveles de inclusión financiera, producto de las políticas implementadas en la región. Avances en estos indicadores permitirían mejores condiciones para garantizar el crecimiento económico, especialmente focalizadas en la población de menores recursos, mediante el acceso y uso de herramientas y productos financieros (Orazi *et al.*, 2019: 20), un tema de gran importancia para la disminución de la pobreza y la promoción de la prosperidad (Banco Mundial, 2022). A pesar de los progresos de los últimos cinco años en Colombia en esta materia, aún existen brechas por reducir, en particular en los segmentos de mujeres, ruralidad, jóvenes y grupos etarios. (Asociación Bancaria y de Entidades Financieras de Colombia, Asobancaria, 2021: 1)

Hoy en día se han desarrollado mecanismos de financiación digitalizada vía plataformas de financiamiento Fintech, que aportan a la inclusión financiera del país. En particular, el desarrollo de productos y plataformas de pago digitales como el botón PSE (pagos seguros en línea), las transferencias digitales y los pagos sin contacto han sido claves para aumentar el uso de productos financieros formales.

Para septiembre de 2022, un tercio de la población adulta en Colombia (13,5 millones de personas) tenía al menos un producto de crédito vigente (Malagón, 2023: 1), un hecho que permite inferir que aún persisten grandes retos en el país en esta materia. En los últimos años se ha desarrollado un modelo de préstamos P2P (*Peer-to-Peer*, entre pares o iguales; en adelante P2P), definidos como la interacción directa entre el solicitante de financiación y el prestamista, sin la necesidad de un intermediario involucrado (Klimowicz & Spirzewski, 2021: 3). Dicha interacción se formaliza a través de un contrato de préstamos en el que el solicitante se compromete al pago por el capital recibido a una tasa de interés acordada, y el prestatario, a otorgar los recursos.

Actualmente, las plataformas de *crowdlending* P2P se encargan de garantizar la financiación, pero no de evaluar correctamente el riesgo, ya que este es trasladado a los prestamistas colectivos (Adhami *et al.*, 2023; 2). Según Martínez-Climent *et al.* (2021: 11), la percepción de la gestión de riesgos de estas plataformas es baja, por lo cual las valoraciones de las tasas de retorno pueden no ser correctas según el riesgo asumido. Así, estas nuevas alternativas de *crowdlending* concentran grandes retos en términos de lograr los montos de inversión suficientes para suplir las necesidades de financiamiento, disminuir las barreras de entrada al crédito marcada por la banca tradicional y garantizar el mejor rendimiento para los inversionistas según el nivel de riesgo asumido, dadas las probabilidades de incumplimiento de los prestatarios.

Este trabajo pretende evaluar un nuevo esquema de *crowdlending* P2P que permita a los inversionistas mejorar sus rendimientos a través de un módulo de referenciación de prestatarios potenciales, absorbiendo una parte de su riesgo de impago, pero recibiendo una compensación en la tasa de retorno por el riesgo asumido, y garantizando un retorno justo y competitivo con respecto a los esquemas actuales. Adicionalmente, busca evaluar si este esquema logra disminuir las barreras de entrada al crédito, marcada por la banca tradicional, mediante la reducción del riesgo

de impago regulada a través de un *score* de riesgo realizado con un modelo de regresión logística que incluya dicha característica de referenciación.

Para el desarrollo de los objetivos planteados se revisará inicialmente la literatura existente de los modelos de riesgo de crédito, el contexto de las Fintech de financiamiento y el estado de la cartera en Colombia; seguidamente, a partir de la información disponible, se desarrollarán dos modelos de regresión logística con sus respectivas pruebas de bondad de ajuste, para, posteriormente, emitir las conclusiones y recomendaciones propias del caso.

2. Planteamiento del problema

La *inclusión financiera*, definida por el Banco Mundial como el nivel de acceso de las personas a productos y servicios financieros, constituye un tema de gran importancia para la disminución de la pobreza y la promoción de la prosperidad (2022). Hoy en día se han desarrollado mecanismos de financiación digitalizada para personas naturales vía plataformas de *crowdfunding*, basadas en préstamos en línea P2P. En el esquema actual, los inversionistas (prestamistas) establecen diferentes tasas de interés a través de subastas para las opciones o los portafolios de préstamos según sus características (Adhami *et al.*, 2023: 5), hasta llegar a la financiación total.

Estas alternativas son cada vez más populares a nivel mundial, y han generado una solución parcial a las barreras de entrada de la banca tradicional. Según la literatura examinada, en el esquema actual de *crowdfunding*, las plataformas se encargan de garantizar la financiación, pero no de evaluar correctamente el riesgo, ya que este es trasladado a los prestamistas colectivos (Adhami *et al.*, 2023: 2); en otros estudios, la percepción de la gestión de riesgo de estas plataformas es baja (Martínez-Climent *et al.*, 2021: 11), por lo cual las valoraciones de las tasas de retorno pueden no ser las correctas según el riesgo asumido.

Así, estas nuevas alternativas de *crowdfunding* concentran grandes retos en términos de lograr los montos de inversión suficientes para suplir las necesidades de financiamiento, disminuir las barreras de entrada al crédito marcadas por la banca tradicional y garantizar el mejor rendimiento para los inversionistas según el nivel de riesgo asumido, dadas las probabilidades de incumplimiento de los prestatarios.

Este trabajo pretende evaluar un nuevo esquema de *crowdfunding* P2P que permita a los inversionistas mejorar sus rendimientos vía un módulo de referenciación de prestatarios potenciales, absorbiendo una parte de su riesgo de impago, pero recibiendo una compensación en la tasa de retorno por el riesgo asumido, y garantizando un retorno justo y competitivo con respecto a los esquemas actuales. Adicionalmente, busca evaluar si este esquema logra disminuir las barreras de entrada al crédito marcadas por la banca tradicional a través de la reducción del riesgo de impago medida con un *score* de riesgo realizado con un modelo de regresión logística.

2.1 Pregunta de investigación

¿Puede un nuevo esquema de *crowdfunding* P2P en Colombia disminuir las barreras de entrada al crédito?

3. Objetivos

3.1 Objetivo general

Evaluar un nuevo esquema de *crowdlending* P2P que permita disminuir las barreras de entrada al crédito en Colombia, incorporando en el mercado objetivo de crédito a personas referidas.

3.2 Objetivos específicos

- Identificar las principales barreras de entrada al crédito en Colombia mediante el análisis de estadísticas existentes.
- Revisar la metodología de evaluación de riesgos utilizadas por las Fintech de *crowdlending* en el mundo para definir el riesgo de incumplimiento.
- Diseñar una metodología basada en un modelo de regresión logística para la evaluación de riesgos en el esquema de *crowdlending* P2P propuesto.
- Evaluar si las barreras de entrada al crédito para personas naturales fueron superadas por medio del nuevo esquema de *crowdlending* P2P propuesto.

4. Marco teórico

4.1 Contexto de la situación del crédito en Colombia

La inclusión financiera es un factor determinante para brindar mayor acceso a los servicios financieros a las personas que no hacen parte del sistema bancario. En Colombia se evidencia una brecha en esta materia: tan solo el 9,5 % de los micro-negocios que registra el DANE (541.973) accedió a un crédito bancario, mientras que el porcentaje restante no lo ha solicitado a la banca tradicional por razones asociadas a problemas de información, informalidad, garantías o *score* crediticio (Colombia, Departamento Administrativo Nacional de Estadística, DANE, 2023). Adicionalmente, los conocimientos financieros y digitales y los altos costos han sido barreras para acceder al crédito.

De otro lado, la capacidad de pago de los clientes cobra relevancia como un factor que impide otorgar créditos (Becerra Elejalde, 2022). Las medidas adoptadas por los entes reguladores, tales como el manejo de la política monetaria y la falta de información financiera de los nuevos clientes, especialmente en las bancas pyme y de personas, se constituyen en obstáculos para el acceso al crédito, a lo que hay que agregar los errores relacionados con el desconocimiento de las normas contables para el soporte de las solicitudes.

Finalmente, se evidencia que las personas naturales, las empresas pequeñas o las pymes dedicadas al comercio y la prestación de servicios son las más rentables para colocar créditos, mientras que las actividades de importación, construcción y el agro son las menos atractivas en términos de rentabilidad, lo que deja marginado o, de alguna forma, excluido a un importante sector productivo de la economía en términos de acceso al crédito. (López *et al.*, 2023)

Como mecanismo de profundización de los productos financieros a los segmentos de las personas y las empresas clasificadas como microempresas, en los últimos años, la banca tradicional ha fomentado la colocación de productos como el microcrédito, cuya principal característica consiste en “desembolsos realizados por las entidades financieras vigiladas a microempresas, cuyo monto no debe superar 25 salarios mínimos legales mensuales vigentes, sin que, en ningún tiempo, el saldo deudor con el mismo acreedor supere dicha cuantía”. (Colombia, Presidencia de la República, 2007)

En la actualidad, los deudores de microcréditos han ganado participación representativa en el sistema financiero, un hecho que se evidencia en la región andina occidental de Colombia: a marzo 2023 se habían desembolsado COP 885.653 millones a una masa de 753.469 clientes, de los cuales el 71,21 % se concentraba en las zonas urbanas y el 28,79 % en las zonas rurales. Y en esta misma fecha, las entidades financieras desembolsaron COP 3,5 billones entre 2.800.000 clientes del territorio nacional (Asociación Colombiana de Instituciones Microfinancieras, Asomicrofinanzas, 2023). Así, el microcrédito es una de las principales puertas de entrada de los colombianos al sistema financiero, un hecho que promueve a estas entidades a desarrollar

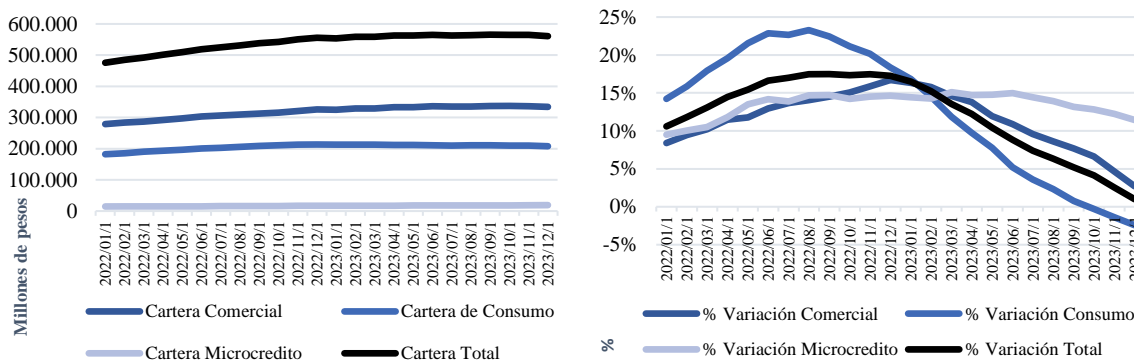
estrategias con el objetivo de atraer a dicho segmento una mayor masa de clientes y, por ende, cambiar los esquemas de apetito al riesgo.

Adicionalmente, se evidencia que, en términos de la oferta en el segmento del microcrédito, continúa una tendencia creciente por parte de las compañías de financiamiento desde el segundo trimestre de 2023, mientras que en los bancos disminuyó y en las cooperativas permaneció estable. (Colombia, Banco de la República, s. f.-a; López *et al.*, 2023)

Según información publicada mensualmente por el Banco de la República sobre la cartera total del sistema financiero, la de las entidades financieras aumentó solo el 1 % anual a diciembre de 2023, pasando de COP 555.752 millones a COP 561.262 millones, lo que indica que la política monetaria restrictiva del Gobierno ha limitado la oferta de crédito en el país desde mediados de 2022 (López *et al.*, 2023). Este bajo crecimiento se explica principalmente por una reducción del 2 % en la cartera de consumo, ya que, en el mismo período, las carteras de microcrédito y comercial aumentaron el 11 y el 3 %, respectivamente [Figura 1 y Figura 2].

Figura 1. Colombia. Evolución de la cartera total del sistema financiero, periodicidad mensual (2022-2023)

Figura 2. Colombia. Variación anual de la cartera total del sistema financiero, periodicidad mensual (2022-2023)



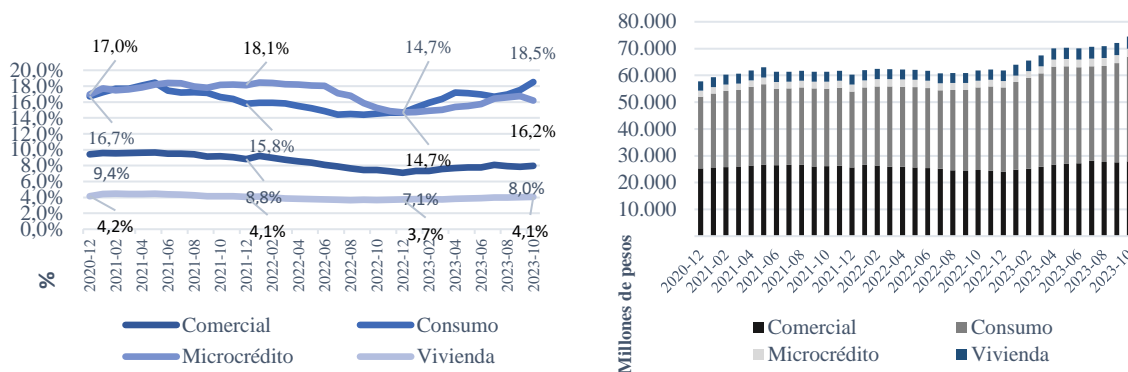
Fuente: elaboración de los autores a partir de Colombia, Banco de la República (s. f.-a).

Según datos de la distribución de cartera por producto publicados por la Superintendencia Financiera de Colombia, a octubre de 2023, el 95 % del saldo de cartera estaba concentrado en Establecimientos bancarios, y solo el 5 % restante en Instituciones oficiales especiales, Cooperativas financieras y Compañías de financiamiento, en las cuales, el crédito comercial es el de mayor participación (51 %), seguido por el de consumo (30 %), vivienda (16 %) y microcrédito (3 %). (Colombia, Superintendencia Financiera, 2024)

En términos del riesgo de crédito, en 2023, el saldo de la cartera vencida³ tuvo un crecimiento promedio compuesto (*compound annual growth rate*, CAGR) del 23 %, principalmente en las modalidades de Crédito de consumo y Crédito comercial, cuya participación en el saldo total a octubre de 2023 fue del 52 y el 38 %, respectivamente. El Microcrédito y el Crédito de consumo fueron las modalidades con mayor porcentaje de cartera vencida respecto al saldo total, con un promedio en los últimos tres años del 16 y el 17 %, respectivamente, por lo que pueden considerarse como las carteras más riesgosas [Figura 3 y Figura 4]. (Colombia, Superintendencia Financiera, 2024)

Figura 3. Colombia. Evolución del porcentaje de la cartera vencida sobre el saldo total de cartera por modalidad de crédito (diciembre de 2020-octubre de 2023)

Figura 4. Colombia. Saldo mensual de la cartera vencida por modalidad de crédito (diciembre de 2020-octubre de 2023)



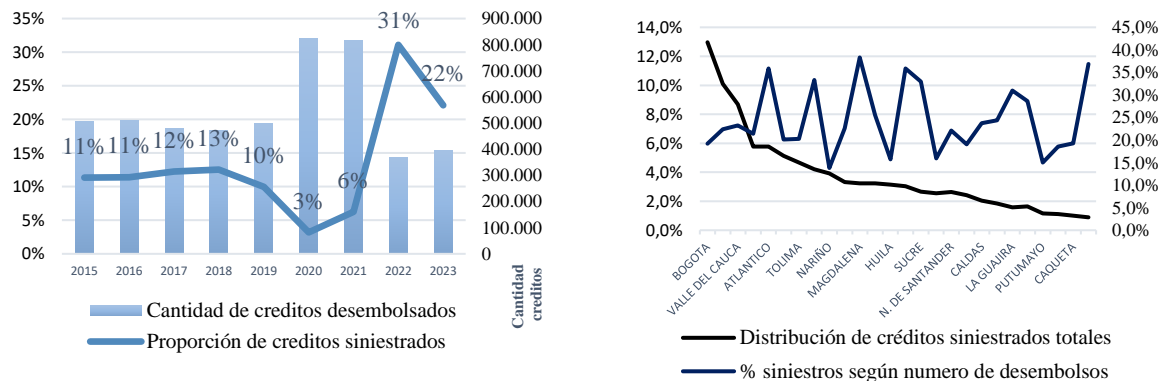
Fuente: elaboración de los autores a partir de Colombia, Superintendencia Financiera (2024).

Por otro lado, en 2023, según datos del Fondo Nacional de Garantías (FNG), esta entidad desembolsó 394.181 créditos garantizados, con un incremento del 7,3 % con respecto a 2022, de los cuales se siniestró el 23 %, una cifra 9 % menor a la registrada en 2022; sin embargo, se evidenció una tendencia creciente en la cantidad de créditos siniestrados desde 2021, lo que coincide con los efectos en la productividad que generó la pandemia y que, a la fecha, aún los muestra: 87.208 créditos siniestrados en 2023 [Figura 5 y Figura 6]. (Open Data Network, citando a Colombia, FNG, s. f.)

³ El saldo de cartera vencida se calcula con la información publicada por la Superintendencia Financiera de Colombia relacionada con datos de distribución de la cartera por producto, según la sumatoria de la cartera en mora y la cartera vencida.

Figura 5. Colombia. Comportamiento de los créditos desembolsados por el Fondo Nacional de Garantías, FNG (2015-2023)

Figura 6. Colombia. Comportamientos de los créditos siniestrados del Fondo Nacional de Garantías, FNG, por departamento (2023)



Fuente: elaboración de los autores a partir de Open Data Network (s. f.).

Según las Figuras 5 y 6, el 37,5 % de los créditos siniestrados en 2023 se concentraba en los departamentos de Cundinamarca, Antioquia y Valle del Cauca; sin embargo, aquellos con mayor tasa de siniestralidad según la cantidad de desembolsos fueron Magdalena, Atlántico y Bolívar, superando en más del 10 % la tasa promedio de siniestralidad (23 %). Lo anterior permite deducir que se percibe un alto riesgo para ciertas carteras, especialmente las de consumo y microcrédito, lo que repercute en una disminución de la oferta para estos segmentos y, por tanto, impide alcanzar los montos de financiación requeridos por la demanda.

De hecho, según la Encuesta trimestral sobre la situación del crédito en Colombia (ETSCC), a septiembre de 2023, los bancos mantenían una postura restrictiva para otorgar nuevos créditos, ya que su intención de generarlos con los excesos de recursos disminuyó el 8 % con respecto al trimestre anterior, mientras que el 94 % de las entidades financieras reportó haber recibido solicitudes de reestructuración de los créditos en el último trimestre; adicionalmente, se prevén condiciones estrictas, debido a que se espera que la mayoría de las entidades mantenga inalteradas o aumente las exigencias, y que una proporción menor las reduzca únicamente para la cartera de consumo. (Colombia, Banco de la República, s. f.-b; López *et al.*, 2023: 11)

Según la ETSCC, la historia de crédito del cliente es cada vez más relevante para las entidades financieras en el momento de evaluar el riesgo y las probabilidades de impago, pero la información es limitada, sobre todo en segmentos como el comercial y el de consumo, lo que aumenta las exigencias de garantías para compensar el riesgo. (Colombia, Banco de la República, s. f.-b)

Otro gran reto para el mercado de crédito es la confianza hacia las entidades financieras, que se encuentra por debajo del promedio de los países de América Latina. Tan solo el 12 % de la población en Colombia afirma tener mucha confianza en ellas, mientras que, en países como Brasil o Panamá, esta cifra alcanza el 16 y el 19 %, respectivamente. (Asobancaria, 2021: 287)

4.2 Modelos de riesgo

Los modelos de valoración del riesgo de incumplimiento de pago, o riesgo de crédito, permiten determinar la probabilidad de que un sujeto de crédito incumpla con una obligación en un período de tiempo determinado, evaluando diversas características cualitativas y cuantitativas que faculten construir un *score* que apoye la toma de decisiones de las entidades financieras para su otorgamiento.

Los acuerdos de Basilea II en 2004 y Basilea III a partir de 2027 dieron vía libre al desarrollo y uso de metodologías de análisis de riesgo para beneficio de las entidades financieras y los clientes, proporcionando un estándar internacional para estimar los requerimientos de capital y liquidez de las entidades ante eventos de riesgo, siempre y cuando se tengan en cuenta las condiciones de las variables, las políticas empresariales y los objetivos del análisis de riesgo de cada institución.

Existen diferentes metodologías estadísticas para este fin, entre ellas la regresión logística, el análisis discriminante, el análisis probit, las redes neuronales, los árboles de decisión y las matrices de transición. (Cardona Hernández, 2004)

Se han realizado numerosos estudios sobre metodologías para la construcción de estos modelos de evaluación de riesgo de crédito. En el de Godbillon-Camus y Godlewski (2005), los esquemas de evaluación para el otorgamiento de créditos deben contemplar información tipificada en dos categorías: información suave (*soft information*) e información dura (*hard information*).

En el de Grunert *et al.* (2002), la inclusión de variables no financieras (la información suave) en el cálculo del puntaje crediticio de las solicitudes de crédito permite obtener una mejor predicción de posibles eventos de impago, en comparación con un puntaje construido únicamente a partir de variables financieras (la información dura). Un estudio que corrobora lo anterior es el realizado por Cornée (2017), llevado a cabo en una cooperativa francesa dedicada al otorgamiento de microcrédito, que demostró que los puntajes crediticios construidos a partir de la combinación de información suave y dura predicen de mejor manera los eventos de impago de los deudores, en comparación con el puntaje construido únicamente a partir de la segunda.

Por lo anterior, este trabajo implementa la información suave como la principal fuente predictiva para establecer un modelo de crédito que permita pronosticar la probabilidad de impago de los deudores que soliciten préstamos en un ambiente de *crowdlending*, adicionando la experiencia del cliente en el pago de sus obligaciones financieras. Según Bhatt y Tang (2008) y Roslan y Mohd Zaini (2009), por cada año de experiencia que adquiere el deudor se reduce la probabilidad de presentar un episodio de morosidad por más de 30 días en diez puntos básicos. Adicionalmente, estos autores afirman que los microempresarios con más años de experiencia en

el negocio suelen tener niveles de ventas y flujos de caja más estables que aquellos que llevan pocos años de operación.

Con el tiempo, los modelos de predicción de riesgo de crédito han implementado otras variables para lograr determinar características adicionales que pueden tener un efecto de predicción en el comportamiento de los deudores.

Existen estudios que han encontrado una relación directa entre las calificaciones de crédito y las probabilidades de insolvencia. Mollenkamp (2017) realizó un análisis a 143.654 plataformas P2P fundadas entre 2012 y 2013, y encontró que la calificación crediticia es un factor determinante en la probabilidad de insolvencia o no pago, y que, a menor calificación crediticia, esta se incrementa; adicionalmente, su estudio tuvo en cuenta factores con alta correlación, incluyendo el ingreso anual, la ratio deuda/ingreso y las consultas en los últimos seis meses.

Más recientemente, autores como Klimowicz & Spirzewski (2021) han indicado que con la *Big Data* es posible usar información de los prestatarios sobre sus actividades sociales, preferencias, edad, educación o círculo social, y realizar estimaciones de probabilidad de incumplimiento para los *scores* de riesgo, por lo cual existe un gran espacio para mejorar estos modelos con información que permita determinar de mejor manera la probabilidad de incumplimiento de los sujetos de crédito.

Así, las Fintech abren la oportunidad para que se genere un mayor acceso al financiamiento y se replantee el desarrollo de los modelos de riesgo de crédito con nuevas variables.

4.3 Desarrollo del mercado Fintech de crédito

Nuevos actores como las Fintech han entrado al mercado como una gran alternativa para la demanda de crédito no atendida por la banca tradicional, generando la apertura de nuevos modelos de negocios financieros apalancados en la digitalización, lo cual ha permitido el diseño de productos que facilitan mejoras en las dimensiones de acceso y uso al crédito para la inclusión financiera. (Asobancaria, 2021).

Uno de los negocios para atender dichos problemas, y que tiene un alto potencial para aportar en términos de inclusión financiera, es el *crowdlending* vía plataformas con esquemas de negocio P2P y *Peer-to-Business* (P2B), que conectan a los prestamistas con los prestatarios.

En Colombia, el desarrollo de estos negocios ha supuesto un crecimiento anual del orden del 25 %. En 2023, el 28 % del ecosistema Fintech se especializaba en *lending*, mayoritariamente en soluciones de crédito de consumo, un hecho parcialmente explicado por la bonanza crediticia del país, donde más del 65 % de estas Fintech ofreció servicios de préstamo al consumo. (Finnovista Fintech Radar Colombia, 2023)

El estudio de Havrylchik *et al.* (2021) analizó datos de Prosper, un portal de préstamos P2P lanzado en 2006 en Estados Unidos, y encontró que esta plataforma ha sustituido a los préstamos bancarios tradicionales, dadas las condiciones propicias entre los involucrados, permitiendo a los

solicitantes de crédito que habían sido rechazados por la banca tradicional por su historial crediticio negativo obtener alternativas de financiación.

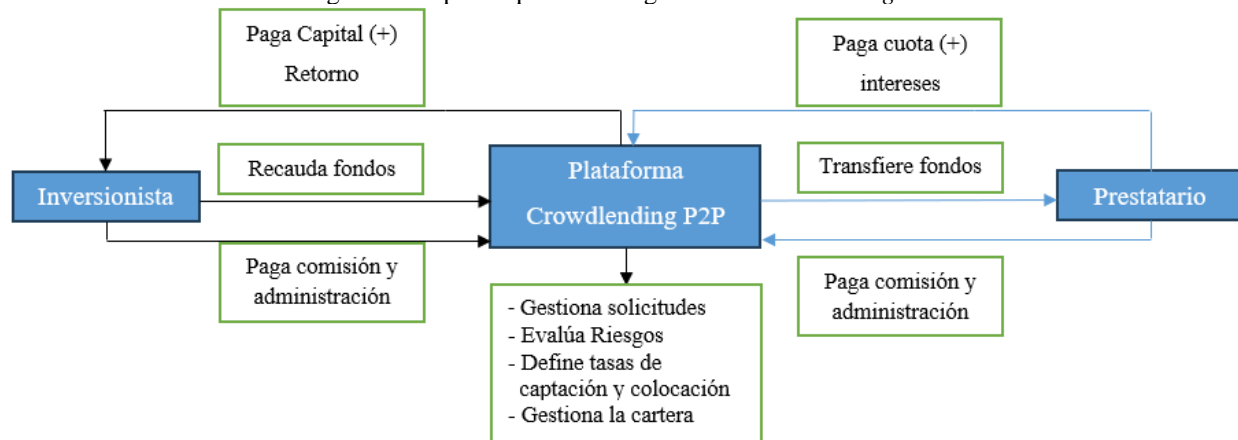
El funcionamiento de los portales de préstamos P2P actuales consiste en que los inversores transfieren sus fondos y estos se distribuyen entre los prestatarios de forma que se minimice su riesgo promedio. La diferencia con los bancos es, primero, que los fondos no se atraen (captan) y se invierten a nombre propio en préstamos y, segundo, que solo se distribuyen los fondos invertidos entre los prestatarios, por lo cual el riesgo es asumido por los inversionistas. (Davydov *et al.*, 2021)

Las plataformas P2P generalmente cobran una tarifa de los préstamos negociados por proporcionar el servicio de emparejamiento, así como por llevar a cabo la debida diligencia o las verificaciones de crédito del prestatario (Adhami *et al.*, 2023); sin embargo, según estos autores, las plataformas descentralizan los riesgos crediticios extendiéndolos a los prestamistas colectivos.

La operatividad del esquema de negocio en la actualidad tiene el siguiente funcionamiento [Figura 7]:

- 1) Un prestatario individual o institucional envía una solicitud a través de la plataforma. La solicitud consta de monto y vencimiento. La plataforma solicita información adicional como historial crediticio, certificados de crédito, relación deuda/ingresos, información laboral, líneas de crédito vigentes, etc.
- 2) La plataforma realiza una evaluación preliminar del riesgo crediticio para ofrecer una tasa de interés adecuada al riesgo.
- 3) El prestatario decide aceptar o no las condiciones de la plataforma. Si acepta, la plataforma publica la solicitud de forma anónima.
- 4) Un inversor firma un acuerdo con la plataforma y realiza un proceso de debida diligencia (documentación anti-lavado de activos) y, al aceptarse, se crea un usuario anónimo en la plataforma.
- 5) El inversor puede realizar ofertas y observar el monto restante requerido para alcanzar el objetivo de la financiación requerida.
- 6) Cuando se cierra una solicitud, la plataforma cobra una tarifa al prestatario y al inversor, y envía las condiciones a cada una de las partes. En este momento, el punto crítico es no alcanzar a recaudar los fondos suficientes.
- 7) La plataforma gestiona el servicio del préstamo (cobro, liquidación de intereses, etc.), hasta su fecha de vencimiento.
- 8) En caso de incumplimiento del deudor, la plataforma transfiere ese costo a los inversionistas colectivos, ya que no es legalmente responsable de posibles pérdidas sufridas por los prestamistas. Cabe anotar que los inversionistas aún pueden intentar vender las carteras vencidas para reducir las pérdidas.
- 9) La plataforma gestiona el cobro del capital y los intereses al prestatario, y paga el capital y el retorno al inversionista.

Figura 7. Mapa: Esquema de negocio del *crowdlending* P2P



Fuente: elaboración de los autores.

Según lo expuesto, hay grandes oportunidades de mejora en términos de la valoración vía los *scores* de crédito en las Fintech, a fin de garantizar el mejor rendimiento para los inversionistas según el nivel de riesgo asumido, dadas las probabilidades de incumplimiento de los prestatarios. La implementación de este modelo permitiría mejorar la perspectiva de riesgo asumido por el inversionista a través de un análisis cuantitativo y descriptivo, este último con variables cualitativas que consideren la diversidad cultural y la ciudad de residencia del prestatario, y todas ellas asociadas con las tasas de incumplimiento de los préstamos. (Chen *et al.*, 2021)

Según el estudio Moreno-Moreno *et al.* (2012), que buscó determinar otros factores cualitativos claves para impulsar el *crowdlending* como el monto del préstamo, su plazo y la calificación crediticia general, podría darse la inclusión de una variable adicional dentro de dichos modelos asociada a un esquema de prestatarios referidos por los inversionistas, a fin de mitigar el riesgo de impago y crear un entorno seguro y confiable para consolidar la sostenibilidad del modelo *crowdlending* en el país y reducir las brechas de financiamiento existentes.

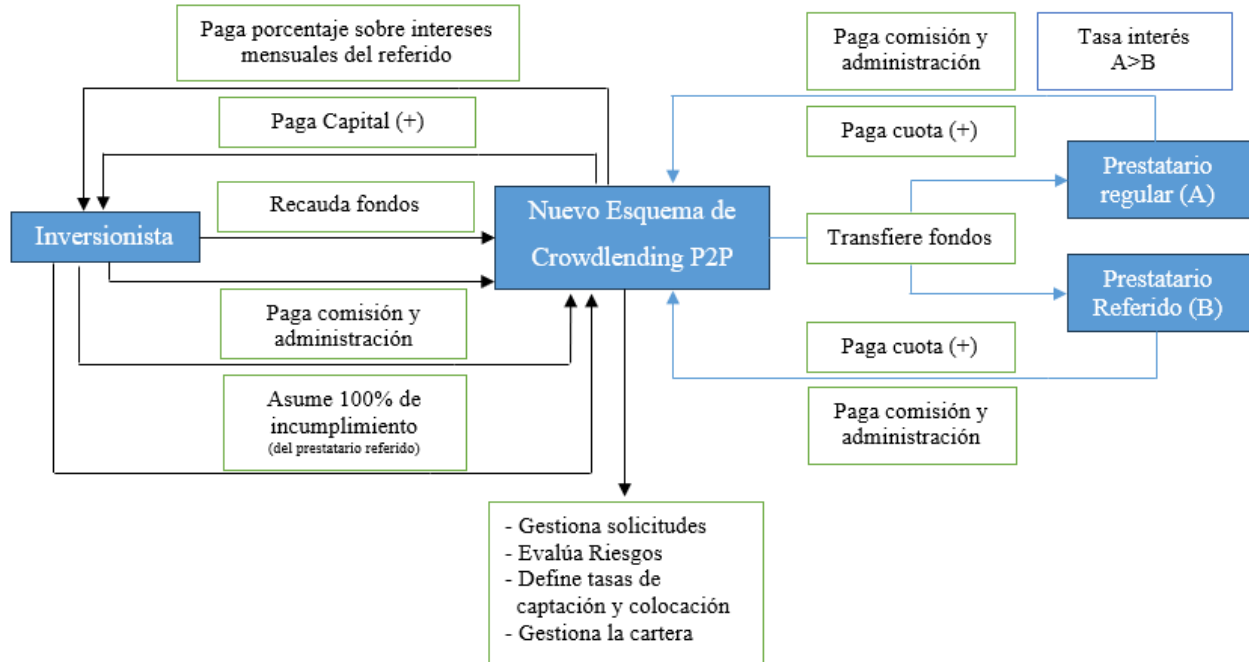
Dentro del alcance de este trabajo se incluye proponer un nuevo esquema de *crowdlending* P2P donde el inversionista tenga la oportunidad de referir prestatarios, construyendo así una variable cualitativa para incluir en el modelo de riesgo de crédito y permitiendo mejorar las estimaciones de probabilidad de impago de los deudores. Esta variable cualitativa, caracterizada por la objetividad otorgada por el inversionista al deudor, implica trasladar el riesgo de impago del deudor al inversionista que lo refiere, pero, en caso contrario (cuando el préstamo se honra en su totalidad), se compensa a este último por el buen comportamiento de pago del deudor referido.

La operatividad del esquema de negocio propuesto tiene el siguiente funcionamiento [Figura 8]:

- 1) Un prestatario individual o institucional envía una solicitud a través de la plataforma. La solicitud consta de monto y fecha de vencimiento. La plataforma solicita información adicional como historial crediticio, certificados de crédito, relación deuda/ingresos, información laboral, líneas de crédito vigentes, etc. Hay dos tipos de prestatarios: el regular (A) y el referido (B).

- 2) La plataforma realiza una evaluación del riesgo crediticio para ofrecer una tasa de interés adecuada según el perfil establecido, agregando la siguiente variable *dummy*: 0 = cliente regular; 1 = cliente referido.
- 3) El prestatario decide aceptar o no las condiciones de la plataforma. Si acepta, la plataforma publica la solicitud de forma anónima.
- 4) El inversor firma un acuerdo con la plataforma y realiza un proceso de debida diligencia (documentación anti-lavado de activos) y, al aceptarse, se crea un usuario anónimo en la plataforma.
- 5) El inversor transfiere los fondos para que sean administrados por la plataforma en el otorgamiento de créditos a cambio de una tasa de rentabilidad.
- 6) La plataforma cobra una tarifa mensual al prestatario y al inversor por actividades de administración del fondo.
- 7) La plataforma gestiona el servicio del préstamo (cobro, liquidación de intereses, etc.), hasta su fecha de vencimiento.
- 8) En caso de incumplimiento del deudor, la plataforma transfiere ese costo a los inversionistas colectivos en un menor retorno percibido, ya que no es legalmente responsable de posibles pérdidas sufridas por los prestamistas. Cabe anotar que los inversionistas aún pueden intentar vender las carteras vencidas para reducir las pérdidas.
- 9) Si los inversionistas han referido prestatarios:
 - a) En caso de incumplimiento del deudor, la cuota no cancelada se descuenta del aporte inicial de los inversionistas.
 - b) En caso de cumplimiento del deudor, se compensa a los inversionistas vía un porcentaje aplicado sobre los intereses causados al prestatario en el mes.
- 10) La plataforma gestiona el cobro del capital y los intereses al prestatario y paga el capital y el retorno a los inversionistas cuando estos lo requieran.

Figura 8. Mapa: Esquema de negocio del *crowdlending* P2P propuesto



Fuente: elaboración de los autores.

5. Metodología

A través del análisis de las barreras que pueden enfrentar los solicitantes de crédito al buscar financiación, se pueden identificar oportunidades en el desarrollo de modelos de *score* de crédito que contemplen variables cualitativas para mitigar las falencias de información de los modelos actuales y aumentar la confiabilidad entre prestatarios y solicitantes.

Para alcanzar dicho objetivo se pretende desarrollar, mediante dos modelos econométricos de regresión logística basados en el desempeño histórico de una base de 14.206 personas naturales en Colombia, obtenida a partir de una fuente confidencial de una corporación financiera entre 2022 y 2023, representar el comportamiento de pago de una base inicial de clientes de *crowdlending* correspondiente al primer modelo, que incluye variables como Ingreso mensual, Estado de verificación de antecedentes, Experiencia laboral, Tipo de vivienda donde vive, Tasa de interés del crédito, Monto del crédito, Propósito del crédito, Plazo del crédito y Calificación crediticia.

A partir de esta base de datos se realiza un análisis de estadística descriptiva a las variables cuantitativas y cualitativas para determinar si las series presentan datos atípicos que deban ser corregidos, o si es posible identificar el tipo de distribución que posee cada variable, convirtiendo las variables categóricas en variables *dummy*.

La preselección de las variables que van a explicar la probabilidad de incumplimiento del deudor corresponde al proceso *step wise* (paso a paso) atrás condicional, con el cual se estima la regresión con todas las variables (X_i), se evalúa la significancia individual de cada una, y se retiran aquellas no significativas estadísticamente (p -valor $\geq 10\%$).

Luego, a través de una matriz de correlaciones entre las variables X_i , se realiza una prueba de colinealidad para garantizar que las variables no están correlacionadas entre sí mediante el análisis de correlación de Pearson, eliminando o no algunas de ellas.

A continuación, para determinar la probabilidad de incumplimiento, o riesgo de crédito, se corre el modelo de regresión logit con las variables definitivas. A partir de la transformación de un modelo lineal probabilístico multivariado se obtiene la probabilidad de impago acotada entre valores de cero (0) y uno (1). El modelo es la siguiente ecuación exponencial:

$$P_i (Y = 1 | (X_{ik})) = \frac{e^z}{(1 + e^z)}$$
$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 \dots + \beta_k x_k$$

Los parámetros $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ explican la sensibilidad de incremento o disminución de cada variable explicativa sobre la probabilidad de pago. Un valor positivo de β_i implica que, cuando la variable X_i aumenta para el individuo i , aumenta su probabilidad de impago.

Finalmente, con la prueba de bondad de ajuste de Hosmer-Lemeshow se determina si el modelo probabilístico se ajusta correctamente a los datos; dentro de los resultados se busca un p -valor alto en la prueba de bondad de ajuste para garantizar que no haya evidencia significativa de falta de ajuste del modelo.

Para el desarrollo del segundo modelo se incorporan las mismas variables, con la inclusión de una variable adicional tipo *dummy* a la base de datos Primer modelo, que será denominada Tipo de cliente, donde 0 = prestatario regular y 1 = prestatario referido (v. la Figura 2), según el esquema de negocio de *crowdlending* P2P propuesto, que se calculará a partir del comportamiento de una base alterna con el comportamiento de pago de 145 personas naturales con esta característica, obtenida de información de un fondo familiar privado de uno de los autores del presente trabajo; cabe aclarar que esta característica no se encuentra disponible en ninguna base de datos existente. Seguidamente, se aplica la misma metodología indicada para el primer modelo.

El objetivo es determinar la probabilidad de impago de un solicitante de préstamo a través de la construcción de un *score* de riesgo y clasificarlo mediante perfiles como Muy malo, Deficiente, Aceptable, Bueno y Excelente, mediante la creación de un perfil con un puntaje entre 150 y 950 para ambos modelos y, con ello, comparar los resultados, a fin de determinar si el *score* de riesgo mejora para los clientes clasificados según los perfiles definidos como Muy malo y Deficiente.

Con lo anterior se pretende determinar si la variable Tipo de cliente incorporada en el segundo modelo mejora el perfil de riesgo de los sujetos de crédito y disminuye las barreras de entrada al crédito en el país mediante el esquema de *crowdlending* P2P propuesto.

6. Aplicación y resultados

6.1 Primer modelo

La información obtenida para este trabajo corresponde a la cartera de una corporación financiera entre 2022 y 2023, compuesta por 14.206 registros de personas naturales con clientes en Colombia, obtenidos de una fuente confidencial. A fin de identificar la relevancia de las variables sobre el comportamiento de la cultura de pago, se trabaja con las siguientes: Ingreso mensual, Estado de verificación de antecedentes, Experiencia laboral, Tipo de vivienda donde reside, Tasa de interés del crédito, Monto del crédito, Propósito del crédito, Plazo del crédito y Calificación crediticia [Tabla 1].

Tabla 1. Descripción de las variables

CATEGORÍAS	CANTIDAD DE DATOS	% RELATIVO
Ingreso mensual (COP)		
941.513 – 2.638.392	2.639	18,6
2.638.392 – 4.353.731	6.502	45,8
4.353.731 – 6.069.070	4.193	29,5
6.069.070 – 7.784.409	659	4,6
7.784.409 – 9.499.748	145	1,0
9.499.748 – 11.215.087	40	0,3
11.215.087 – 12.930.426	11	0,1
12.930.426 – 14.645.765	1	0,0
14.645.765 – 16.361.104	13	0,1
16.361.104 – 18.076.444	3	0,0
Estado de verificación de antecedentes		
Verificado	4.675	33
Cargo verificado	4.751	33
No verificado	4.780	34
Años de experiencia laboral		
< 1	1.579	11,1
1	1.121	7,9
2	1.597	11,2
3	1.558	11,0
4	1.310	9,2
5	1.325	9,3
6	923	6,5
7	722	5,1
8	514	3,6
9	436	3,1
10+	3.121	22,0
Tipo de vivienda donde vive		
Arriendo	7.805	55
Vivienda propia	1.092	8
Vivienda hipotecada	5.308	37
Otro	1	0
Tasa de interés del crédito (%)		
14,0 - 15,8	1.287	9
15,8 - 17,5	3.362	24

17,5 - 19,3	2.308	16
19,3 - 21,0	2.394	17
21,0 - 22,8	1.878	13
22,8 - 24,5	1.489	10
24,5 - 26,3	907	6
26,3 - 28,0	391	3
28,0 - 29,8	164	1
29,8 - 31,5	26	0
Monto del crédito (COP)		
923.052 – 4.061.431	2.519	18
4.061.431 – 7.199.809	3.253	23
7.199.809 – 10.338.187	2.607	18
10.338.187 – 13.476.566	2.024	14
13.476.566 – 16.614.944	1.643	12
16.614.944 – 19.753.322	924	7
19.753.322 – 22.891.700	397	3
22.891.700 – 26.030.079	484	3
26.030.079 – 29.168.457	160	1
29.168.457 – 32.306.835	195	1
Calificación crediticia		
A	1.085	8
B	5.490	39
C	3.417	24
D	2.327	16
E	1.887	13
Plazo del crédito (meses)		
6	206	1,5
12	158	1,1
24	233	1,6
36	7.693	54,2
48	37	0,3
60	5.879	41,4

Fuente: elaboración de los autores.

La descripción de las variables es la siguiente:

1. Ingreso mensual: el reportado por el solicitante.
2. Estado de verificación de antecedentes: el estado de verificación de la documentación realizada por la entidad.
3. Años de experiencia laboral: los años de experiencia laboral reportada por el solicitante.
4. Tipo de vivienda donde reside: el tipo de vivienda donde reportó vivir el solicitante.
5. Tasa de interés del crédito: la tasa de interés con la cual se aprobó el crédito.
6. Monto del crédito: el monto de crédito aprobado por la entidad.
7. Calificación crediticia: la calificación otorgada por la central de riesgos DataCrédito dividida en cinco categorías: Excelente (A), Bueno (B), Aceptable (C), Deficiente (D), Muy malo (E).
8. Plazo del crédito en meses: con el cual se aprobó el crédito.

Las variables cuantitativas son las siguientes: Ingreso mensual, Experiencia laboral en años, Tasa de interés del crédito, Monto del crédito, Calificación crediticia y Plazo del crédito [Tabla 2].

Tabla 2. Estadísticas descriptivas de las variables cuantitativas

VARIABLE	MÍN.	MÁX.	MEAN	DESV. EST.	COEF. VAR.
Ingreso mensual (COP)	941.513	18.076.444	3.919.583	1.503.374	0,38
Años de experiencia laboral	1	10	5	3	0,66
Tasa de interés del crédito (%)	14	31	20	3	0,17
Monto del crédito (COP)	923.052	32.306.835	10.036.719	6.556.587	0,65
Calificación crediticia	299	950	628	176	0,28
Plazo del crédito en meses	6	60	45	13	0,30

Fuente: elaboración de los autores.

6.1.1 Selección de las variables

La metodología para la preselección de las variables que van a explicar la probabilidad de incumplimiento del deudor corresponde al proceso *step wise* (paso a paso) atrás condicional, mediante el cual se estima la regresión con todas las variables (X_i), se evalúa la significancia individual de cada una, y se retiran aquellas no significativas estadísticamente (p -valor ≥ 10 %).

Luego de correr el primer modelo logit (regresión logística binaria en el paquete estadístico IBM SPSS Statistics), los resultados de los parámetros de las variables evaluadas se presentan a continuación [Tabla 3]:

Tabla 3. Variables de la ecuación

	B	ERROR EST.	WALD	GL	SIG.	EXP (B)
Ingreso mensual (x1)	0,0000	0,0000	95,066	1	< ,001	1,0000
Estado de verificación de antecedentes (x2)	-0,033	0,03	1,204	1	0,273	0,967
Años de experiencia (x2)	0,019	0,007	8,394	1	0,004	1,02
Tipo de vivienda donde vive (x4)	0,009	0,025	0,118	1	0,731	1,009
Tasa de interés del crédito (x5)	14,713	1,892	60,446	1	< ,001	2.452.267,966
Monto del crédito (x6)	0,0000	0,0000	0,234	1	0,629	1,0000
Propósito del crédito (x7)	0,044	0,017	7,024	1	0,008	1,045
Plazo del crédito en meses (x8)	0,017	0,002	73,336	1	< ,001	1,017
Calificación crediticia (x9)	-0,128	0,056	5,303	1	0,021	0,88
Constante	-4,537	0,299	229,602	1	< ,001	0,011

Fuente: elaboración de los autores.

Cómo se puede observar en la Tabla 3, las variables Tipo de vivienda donde reside, Monto del crédito y Estado de verificación de antecedentes no fueron significativas, por lo cual se excluyen del modelo.

Preseleccionadas las variables del modelo, se realiza ahora la prueba de multi-colinealidad, que corresponde a la validación de una posible existencia de correlación lineal entre las variables. A partir de la estimación de la matriz de correlaciones se evalúa la existencia de multi-colinealidad entre las variables evaluando los valores correspondientes a los coeficientes de correlación de Pearson, a fin de descartar aquellas cuyo valor de coeficiente supere el 50 %.

Luego de analizar los resultados obtenidos, se concluye que no existe correlación lineal entre las variables [Tabla 4].

Tabla 4. Matriz de correlaciones (primer modelo)

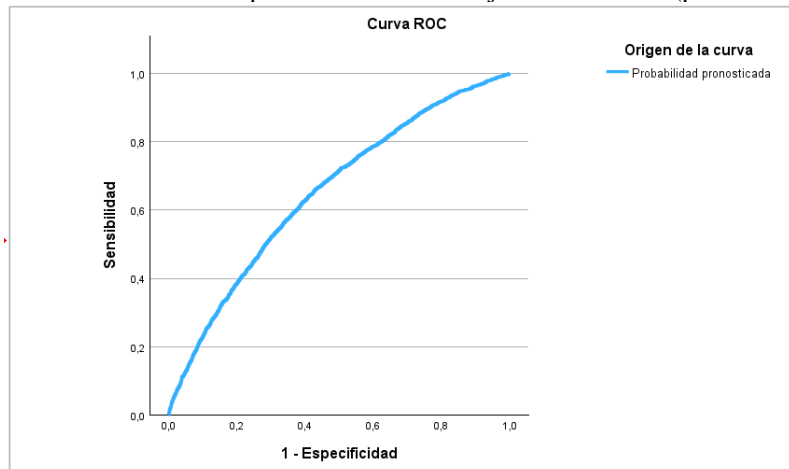
		INGRESO MENSUAL (x1)	ESTADO DE VERIFICACIÓN DE ANTECEDENTES (x2)	AÑOS DE EXPERIENCIA LABORAL (x3)	TIPO DE VIVIENDA DONDE VIVE (x4)	TASA DE INTERÉS DEL CRÉDITO (x5)	MONTO DEL CRÉDITO (x6)	PROPÓSITO DEL CRÉDITO (x7)	PLAZO DEL CRÉDITO EN MESES (x8)
Ingreso mensual (x1)	Correlación de Pearson	1	-,170	,222	,263	,095	,397	.,010	,160
	N	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206
Estado de verificación de antecedentes (x2)	Correlación de Pearson	-,170	1	-,076	-,075	-,200	-,436	-,059	-,228
	N	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206
Años de experiencia laboral (x3)	Correlación de Pearson	,222	-,076	1	,260	,038	,183	,022	,122
	N	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206
Tipo de vivienda donde vive (x4)	Correlación de Pearson	,263	-,075	,260	1	-,015	,177	.,0050	,158
	N	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206
Tasa de interés del crédito (x5)	Correlación de Pearson	,095	-,200	,038	-,0150	1	,249	,072	,373
	N	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206
Monto del crédito (x6)	Correlación de Pearson	,397	-,436	,183	,177	,249	1	,078	,458
	N	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206
Propósito del crédito (x7)	Correlación de Pearson	0,01	-,0,59	,022	.,0050	,072	,078	1	,021
	N	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206
Plazo del crédito en meses (x8)	Correlación de Pearson	,160	-,228	,122	,158	.,373	,458	.,021	1
	N	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206	14.206

Fuente: elaboración de los autores.

Finalmente, se estima la regresión con las variables preseleccionadas de las cuales se validó que no presentaban multi-colinealidad, y se procede a hacer la prueba de bondad de ajuste con la estimación del índice Gini.

Para el análisis de bondad de ajuste del primer modelo se hace uso de la metodología de curva AUC-ROC para medir el desempeño del modelo *Credit Score*, y el coeficiente de Gini determina los valores de aceptación críticos. Se establece un valor mínimo del AUC-ROC para que el modelo sea aceptado en el 80 % y un índice Gini del 65 %, por lo cual, según los resultados de los indicadores AUC-ROC (65 %) y del índice Gini (30,4 %), el modelo requiere información adicional (variables) para arrojar mejores predicciones [Figura 9].

Figura 9. Resultados de la prueba de bondad de ajuste AUC-ROC (primer modelo)



INDICADOR	RESULTADOS
AUC-ROC	0,652
Gini	0,304

Fuente: elaboración de los autores.

6.2 Segundo modelo

Dado los resultados obtenidos del primer modelo, se definió adicionar una variable correspondiente a Prestatario referido según la metodología planteada.

La información obtenida para la estimación del segundo modelo corresponde a la base de datos utilizada en el primer modelo, con la inclusión de una variable adicional tipo *dummy*, que será denominada Tipo de cliente, donde 0 = Prestatario regular y 1 = Prestatario referido (v. la Figura 2).

El insumo para la creación de la variable *dummy* es una base de datos alterna con el comportamiento de pago de 145 personas naturales entre 2019 y 2023, compuesta por las siguientes variables: Años de experiencia laboral, Tipo de vivienda donde reside, Tasa de interés del crédito, Monto del crédito, Tipo de cliente (regular o referido), Plazo del crédito en meses y Propósito del crédito [Tabla 5].

Tabla 5. Descripción de las variables

CATEGORÍAS	CANTIDAD DE DATOS	% RELATIVO
Años de experiencia laboral		
1	5	3,45
2	4	2,76
3	5	3,45
4	73	50,34
5	36	24,83
6	14	9,66
7	6	4,14
8	1	0,69
10	1	0,69

Tipo de vivienda donde vive		
Arriendo	61	42,07
Vivienda propia	74	51,03
Vivienda hipotecada	10	6,90
Tasa de interés del crédito (%)		
10	20	13,79
13	6	4,14
15	2	1,38
16	5	3,45
18	13	8,97
23	99	68,28
Monto del crédito (COP)		
130.000 – 2.000.000	99,00	68
2.000.000 – 3.000.000	7,00	5
3.000.000 – 4.000.000	5,00	3
4.000.000 – 5.000.000	3,00	2
5.000.000 – 6.000.000	5,00	3
6.000.000 – 7.000.000	8,00	6
7.000.000 – 8.000.000	3,00	2
8.000.000 – 9.000.000	2,00	1
9.000.000 – 10.000.000	4,00	3
10.000.000 – 11.000.000	0,00	0
11.000.000 – 12.000.000	1,00	1
12.000.000 – 91.283.201	8,00	6
Tipo de cliente		
Regular	81	55,86
Referido	64	44,14
Plazo del crédito (meses)		
1 - 9	76,00	52
9 - 17	33,00	23
17 - 25	17,00	12
25 - 33	4,00	3
33 - 41	5,00	3
41 - 48	1,00	1
48 - 56	2,00	1
56 - 64	3,00	2
64 - 72	2,00	1
72 - 80	2,00	1
Propósito del crédito		
Tarjeta de crédito	19	13,10
Vehículo	11	7,59
Negocios	17	11,72
Consumo	60	41,38
Compra de cartera	20	13,79
Compra de vivienda	3	2,07
Educación	15	10,34

Fuente: elaboración de los autores.

La descripción de las variables es la siguiente:

1. Años de experiencia laboral: los años reportados por el solicitante.
2. Tipo de vivienda donde vive: el tipo de vivienda donde reportó vivir el solicitante.

3. Tasa de interés del crédito: la tasa de interés con la cual se aprobó el crédito.
4. Monto del crédito: el monto de crédito aprobado.
5. Tipo de cliente: la referencia entre tipo de cliente regular o referido.
6. Plazo del crédito en meses: el plazo con el cual se aprobó el crédito.
7. Propósito del crédito: la destinación del crédito reportada por el solicitante.

Las variables cuantitativas son las siguientes: Experiencia laboral en años, Monto del crédito, Tasa de interés del crédito y Plazo del crédito [Tabla 6].

Tabla 6. Estadísticas descriptivas de las variables cuantitativas

VARIABLE	MÍN.	MÁX.	MEAN	DESV. EST.	COEF. VAR.
Años de experiencia laboral	1	10	5	1,4	0,27
Tasa de interés del crédito (%)	10	23	20	4	0,24
Monto del crédito (COP)	130.000	90.283.201	3.566.070	8.876.294	2,48
Plazo del crédito en meses	1	80	13	16	1,19

Nota: elaboración de los autores.

A partir de la base de datos alterna se determina el perfil del cliente referido según las características predominantes de los sujetos de crédito que fueron referidos en dicha base de datos, y se obtiene la característica más predominante: el *nivel de experiencia laboral mayor a cuatro años* (96,55 %), que se aplica como una variable proxy a 8.351 solicitantes de la base del primer modelo, logrando así determinar el perfil de cliente referido para correr el segundo modelo.

6.2.1 Selección de las variables

Aquí se incorpora la variable Referidos y se valida la multi-colinealidad con las otras variables.

A partir del cálculo de la matriz de correlaciones se evalúa la existencia de multi-colinealidad entre las variables del primer modelo y la variable incorporada correspondiente (Referidos). Luego de la revisión se excluye la variable Años de experiencia laboral x3, al presentar un coeficiente de correlación de Pearson del 82 % (marcada **) [Tabla 7].

Tabla 7. Matriz de correlaciones (segundo modelo)

		REFERIDO (X10)
Ingreso mensual (x1)	Correlación de Pearson	,181
	N	14.206
Estado de verificación de antecedentes (x2)	Correlación de Pearson	-,062
	N	14.206
Años de experiencia laboral (x3)	Correlación de Pearson	,826**
	N	14.206
Tipo de vivienda donde vive (x4)	Correlación de Pearson	,215
	N	14.206
Tasa de interés del crédito (x5)	Correlación de Pearson	,037
	N	14.206
Monto del crédito (x6)	Correlación de Pearson	,150
	N	14.206

Propósito del crédito (x7)	Correlación de Pearson	,019
	N	14.206
Plazo del crédito en meses (x8)	Correlación de Pearson	,097
	N	14.206
Calificación crediticia (x9)	Correlación de Pearson	,023
	N	14.206
Referido (x10)	Correlación de Pearson	1
	N	14.206

Fuente: elaboración de los autores.

Luego de estimar el segundo modelo en el paquete estadístico software IBM SPSS Statistics, se obtienen los siguientes resultados [Tabla 8]:

Tabla 8. Variables de la ecuación

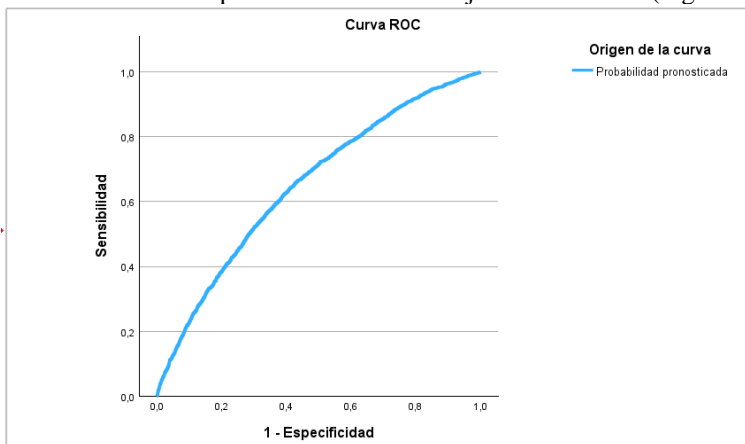
	B	ERROR ESTÁNDAR	<u>WALD</u>	GL	SIG.	EXP (B)
Ingreso mensual (x1)	0	0	105,779	1	< ,001	1
Tasa de interés del crédito (x5)	15,011	1,875	64,088	1	< ,001	3306520,638
Propósito del crédito (x7)	0,046	0,017	7,525	1	0,006	1,047
Plazo del crédito en meses (x8)	0,018	0,002	94,419	1	< ,001	1,018
Calificación crediticia (x9)	-0,134	0,055	5,813	1	0,016	0,875
Referido (x10)	-0,149	0,081	3,396	1	0,065	0,862
Constante	-4,662	0,287	264,167	1	< ,001	0,009

Fuente: elaboración de los autores.

Cómo se puede observar en la Tabla 8, las variables fueron significativas individualmente con un nivel de significancia del 10 %.

Finalmente, para el análisis de bondad de ajuste del segundo modelo se hace uso de la metodología de curva AUC-ROC para medir el desempeño del modelo, y el coeficiente de Gini determina los valores de aceptación críticos. Se establece un valor mínimo del AUC-ROC para que el modelo sea aceptado en el 80 % y un índice de Gini del 65 %, por lo cual, según los resultados de los indicadores AUC-ROC (65 %) y del índice de Gini (30,4 %), el modelo requiere información adicional para arrojar mejores predicciones [Figura 10].

Figura 10. Resultados de la prueba de bondad del ajuste AUC-ROC (segundo modelo)



INDICADOR	RESULTADOS
AUC-ROC	0,652
Gini	0,304

Fuente: elaboración de los autores.

6.3 Resultados

6.3.1 Primer modelo

Se presentan a continuación los resultados obtenidos de estimar la regresión logit con las variables preseleccionadas en el primer modelo [Tabla 9].

Tabla 9. Variables de la ecuación (primer modelo)

	B	ERROR ESTÁNDAR	WALD	GL	SIG.	EXP (B)
Ingreso mensual (x1)	0,0000	0,0000	105,646	1	< ,001	1,0000
Años de experiencia (x3)	0,0200	0,0070	9,645	1	0,002	1,0210
Tasa de interés del crédito (x5)	14,9910	1,8750	63,955	1	< ,001	3.239.632,1080
Propósito del crédito (x7)	0,0460	0,0170	7,56	1	0,006	1,0470
Plazo del crédito en meses (x8)	0,0180	0,0020	94,689	1	< ,001	1,0180
Calificación crediticia (x9)	-0,1330	0,0550	5,803	1	0,016	0,8750
Constante	-4,6610	0,2870	264,157	1	< ,001	0,0090

Nota: elaboración de los autores.

La Tabla 9 evidencia la significancia de las variables en el primer modelo para obtener la probabilidad de impago de los sujetos de crédito. Los resultados de los parámetros de las variables evaluadas se presentan en la siguiente ecuación exponencial:

$$P_i (Y = 1 | (X_{ik})) = \frac{e^z}{(1 + e^z)}$$

De ella se obtiene el siguiente modelo lineal probabilístico multivariado:

$$Z_i = -4,661 + 0,020x_3 + 14,991x_5 + 0,046x_7 + 0,018x_8 - 0,133x_9$$

Los parámetros obtenidos indican el incremento de la probabilidad de impago de la siguiente manera: 0,020 cuando la variable Años de experiencia laboral aumenta, 14.991 cuando la variable Tasa de interés del crédito aumenta, 0,046 cuando la variable Propósito del crédito aumenta, 0,018 cuando la variable Plazo del crédito en meses aumenta, y una reducción en la probabilidad de impago de 0,133 cuando la variable Calificación crediticia aumenta.

Al estimar el modelo logit se logra obtener la probabilidad de incumplimiento de los deudores. Sobre dichas probabilidades se estableció la escala de valoración (Excelente, Bueno, Aceptable, Deficiente) a través de la creación de un perfil con un puntaje entre 150 y 950, así [Tabla 10]:

Tabla 10. Escalas del *score* de riesgo

CALIFICACIÓN	RANGO INFERIOR	RANGO SUPERIOR
Muy malo	150	299
Deficiente	300	499
Aceptable	500	599
Bueno	600	749
Excelente	750	950

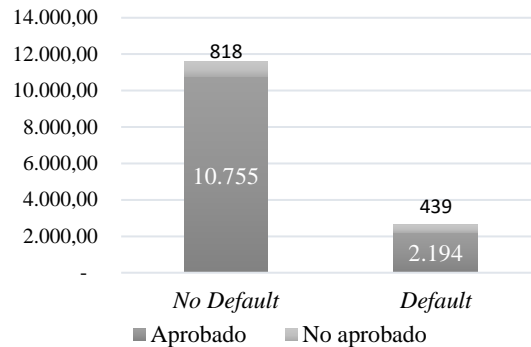
Fuente: elaboración de los autores.

Luego se procede a otorgar rangos de calificación de la base de solicitantes, que se obtuvieron a partir de la ejecución del modelo descrito anteriormente, donde se encontraron los siguientes datos de la base total de solicitantes: 3.438 en la categoría Excelente (24,20 %), 2.370 en la categoría Aceptable (16,68 %), 7.141 en la categoría Bueno (50,27 %), 1.250 en la categoría Deficiente (8,80 %), y siete en la categoría Muy malo (0,05 %).

Según el modelo, el 91,15 % (12.949) de los solicitantes de crédito fue clasificado como Sujetos de crédito, dado el perfil de cliente; sin embargo, el 17 % (2.994) de estos créditos entraron en *default*. El 8,8 % (1.257) restante de los créditos no fue aprobado según el *score*; sin embargo, el 65 % (818) no entró en *default*, es decir, tan solo el 35 % (439) de los sujetos de crédito no aprobados efectivamente no pagó.

A continuación, se realizó una calificación de los estados de pago, en la que las variables de prueba fueron *No default* y *Default*, que evidenció que los clientes excelentes, aceptables y buenos presentaron el pago de sus obligaciones financieras, ratificando la efectividad del modelo al otorgar crédito a los clientes clasificados en los rangos nombrados anteriormente [Figura 11].

Figura 11. Estado de los créditos según el *score* de riesgo aplicado (primer modelo)



Fuente: elaboración de los autores.

6.3.2 Segundo modelo

Luego de estimar el segundo modelo en el paquete estadístico software IBM SPSS Statistics, los resultados de los parámetros de las variables evaluadas se presentan a continuación [Tabla 11]:

Tabla 11. Variables de la ecuación (segundo modelo)

	B	ERROR ESTÁNDAR	WALD	GL	SIG.	EXP. (B)
Ingreso mensual (x1)	0	0	105,779	1	< ,001	1
Tasa de interés del crédito (x5)	15,011	1,875	64,088	1	< ,001	3.306.520,638
Propósito del crédito (x7)	0,046	0,017	7,525	1	0,006	1,047
Plazo del crédito en meses (x8)	0,018	0,002	94,419	1	< ,001	1,018
Calificación crediticia (x9)	-0,134	0,055	5,813	1	0,016	0,875
Referido (x10)	-0,149	0,081	3,396	1	0,065	0,862
Constante	-4,662	0,287	264,167	1	< ,001	0,009

Fuente: elaboración de los autores.

La Tabla 11 evidencia la relevancia de las variables en el segundo modelo para obtener la probabilidad de impago de los sujetos de crédito. Los resultados de los parámetros de las variables evaluadas se presentan en la siguiente ecuación exponencial:

$$Pi(Y = 1 | (X_{ik})) = \frac{e^z}{(1 + e^z)}$$

Se obtiene modelo lineal probabilístico multivariado descrito a continuación:

$$Z_i = -4,662 + 15,011x_5 + 0,046x_7 + 0,018x_8 - 0,134x_9 - 0,149x_{10}$$

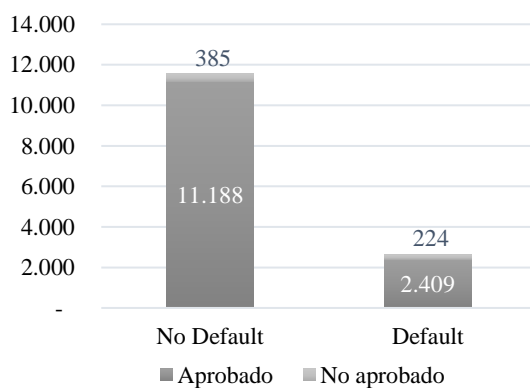
Los parámetros obtenidos indican el incremento de la probabilidad de *default* de la siguiente manera: 15,011 cuando la variable Tasa de interés del crédito aumenta, 0,046 cuando la variable Propósito del crédito aumenta, 0,018 cuando la variable Plazo del crédito en meses aumenta, y una reducción en la probabilidad de impago de 0,13 cuando la variable Calificación crediticia aumenta, y de 0,149 cuando la variable Referido aumenta.

Luego se procede a otorgar rangos de calificación a la base total de solicitantes, que se obtuvieron a partir de la ejecución del modelo descrito anteriormente, donde se encontraron a 5.020 solicitantes en la categoría Excelente (35,34 %), 1.863 en la categoría Aceptable (13,11 %), 6.714 en la categoría Bueno (47,26 %) y 6.714 en la categoría Deficiente (4,29 %). En contraste con el primer modelo, se evidencia que la cantidad de solicitantes clasificados en la categoría Deficiente se redujo considerablemente, pasando de 1.250 en el primer modelo a tan solo 609, es decir, que a 641 solicitantes les mejoró su *score* con la implementación de la variable adicional Referido. Por otra parte, no hubo solicitantes clasificados en la categoría Muy Malo, por lo cual, el modelo fue menos ácido.

Según el segundo modelo, el 95,71 % (13.597) de los solicitantes de crédito fue clasificado como sujetos de crédito, dado el perfil de cliente; sin embargo, el 18 % (2.409) entró en *default*. Por otro lado, el 4,3 % (609) restante de los créditos no fue aprobado según el *score*, aunque el 63 % (385) no entró en *default*, es decir, que tan solo el 37 % (224) de los sujetos de crédito no aprobados efectivamente no pagó.

Seguidamente, se realizó una calificación de los estados de pago en la que las variables de prueba fueron *No default* y *Default*, que evidenció que los clientes excelentes, aceptables y buenos presentaron pago de sus obligaciones financieras, ratificando la efectividad del modelo al otorgar crédito a los clientes clasificados en los rangos nombrados anteriormente [Figura 12].

Figura 12. Estado de los créditos según el *score* de riesgo aplicado (segundo modelo)



Fuente: elaboración de los autores.

7. Conclusiones

En este trabajo se ha evaluado la aplicación de dos modelos de *score* de riesgo de crédito a una base de 14.206 solicitantes para determinar si la inclusión de una característica adicional de referenciación en un modelo de evaluación de riesgo de crédito para un esquema de *crowdlending* de crédito puede reducir las barreras de entrada en Colombia, al ser tanto menos ácido, al asignar menores probabilidades de *default* a los sujetos de crédito, como altamente predictivo a la hora de aplicarlo a una base de clientes.

Según los resultados de la aplicación de los dos modelos a la misma base de clientes, se pudo identificar que, en el primer modelo, la especificidad, es decir, aquellos solicitantes de crédito que fueron aprobados, pero entraron en *default*, fue del 17 %; asimismo, se presentó una sensibilidad, es decir, aquellos solicitantes de crédito que no fueron aprobados y efectivamente entraron en *default* fue del 35 %, por lo cual, 818 sujetos de crédito con buen comportamiento de pago fueron rechazados. Al comparar los resultados del segundo modelo se pudo evidenciar que la cantidad de créditos aprobados aumentó con respecto al primer modelo en el 51 % (648), y que, de estos nuevos créditos aprobados, el 67 % (433) no entró en *default*, mientras que el 33 % (215) sí lo hizo. La especificidad fue del 18 % y la sensibilidad, del 37 % [Tabla 12].

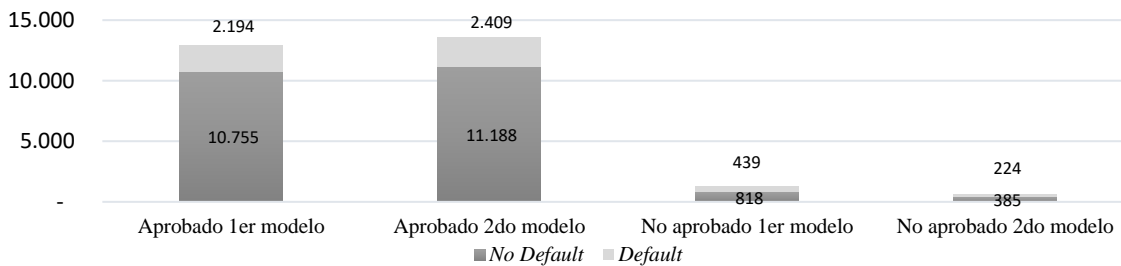
Tabla 12. Clasificación de los sujetos de crédito según el *score* de riesgo

CALIFICACIÓN	PRIMER MODELO	SEGUNDO MODELO
Muy malo	7	0
Deficiente	1.250	609
Aceptable	2.370	1.863
Bueno	7.141	6.714
Excelente	3.438	5.020

Fuente: elaboración de los autores.

El resultado anterior permite concluir que, con la aplicación del segundo modelo, se otorga el 51 % de créditos adicionales, lo cual implicaría una reducción importante en las barreras de entrada al crédito en Colombia mediante la implementación del esquema de *crowdlending* propuesto; no obstante, según la comparación de la especificidad y la sensibilidad de ambos modelos, la eficiencia y la capacidad de predicción del segundo modelo no cambia significativamente al incluir la característica Referido. Incluso se puede observar cómo el porcentaje de especificidad aumenta en el 1 % con respecto al primer modelo, lo cual es un factor de riesgo al aplicarlo en la evaluación de nuevos clientes, en razón de que puede afectar los indicadores de cartera vencida [Figura 13].

Figura 13. Comparativo del estado de créditos según el *score* de riesgo aplicado (ambos modelos)



Fuente: elaboración de los autores.

Luego de aplicar la prueba de bondad de ajuste, ambos modelos arrojaron un resultado del índice de Gini del 30,4 %. En este sentido, se puede afirmar que la capacidad predictiva o de discriminación es baja, por lo cual se ratifica nuevamente la necesidad de considerar otras variables de evaluación del modelo para obtener una evaluación completa.

Finalmente, teniendo en cuenta la limitada cantidad de características que permiten perfilar a los solicitantes de crédito utilizadas para este trabajo, y la forma a través de la cual se determinó la variable proxy de referenciación en la base de datos de solicitantes utilizada para correr los modelos, no es posible extrapolar los resultados de este ejercicio académico para la toma de decisiones empresariales. La variable Referenciados no demostró generar valor en el análisis del perfil deudor. Con todo, se puede complementar el análisis al agregar nuevas variables sociodemográficas, el historial crediticio e indicadores financieros que puedan mejorar las estimaciones del modelo y arrojar mejores resultados.

Dado que el ser referido es una variable interesante de evaluar en un modelo de crédito, se recomienda validar el segmento de créditos que se coloquen bajo la referenciación de qué comportamiento de pago tuvieron los solicitantes de crédito y, con base en ello, validar su comportamiento de pago, preferiblemente en una ventana igual o mayor a 12 meses.

8. Referencias

- Adhami, S., Gianfrate, G., & Johan, S. (2023). Risks and returns in crowdlending. *Eurasian Business Review*, 13, 309-340. <https://doi.org/10.1007/s40821-022-00236-x>
- Asociación Bancaria y de Entidades Financieras de Colombia, Asobancaria. (2021). Inclusión financiera: avances, retos y política. *Banca & Economía*, edición 1266. <https://asobancaria.com/ws/semanas-economicas/1266-BE.pdf>
- Asociación Colombiana de Instituciones Microfinancieras, Asomicrofinanzas. (2023). *Cifras de impacto*. <https://asomicrofinanzas.com.co/wp-content/uploads/2024/01/banner-1-scaled.webp>
- Banco Mundial. (29 de marzo de 2022). *Inclusión financiera*. <https://www.bancomundial.org/es/topic/financiamiento/overview>
- Becerra Elejalde, L. L. (22 de agosto de 2022). Solo el 9 % de los micronegocios en el país accede a crédito bancario. *Portafolio*. <https://www.portafolio.co/negocios/micro-solo-el-9-accede-a-credito-bancario-569905>
- Bhatt, N., & Tang, S.-Y. (2008). Determinants of repayment in microcredit: Evidence from programs in the United States. *International Journal of Urban and Regional Research*, 26(2), 360-376. <https://doi.org/10.1111/1468-2427.00384>
- Cardona Hernández, P. A. (2004). Aplicación de árboles de decisión en modelos de riesgo crediticio. *Revista Colombiana de Estadística*, 27(2), 139-151. https://www.emis.de/journals/RCE/V27/V27_2_139Cardona.pdf
- Cornée, S. (2017). The relevance of soft information for predicting small business credit default: Evidence from a social bank. *Journal of Small Business Management*, 57(3), 699-719. <https://doi.org/10.1111/jsbm.12318>
- Chen, Z., Ming, J., Andrikopoulos, A., & Li, Y. (2021). Cultural diversity and borrower's behavior: Evidence from peer-to-peer lending. *European Journal of Finance*, 28(2), 17-18. DOI: 10.1080/1351847X.2021.2007496
- Colombia, Banco de la República. (s. f.-a). *Cartera bruta por tipo y cartera neta total – semanal*. <https://totoro.banrep.gov.co/analytics/saw.dll?Go>
- Colombia, Banco de la República. (s. f.-b). *Encuesta trimestral sobre la situación del crédito en Colombia, ETSCC*. <https://www.banrep.gov.co/es/estadisticas-economicas/encuesta-trimestral-situacion-credito-colombia>
- Colombia, Departamento Administrativo Nacional de Estadística, DANE. (III trimestre 2023). *Encuesta de Micronegocios (EMICRON)*. <https://www.dane.gov.co/files/operaciones/EMICRON/bol-EMICRON-IIITrim2023.pdf>
- Colombia, Fondo Nacional de Garantías, FNG. (s. f.). Sitio web <https://www.fng.gov.co/>
- Colombia, Presidencia de la República. (26 de febrero de 2007). *Decreto 519 de 2007*, “Por el cual se determinan las distintas modalidades de crédito cuyas tasas deben ser certificadas por la Superintendencia Financiera de Colombia y se dictan otras disposiciones”. Bogotá. Diario Oficial 46554. <https://www.suin-juriscol.gov.co/viewDocument.asp?id=1903528>

- Colombia, Superintendencia Financiera. (29 de enero de 2024). *Distribución de cartera por producto*. https://www.datos.gov.co/Hacienda-y-Credito-Publico/Distribucion-de-cartera-por-producto/rvii-eis8/about_data
- Davydov, V. A., Kruglik, S. A., & Anovich, Yu. A. (2022). Comparison of banking and peer-to-peer lending risks. *Control in Social Economic Systems*, 82, 2155-2168. <https://link.springer.com/article/10.1134/S0005117921120079>
- Finnovista Fintech Radar Colombia. (2023). El número de startups Fintech creció un promedio del 19,7 % anual desde 2019 en Colombia, hasta las 369. s. d. <https://www.latamfintech.co/reports/el-numero-de-startups-fintech-crecio-un-promedio-del-19-7-anual-desde-2019-en-colombia-hasta-las-369>
- Godbillon-Camus, B., & Godlewski, C. L. (2005). *Credit risk management in banks: Hard information, soft information and manipulation*. Munich Personal RePEc Archive Paper n.º 1873. https://mpra.ub.uni-muenchen.de/1873/1/MPRA_paper_1873.pdf
- Grunert, J., Norden, L., & Weber, M. (2005). The role of non-financial factors in internal credit ratings. *Journal of Banking & Finance*, 29(2), 509-531. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378426604000469?via%3Dihub>
- Havrylchuk, O., Mariotto, C., Rahim, T., & Verdier, M. (2018). *What drives the expansion of the peer-to-peer lending?* s. d. <https://extranet.eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/1431348/71e6cdeb-eb8f-4782-9087-53bade9e54a6/Paper%20-%20Session%203.%20Olena%20Havrylchuk.pdf?retry=1>
- Klimowicz, A., & Spirzewski, K. (2021). Concept of peer-to-peer lending and application of machine learning in credit scoring. *Journal of Banking and Financial Economics*, 2(16), 25-55. DOI: 10.7172/2353-6845.jbfe.2021.2.2
- Kriebel, J., & Stitz, L. (2022). Credit default prediction from user-generated text in peer-to-peer lending using deep learning. *European Journal of Operational Research*, 1, 309-323. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.12.024>
- López, M. A., Rodríguez Novoa, D., & Rozada Najara, Á. (septiembre de 2023). *Reporte de la situación del crédito en Colombia*. Bogotá: Banco de la Republica. <https://doi.org/k3px>
- Malagón, J. (20 de junio de 2023). Inclusión financiera: una visión desde la transformación digital. *Economía Colombiana*, s. d. <https://www.economicolombiana.co/empresas-estatales/inclusion-financiera-una-vision-desde-la-transformacion-digital-2852>
- Martínez-Climent, C., Guijarro-García, M., & Carrilero-Castillo, A. (2021). The motivations of crowdlending investors in Spain. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 27(2), 452-469. <https://doi.org/10.1108/IJEBR-05-2020-0304>
- Möllenkamp, N. (2017). *Determinants of loan performance in P2P lending* [tesis de pregrado, 9th IBA Bachelor Thesis Conference, University of Twente, Enschede, Países Bajos]. https://essay.utwente.nl/72876/1/M%C3%B6llenkamp_BA_BMS.pdf
- Moreno-Moreno, A. M., Berenguer-Cárceles, E., & Sanchis-Pedregosa, C. (2012). *Success factors in peer-to business (P2B) crowdlending: A predictive approach*. Depósito de investigación Universidad de Sevilla. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2946858

- Open Data Network. (s. f.). *Créditos desembolsados con garantía del FNG por intermediario financiero desde el año 2009 al año 2023 con periodicidad mensual*. <https://www.opendatanetwork.com/dataset/www.datos.gov.co/xbk8-edux>
- Orazi, S., Martínez, L. B., & Vigier, H. P. (2019). La inclusión financiera en América Latina y Europa. *Ensayos de Economía*, 29(55), s. pp. <https://doi.org/10.15446/ede.v29n55.79425>
- Roslan, A. H., & Mohd Zaini, A. K. (2009). Determinants of microcredit repayment in Malaysia: The case of Agrobank. *Humanity & Social Sciences Journal*, 4(1), 45-52. [https://idosi.org/hssj/hssj4\(1\)09/6.pdf](https://idosi.org/hssj/hssj4(1)09/6.pdf)
- Yan, Y., Lv, Z., & Hu, B. (2017). Building investor trust in the P2P lending platform with a focus on Chinese P2P lending platforms. *Electronic Commerce Research*, 18, 203-224. DOI: 10.1109/IJKI.2016.15