



UNIVERSIDAD DE GRANADA

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

Departamento: Economía Financiera y Contabilidad

TESIS DOCTORAL

EVALUACIÓN Y MEDICIÓN DEL RIESGO DE LA INDUSTRIA MICROFINANCIERA EN PAÍSES EMERGENTES

Tesis doctoral presentada por:

María Patricia Durango Gutiérrez

Directores:

Juan Lara Rubio

Andrés Navarro Galera

GRANADA, 2025



UNIVERSIDAD DE GRANADA

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

Departamento de Economía Financiera y Contabilidad

TESIS DOCTORAL

EVALUACIÓN Y MEDICIÓN DEL RIESGO DE LA INDUSTRIA MICROFINANCIERA EN PAÍSES EMERGENTES

PROGRAMA DE DOCTORADO:

Programa de Doctorado en Ciencias Económicas y Empresariales

Tesis doctoral presentada por:

María Patricia Durango Gutiérrez

Directores:

Juan Lara Rubio

Andrés Navarro Galera

Editor: Universidad de Granada. Tesis Doctorales
Autor: María Patricia Durango Gutiérrez
ISBN: 978-84-1195-792-2
URI: <https://hdl.handle.net/10481/103764>

***«El pensamiento es el origen de la acción; una mente
abierta es el primer paso para cambiar el mundo».***

Victor Hugo

Agradecimientos

La realización de esta tesis doctoral ha sido tanto un desafío intelectual como personal. Ha representado un proceso continuo de aprendizaje que me ha permitido crecer cada día más, tanto en lo personal como en lo profesional. A lo largo de este camino, he tenido el privilegio de conocer a personas verdaderamente significativas, quienes ocuparán un lugar especial en mi corazón. Estoy profundamente agradecido por sus valiosos aportes y por el impacto que han tenido en mi vida

En primer lugar, quisiera hacer mención muy especial a mis dos directores de tesis, el Profesor Juan Lara Rubio y el Profesor Andrés Navarro Galera. Sin ellos no hubiese sido posible la realización de esta tesis doctoral. Siempre estuvieron ahí presentes en los momentos en los que más necesite de su apoyo, con esas palabras oportunas y con el deseo de animarme a creer en mí y a continuar por el camino de la excelencia. Ambos han confiado en mí desde un principio y me han ofrecido todas las facilidades posibles para desarrollar mi carrera investigadora. Muchas gracias por todo vuestro apoyo, dedicación y esfuerzo.

Esta tesis no hubiese llegado a este punto sin el apoyo recibido por toda mi familia. En especial, tengo que nombrar a una persona muy importante en mi vida. Luis, muchas gracias por tu paciencia y comprensión. Este camino no habría sido posible sin tu apoyo, amor y compañía. A todos mis tres hijos y seres queridos, por la confianza y admiración. Finalmente, doy gracias infinitas a Dios, por ser el motor de mi vida y permitirme recibir tantas bendiciones a lo largo de mi existencia.

CONTENIDO

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN AL TEMA OBJETO DE ESTUDIO

1. PRESENTACIÓN GENERAL	1
2. DELIMITACIÓN DEL TEMA DE INVESTIGACIÓN	9
3. INTERÉS Y UTILIDAD PRÁCTICA DE LA INVESTIGACIÓN.....	13
4. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN.....	16
5. METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN.....	18
6. ESTRUCTURA DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN	22
7. REFERENCIAS.....	25

CAPÍTULO 2. ANÁLISIS DEL RIESGO DE INCUMPLIMIENTO EN INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS BAJO EL MARCO DE BASILEA III

1. INTRODUCCIÓN	40
2. REVISIÓN DE LITERATURA	43
3. LA REGULACIÓN DE BASILEA III Y LA INDUSTRIA DE LAS MICROFINANZAS	46
4. METODOLOGÍA	49
5. MUESTRA Y DATOS	51
5.1 Variable dependiente.....	54
5.2 Variables explicativas	55
5.3 Variables idiosincrásicas	57
5.4 Variables sistémicas	63
5.5 Metodología estadística.....	63
6. RESULTADOS EMPÍRICOS	67
6.1 Estimación del modelo.....	67
6.2 Discusión.....	75
6.3 Conclusiones	78
6.4 Declaración de disponibilidad de datos.....	82
7. REFERENCIAS.....	82

CAPÍTULO 3. LOS EFECTOS DE LA ESTRATEGIA DE PRECIOS SOBRE LA EFICIENCIA Y LA AUTOSOSTENIBILIDAD DE LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS: UN ESTUDIO DE CASO

1. INTRODUCCIÓN	93
2. DATOS Y VARIABLES	96
2.1 Conjunto de datos.....	96
2.2.1 Variable dependiente	98
2.2.2 Descripción de las variables de entrada	99
2.2.3 Variables idiosincráticas	101
2.2.4 Variables sistémicas.....	106
3. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN Y DISEÑO EXPERIMENTAL	107
3.1 Modelos de calificación crediticia de redes neuronales artificiales	107
3.2 Diseño del modelo IRB.....	111
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	116
5. CONCLUSIONES	121
6. REFERENCIAS.....	123
7. APÉNDICE A. MODELOS ESTADÍSTICOS PARAMÉTRICOS DE PUNTUACIÓN CRÉDITO: REGRESIÓN LOGÍSTICA	128

CAPÍTULO 4. MODELO DE PRECIOS DE MICROCRÉDITO PARA INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS BAJO LA REGULACIÓN BANCARIA DE BASILEA III

1. INTRODUCCIÓN	133
2. DATOS Y VARIABLES.....	141
2.1. Selección de la muestra.....	141
2.2 Variable dependiente.....	142
2.3 Variables independientes.....	142
3. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN Y DISEÑO EXPERIMENTAL	149
3.1 Modelo de regresión logística binaria	149
3.2 Modelo de calificación crediticia de redes neuronales artificiales.....	150
3.3 Diseño de modelo basado en calificación interna	152
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	157

4.1 Comparación de la precisión de los modelos de probabilidad de incumplimiento	157
4.2 Aplicación de la estrategia de precios.....	161
4.3 Implicaciones prácticas y políticas.....	169
4.4 Limitaciones de la investigación	171
5. CONCLUSIONES	173
6.REFERENCIAS.....	176

CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES, LIMITACIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

1. CONCLUSIONES DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN	184
2. IMPLICACIONES DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN.....	189
2.1 Implicaciones académicas	189
2.2 Implicaciones para la política regulatoria y práctica.....	193
2.2.1 Adaptación de políticas regulatorias	193
2.2.2 Estrategias internacionales de regulación	194
2.2.3 Implicaciones para la gestión.....	194
2.2.4 Estrategias de gestión del riesgo basadas en contextos locales	196
2.2.5 Desarrollo de políticas y estrategias de inclusión	196
2.3 Implicaciones para los agentes de interés	197
2.3.1 Limitaciones del trabajo de investigación.....	201
3. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN.....	204
4.REFERENCIAS.....	205

REFERENCIAS CONSOLIDADAS.....	207
-------------------------------	-----

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Variables independientes	56
Tabla 2. Variables incluidas en el modelo de regresión logística.....	68
Tabla 3. Matriz de clasificación, muestras de Bolivia y Colombia	73
Tabla 4. Variable independiente	100
Tabla 5. Parámetros básicos de los modelos de perceptrón multicapa	111
Tabla 6. AUC, errores tipo I-II y costos de clasificación errónea en la muestra de prueba.....	118
Tabla 7. Prima de riesgo de los modelos de calificación crediticio	118
Tabla 7. Variables significativas mediante regresión logística.....	129
Tabla 8. Descripción de las variables independientes.....	143
Tabla 9. Variables significativas mediante regresión logística.....	158
Tabla 10. Matriz de clasificación y AUC	161
Tabla 11. Datos de tres prestatario y PD	163
Tabla 12. Información general para el diseño del modelo de pricing.....	164
Tabla 13. Rentabilidad del cliente y fijación de tasas de interés bajo el enfoque IRB de la normativa de Basilea III. Regresión Logística.....	166
Tabla 14. Rentabilidad del cliente y fijación de tasas de interés bajo el enfoque IRB de la normativa de Basilea III.....	167
Tabla 15. Porcentajes de dotación específica de microcréditos para microempresas	168
Tabla 16. Resumen de resultados de la fijación de los tipos de interés	169

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Perceptrón multicapa de tres capas.....	67
Figura 2. Pesos e importancia relativa de las variables en el modelo de red neuronal	71
Figura 3. Área bajo la curva (ROC).....	74
Figura 4. Cálculo del tipo de interés ajustado al riesgo del prestatario	114
Figura 5. Tasa de préstamo promedio real y esperada.....	120
Figura 6. Cálculo de la tasa de interés ajustada al riesgo del prestatario	155
Figura 7. Importancia normalizada de las variables en el modelo MLP.....	160

CAPÍTULO 1

Introducción al tema objeto de estudio

1. Presentación general

Durante los últimos años, la industria de las microfinanzas ha sido clave para mejorar la inclusión financiera global gracias a la variedad de productos y servicios ofrecidos (Gallego-Losada et al. 2023; Urueña-Mejía et al. 2023; Bettoni et al. 2023; Pietrapiana et al. 2021; Rahayu, 2020; OECD, 2019; WBG, 2019; Aguilar y Portilla, 2019; EU, 2018; FMI, 2019). En 2021, a nivel mundial, el 76 % de la población adulta tenía cuentas en instituciones financieras, un aumento significativo desde el 51 % en 2001 (Demirgüç-Kunt et al. 2022; Findevgateway, 2022). Además, el uso de transacciones digitales creció un 37 % en dicho periodo (Ali et al. 2023; Gálvez-Sánchez et al. 2021). En 2022, el sector global de microfinanzas alcanzó un tamaño estimado de 182.700 millones de dólares en préstamos, con un crecimiento de las instituciones microfinancieras (IMF) del 13,7 %, frente al 9,6 % en 2021 (IFB, 2023). El número de prestatarios llegó a 173 millones en 2022, aumentando un 5 % respecto al 3,9 % en 2021 (IFB, 2023).

En 2023, organismos multilaterales aportaron 40 millones de dólares para fortalecer la resiliencia financiera y mejorar el acceso al crédito para poblaciones vulnerables (WBG, 2023). El monto global de financiamiento promedió 1943 dólares en las IMF, y el aporte femenino en el sector microfinanciero alcanzó el 66 % (Dichter, 2023). Aunque las cuentas financieras en economías en desarrollo aumentaron un 8 % (Ediagbonya y Tioluwani, 2023), aún hay 1400 millones de adultos sin cuentas formales, principalmente en países de bajos ingresos (CGAP, 2023; IADB, 2020).

Actualmente, las IMF brindan servicios bancarios a poblaciones financieramente marginadas y desatendidas en todo el mundo, adaptando sus ofertas para incluir educación financiera y mejorar el acceso al crédito y al ahorro (Demirgüç-Kunt et al. 2021; UN 2019; Chen et al. 2023; Meki y Quinn, 2024). En Europa y Asia, las IMF han logrado avances significativos en la regulación y supervisión de carteras de crédito, evidenciando mejoras en la gestión del riesgo crediticio y en los sistemas de información crediticia. En Europa, el código de conducta voluntario para los microcréditos fomenta prácticas de autorregulación éticas y responsables, mientras que, en varios países asiáticos, la obligación de informar datos en los registros crediticios fortalece la protección de clientes e instituciones (LE et al. 2020; ec.europa.eu, 2022). Lo anterior evidencia un crecimiento en el uso del crédito en un 3,3 % en 2023 en dichas regiones (WBG, 2024).

Las IMF en África y América han avanzado notablemente gracias al respaldo gubernamental y a las alianzas público-privadas, lo que ha fortalecido el sector y facilitado la creación de instrumentos financieros de impacto (OIT, 2023). Estas iniciativas han incrementado el acceso a servicios financieros y promovido el desarrollo económico, social y tecnológico en las comunidades locales (Chinoda y Kapingura, 2023).

De modo especial, en América Latina el sector microfinanciero se distingue por su experiencia en la gestión de finanzas para individuos de bajos ingresos y en avances con la regulación del mercado, lo que convierte a este ámbito territorial en una zona de especial interés para realizar investigaciones empíricas sobre microfinanzas (WBG, 2024; Garz et al, 2021; Orazi et al, 2019). Perú y Colombia, en particular, destacan por sus progresos en

la inclusión financiera mediante regulaciones que amplían el acceso a servicios y fortalecen la protección del consumidor (EIU, 2018).

No obstante, en todo el mundo, el riesgo de incumplimiento de los prestatarios es uno de los principales desafíos a los que se enfrentan las IMF. De hecho, los hallazgos de la investigación previa han planteado la oportunidad y necesidad de estudiar cómo reducir este riesgo de incumplimiento, el cual se refiere a la posibilidad de que los prestatarios no cumplan con sus obligaciones de pago, lo que puede generar pérdidas significativas para estas entidades y, en consecuencia, perjudicar su viabilidad y nivel de supervivencia (Illangakoon, 2024; Asencios et al. 2023; Afolabi et al. 2020; Altinbas y Akkaya 2017; Blanco et al. 2013; Rayo et al. 2010). Así, la minimización de este riesgo ha cobrado relevancia en la agenda central de gobiernos, organismos internacionales y académicos, quienes han trabajado en la construcción de herramientas que maximicen la inclusión financiera (Blanco et al. 2013; OIT, 2023; CGAP, 2024 WBG, 2024; FMI, 2015; IADB, 2017; Karimu et al. 2018; Machiavello, 2017; De Oliveira, 2017).

Con estos antecedentes, nuestra principal motivación obedece al interés de identificar factores de riesgo que afectan la probabilidad de incumplimiento (PD) de los prestatarios en el mercado financiero de las IMF, al objeto de contribuir a responder a la necesidad de investigación planteada por trabajos previos (Blanco-Oliver et al. 2016; Irimia-Dieguez et al. 2015), con un enfoque basado en las regulaciones de Basilea III (BCSC, 2017; Pérez-Martín et al. 2020). Aunque la adopción global de los estándares de Basilea III ha avanzado de manera notable, sin embargo, aún persisten desafíos y variaciones en su implementación completa y homogénea en las distintas regiones (FSB, 2023).

El análisis de los factores relacionados con el riesgo de impago es tan relevante como oportuno, alineándose con los avances y la novedad de investigaciones similares realizadas en diversos sectores (Navarro et al. 2020; Lara et al. 2017; Bettendorf, 2018; Wold Bank, 2015; EU, 2015; FMI, 2015; UN 2024; Chen et al. 2017; Blanco et al, 2013; Navarro et al. 2017; Lara et al. 2017; Altinbas y Akkaya, 2017; De Oliveira et al. 2019; Van Gool et al. 2011). Por lo tanto, comprender cómo estos factores influyen en la PD proporcionará una base sólida para desarrollar modelos de medición del riesgo crediticio adaptados a las peculiaridades de las IMF (Altinbas y Akkaya, 2017; Blanco et al. 2013; Rahman y Luo, 2011; Rayo et al. 2010; Pérez-Martín et al. 2020; Wang et al. 2020).

Así, pues, desde los resultados vinculados a la identificación de factores de riesgo de incumplimiento, en una segunda fase, pretendemos avanzar aportando nuevo conocimiento mediante el diseño de modelos avanzados de medición del riesgo que se ajusten a los estándares establecidos por Basilea III, con el objetivo de minimizar la probabilidad de incumplimiento (PD). Estos modelos estarán fundamentados en técnicas estadísticas sofisticadas, con el fin de fortalecer el proceso de otorgamiento de crédito y adaptar la gestión del riesgo a un entorno de microfinanzas en constante evolución y creciente competitividad. La implementación de un sistema de precios diferenciados para los microcréditos será clave en este proceso (Alimukhamedova, 2019; Rahman et al. 2022; Hartarska y Nadolnyak, 2007).

A tal fin, emplearemos estrategias de precios basadas en una evaluación precisa del riesgo crediticio de cada prestatario, lo cual requiere el desarrollo de un modelo de calificación crediticia (Ruthenberg y Landskroner, 2008). Este enfoque está en consonancia con los trabajos de Blanco et al. 2013, Van Gool et al. 2009, Karlan y Zinman (2011),

Quayes (2012), Shahriar y Garg (2017) y Shahriar et al. (2016). La integración de estos modelos avanzados permitirá adaptar las tasas de interés a los niveles de riesgo específicos de cada solicitante, optimizando así la rentabilidad y sostenibilidad de las IMF en un mercado cada vez más competitivo.

La eficiencia en la producción y la calidad de la información blanda representa un avance significativo en la obtención de mejores resultados en el ámbito del riesgo micro crediticio. Este progreso está estrechamente vinculado a la inclusión financiera en mercados menos desarrollados, un fenómeno que ha sido ampliamente documentado en investigaciones recientes. En particular, los estudios de Siwale y Godfroid (2022) y Shi et al. (2019) subrayan cómo la mejora en la gestión y el análisis de datos cualitativos contribuye a una evaluación más precisa y efectiva del riesgo, facilitando así el acceso al crédito en regiones con mercados financieros menos maduros. Estos hallazgos y los resultados de nuestra investigación empírica sobre modelos de riesgo de crédito soportan la importancia de la información híbrida (cuantitativa y cualitativa) como una herramienta clave para promover la estabilidad y el crecimiento en el microcrédito y plantean el interés de avanzar en la determinación de precios de los servicios prestados por IMF.

Sobre esta base, para obtener nuevo conocimiento diseñaremos un modelo de fijación de precios que integrará técnicas estadísticas avanzadas, como Machine Learning Predictive (MLP) y Regresión Logística (LR), para diversificar los perfiles de prestatarios y adaptar las tarifas de manera precisa a los riesgos individuales, acorde con el estudio de Illangakoon (2024), que determinó una relación positiva entre la gestión eficaz de riesgos y la sostenibilidad del sector.

Este enfoque metodológico tiene como objetivo establecer una estructura tarifaria diferenciada que se ajuste a las características y el perfil de riesgo de cada prestatario, permitiendo una asignación más eficiente del riesgo y una mejor gestión de los recursos financieros, en línea con los avances de la investigación previa y con las normas Basilea III, (Wulandari y Pramesti, 2021; Al-Azzam y Parmeter, 2021; Mohamed y Elgammal, 2023; Maudos y De Guevara, 2004; Saunders y Schumacher, 2000; Lepetit et al. 2008; Balushi et al. 2018; Ruthenberg y Landskroner, 2008; Okello Candiya Bongomin y Munene, 2020; West, 2000; Durango-Gutiérrez et al. 2023), en particular las relativas a los requisitos mínimos de capital, el riesgo de crédito y el riesgo de mercado.

En síntesis, nuestro propósito principal es contribuir a cubrir las necesidades de investigación identificadas por la investigación previa en materia de microfinanzas, centrándonos específicamente en la gestión del riesgo de microcrédito. A pesar de los notables avances en las regulaciones y prácticas destinadas a mejorar la gestión del riesgo, como las establecidas por Basilea III, actualmente persiste una carencia significativa en la implementación de modelos avanzados de medición del riesgo crediticio y en la incorporación de técnicas estadísticas sofisticadas. Esta brecha de investigación limita la capacidad de las IMF para reducir la PD y gestionar de manera óptima el riesgo crediticio en un entorno financiero que es tanto altamente competitivo como en constante transformación.

La ausencia de modelos de medición sofisticados y técnicas avanzadas contribuye a una sub-optimización en la evaluación del riesgo y en la toma de decisiones crediticias, afectando así la estabilidad y la sostenibilidad a largo plazo de las IMF. En este contexto, nuestro estudio busca llenar esta deficiencia crítica proporcionando un análisis detallado y

proponiendo el desarrollo e integración de métodos estadísticos avanzados. Este enfoque no solo pretende mejorar la precisión y eficacia en la gestión del riesgo crediticio, sino también fortalecer el cumplimiento con las normativas internacionales, promoviendo así un entorno más robusto y resiliente para el microcrédito.

En este marco, proponemos una metodología innovadora que integra Redes Neuronales Artificiales (RNA) y Regresión Logística (LR) para la evaluación y gestión del riesgo crediticio. Las RNA, con su capacidad para modelar relaciones no lineales y capturar patrones complejos en grandes volúmenes de datos, ofrecen una ventaja significativa al prever el comportamiento crediticio de los prestatarios con mayor precisión. (Bishop, (1995); Montevechi et al. 2024; Vellido et al. 1999; Blanco et al. 2013). Por otro lado, la Regresión Logística, con su robustez y simplicidad en la interpretación de resultados, complementa el análisis al proporcionar una base sólida para la estimación de la probabilidad de incumplimiento en función de variables claves.

Esperamos que nuestra propuesta no solo mejore la precisión en la estimación de la PD mediante el uso combinado de estas técnicas, sino que también aporte un marco de análisis híbrido que permite una evaluación más dinámica y adaptativa del riesgo crediticio.

Con estos fundamentos, nos planteamos las siguientes cuestiones de investigación con respecto a riesgo de incumplimiento, estrategia de precios y modelado en el contexto de las IMF:

- 1) ¿Cuáles son los factores determinantes que influyen en la probabilidad de incumplimiento de los prestatarios en las instituciones microfinancieras y cómo pueden ser

incorporados en modelos de medición de riesgo avanzados para mejorar la gestión del crédito?

Esta pregunta busca identificar y analizar los factores específicos que afectan la probabilidad de incumplimiento en el contexto de las IMF, explorando tanto variables idiosincráticas como sistémicas. El objetivo es desarrollar y ajustar modelos de medición de riesgo que reflejen con precisión estos factores, lo que permitirá una mejor gestión del crédito y reducción del riesgo en las IMF.

2) ¿Cómo impacta la estrategia de fijación de precios en la eficiencia operativa y la autosostenibilidad de las instituciones microfinancieras, y qué prácticas pueden optimizar estos resultados en un entorno de creciente competencia y regulación?

Esta pregunta explora la relación entre las estrategias de fijación de precios aplicadas por las IMF y su eficiencia operativa y sostenibilidad financiera. Se centra en identificar cómo diferentes enfoques de precios afectan la rentabilidad y la autosostenibilidad del IMF, considerando la competencia del mercado y las exigencias regulatorias.

3) ¿Qué metodologías y técnicas avanzadas son más efectivas para diseñar un modelo de fijación de precios para microcréditos en las instituciones microfinancieras, alineado con los requisitos de regulación bancaria de Basilea III?

Esta pregunta se enfoca en la elaboración de un modelo de precios diferenciado para perfiles específicos de clientes de microcréditos que cumplan con los estándares de Basilea III. Se investigan las metodologías y técnicas estadísticas avanzadas que pueden ser

utilizadas para desarrollar modelos de precios efectivos, que no solo se ajustan a la regulación, sino que también optimizan la gestión del riesgo y la rentabilidad en las IMF.

La presente tesis doctoral pretende dar respuesta a estas tres cuestiones de investigación, mediante una investigación empírica cuya metodología y resultados han sido publicados en los siguientes artículos de investigación:

Durango-Gutiérrez, M. P., J. Lara-Rubio, J. and Navarro-Galera, A. (2023). Analysis of default risk in microfinance institutions under the Basel III framework. *International Journal of Finance & Economics* 28: 1261-1278. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2475>.

Durango, M. P., Lara-Rubio, J., Galera, A. N., and Blanco-Oliver, A. (2022). The effects of pricing strategy on the efficiency and self-sustainability of microfinance institutions: a case study. *Applied Economics*, 54(18), 2032-2047. DOI:10.1080/00036846.2021.1983149

Durango-Gutiérrez, M. P., Lara-Rubio, J., Navarro-Galera, A. and Buendía-Carrillo, D. (2024). Microcredit Pricing Model for Microfinance Institutions under Basel III Banking Regulations. *International Journal of Financial Studies*, 12(3), 88; <https://doi.org/10.3390/ijfs12030088>

2. Delimitación del tema de investigación

La presente investigación se enfoca en un análisis detallado de la evaluación y medición del riesgo crediticio dentro de la industria microfinanciera, con especial atención a la identificación de factores de riesgo asociados al incumplimiento de microcréditos y a la implementación de metodologías avanzadas conforme a la normativa de Basilea III. Esta delimitación busca no solo abordar la evaluación precisa del riesgo mediante el uso de

modelos basados en Internal Ratings-Based (IRB), sino también desarrollar estrategias efectivas para la fijación de precios de riesgo en las instituciones de microfinanzas (IMF). El objetivo primordial es optimizar la eficiencia y sostenibilidad de estas instituciones, permitiendo una mejor gestión del riesgo crediticio y una asignación más eficiente de recursos, lo que contribuirá al fortalecimiento y estabilidad del sector microfinanciero, así como a la viabilidad, sostenibilidad y supervivencia de las IMF.

Para ello, el ámbito objetivo de investigación está formado por tres cuestiones claves dentro del campo de las microfinanzas y la gestión del riesgo crediticio, que se detallan a continuación:

La primera consiste en la identificación de factores determinantes del riesgo de incumplimiento (PD) de los prestatarios en las IMF. Este propósito implica un análisis minucioso de las variables que afectan la PD, incluyendo tanto variables idiosincráticas como aspectos no financieros, financieros y específicas del préstamo (comportamentales), así como variables sistémicas que pueden ser críticas para la evaluación del riesgo, en correspondencia con la investigación previa (Meyer, 2019; Nogueira et al. 2020; Andia y Goicochea, 2020; Blanco-Oliver et al. 2021; Abusharbeh, 2023). Este enfoque no solo busca entender cómo estos factores impactan la PD, sino también explorar cómo se incorporan en modelos avanzados de medición del riesgo, al calcular sus requisitos de capital utilizando sus propias estimaciones internas de riesgo, IRB de Basilea III (BCBS,2006), lo que puede contribuir a una mejora en la gestión del crédito en las IMF.

La segunda cuestión comprende el diseño de modernos modelos de medición del riesgo de crédito que, ajustados a los estándares de Basilea III, favorecerán la reducción de

la probabilidad de incumplimiento de los prestatarios de las IMF. Este diseño encuentra fundamento en técnicas estadísticas sofisticadas y mejorará el proceso de concesión de crédito.

La tercera cuestión se centra en el impacto de la estrategia de fijación de precios en la eficiencia operativa y la autosostenibilidad de las IMF. Abordamos las prácticas que pueden optimizar estos resultados en un entorno de creciente competencia y regulación, en armonía con investigaciones previas de Durango-Gutiérrez et al. 2023; Cozarenco et al. 2022; Duho (2023); Maeenuddin et al. 2023. Esto incluye entender el equilibrio entre rentabilidad y accesibilidad para los prestatarios mediante el desarrollo de un modelo innovador en la industria microfinanciera, que integre los precios de los microcréditos y los requisitos de capital según el enfoque IRB de Basilea III. El modelo aplica el perceptrón multicapa (MLP) para calcular la probabilidad de default (PD), que explora cómo ajustar estas estrategias puede optimizar los resultados en un mercado competitivo y regulado.

En este punto, resaltamos el carácter inédito de nuestra investigación, que avanza hacia el desarrollo de metodologías y técnicas avanzadas para la fijación de precios. Esta etapa es crucial para conectar y expandir los insumos derivados de las cuestiones analizadas previamente. Al integrar los factores de PD y los modelos discutidos, alineados con los requisitos de regulación bancaria de Basilea III, se busca diseñar un modelo de fijación de precios para microcréditos que no solo refleje las optimizaciones identificadas en la segunda cuestión, sino que también se enfoque en mejorar la evaluación del riesgo y la determinación de precios. Este modelo ajustará las tasas de interés y los términos de los préstamos en función del riesgo crediticio del prestatario (Durango et al. 2022; Bermúdez et

al. 2020; Leveau y Mercado, 2014; Fersi y Boujelbene, 2021). Así, la investigación contribuirá a una estrategia integral que aborde tanto la eficiencia operativa como la sostenibilidad a largo plazo en el sector de las microfinanzas.

Sin embargo, nuestra investigación afronta varios desafíos significativos. Uno de los principales retos es la calidad y disponibilidad de los datos. Las IMF a menudo operan en entornos con datos limitados o incompletos, lo que puede afectar la precisión de los modelos predictivos. (Polyakov y Zhukova, 2019; Bennouna, y Tkiouat, 2019; Katterbauer, y Moschetta, 2022). Además, la implementación de modelos avanzados como el MLP requiere un manejo cuidadoso de los hiper-parámetros y una capacidad computacional adecuada, lo cual puede ser un obstáculo para las IMF con recursos limitados.

Otro desafío es la integración práctica de los modelos propuestos en los sistemas existentes de las IMF, que puede implicar ajustes técnicos y operativos significativos. Finalmente, la adaptación a la normativa de Basilea III y la aplicación de modelos IRB en el contexto específico de las microfinanzas puede presentar dificultades regulatorias y de implementación que deberán ser abordadas con atención.

Pese a todo ello, pretendemos que nuestra investigación no solo avance sobre los hallazgos de la literatura existente sobre microfinanzas, sino que también proporcione herramientas prácticas para que las IMF optimicen su gestión del riesgo y mejoren su sostenibilidad en un entorno financiero en constante cambio mediante el aumento de su eficiencia.

3. Interés y utilidad práctica de la investigación

El presente trabajo presenta un compendio de tres artículos de investigación que versan sobre la evaluación y medición del riesgo del riesgo de microcrédito en la industria microfinanciera en países emergentes. A continuación, exponemos los motivos que justifican el interés, oportunidad y utilidad práctica de las conclusiones alcanzadas en cada capítulo para la toma de decisiones crediticias en las IMF.

El primer artículo se centra en identificar los factores que contribuyen al riesgo de incumplimiento de los préstamos de las IMF. Analizamos una amplia gama de variables idiosincráticas, incluidos factores no financieros, financieros y específicas del préstamo (comportamentales), así como variables sistémicas. La principal utilidad práctica de este enfoque integral reside en que proporciona una comprensión más profunda y completa de cómo diversos elementos influyen en la probabilidad de incumplimiento y, paralelamente, aporta novedosos instrumentos de calificación de riesgo crediticio y su relevancia en el contexto de las regulaciones de Basilea III, a través de modelos de regresión logística y una red neuronal, para lo que analizamos empíricamente dos carteras de préstamos de IMF de Bolivia y Colombia. Los hallazgos de este estudio pueden resultar muy interesantes para el trabajo de los gerentes, analistas, instituciones reguladoras, académicos y formuladores de políticas de IMF involucrados en la inclusión financiera. Además, los conocimientos de este estudio pueden ayudar a los posibles solicitantes de microcréditos a emprender proyectos productivos y pueden ser una referencia útil para los mercados emergentes de América Latina, reduciendo las asimetrías de información entre prestamista y prestatario, entre otras ventajas.

En el segundo trabajo de investigación examinamos cómo el nivel de calidad crediticia en las IMF debe integrarse con un sistema innovador de fijación de precios para optimizar su eficiencia y sostenibilidad. La investigación propone el diseño de un sistema de fijación de precios para microcréditos, basado en el enfoque de calificación interna (IRB) estipulado por Basilea III, y utiliza un modelo de calificación crediticia de perceptrón multicapa (MLP) en el contexto de una IMF colombiana. Los resultados obtenidos sugieren que la adopción del enfoque IRB permite a la IMF en cuestión reducir tanto su requerimiento de capital como las tasas de interés vigentes. Esta metodología proporciona a las IMF una herramienta de gestión muy novedosa e interesante, que previamente no había sido explorada en este sector, permitiéndoles competir de manera más efectiva con los bancos. La reducción en las tasas de interés, la disminución de los requisitos de capital y la minimización de las pérdidas crediticias contribuyen significativamente a la mejora de la estabilidad financiera de las IMF, lo cual puede potenciar su capacidad para ofrecer microcréditos a condiciones más favorables y promover una mayor inclusión financiera.

El tercer trabajo de investigación se centra en el diseño de una herramienta para desarrollar una estrategia de fijación de precios para el riesgo de microcrédito, adaptada a las características específicas de los prestatarios de las IMF. En esta investigación, se estima y mide el riesgo de microcrédito a través de la PD, utilizando técnicas avanzadas como la regresión logística y redes neuronales artificiales. Basándonos en el enfoque de calificaciones internas (IRB) de Basilea III, se utiliza la medición del riesgo crediticio de cada prestatario para crear un modelo de fijación de precios que establece tasas de interés de microcrédito en función del riesgo de incumplimiento. Los resultados de esta investigación indican que la red neuronal artificial proporciona una mejor precisión en la

estimación de la PD, lo que permite una evaluación más ajustada del riesgo de cada prestatario, y para alcanzar los objetivos de rentabilidad de las IMF, las tasas de interés para clientes con menor riesgo crediticio deben ser inferiores a una tasa fija estándar.

En consecuencia, la novedosa aportación de estos tres trabajos contribuye a modernizar las prácticas crediticias de las IMF, haciéndolas más innovadoras, justas y equitativas al ofrecer microcréditos con precios ajustados al riesgo. Estos hallazgos no solo son relevantes para el sector microfinanciero, sino que también pueden influir en el diseño de políticas gubernamentales orientadas a promover la inclusión financiera y social de las poblaciones vulnerables.

Nuestra contribución no solo amplía el cuerpo de conocimiento existente, sino que también proporciona herramientas prácticas esenciales para potenciar la sostenibilidad, desarrollar estrategias diferenciadoras para aumentar penetración del mercado en sus políticas de inclusión financiera y el manejo eficiente de las IMF en un entorno financiero en constante cambio.

Al incorporar enfoques innovadores en la gestión del riesgo y en la fijación de precios, esta investigación ofrece soluciones estratégicas que permiten a las IMF adaptarse eficazmente a los desafíos contemporáneos y emergentes. Estas estrategias no solo fortalecen la capacidad de las IMF para operar con mayor efectividad, sino que también aseguran su relevancia y operatividad continua, al permitir generar estabilidad y capacidad de crecimiento a largo plazo. Al implementar estos modelos y métodos avanzados, las IMF podrán mejorar su resiliencia, optimizar sus procesos y maximizar su impacto en la promoción de oportunidades económicas para comunidades desatendidas.

4. Objetivos de la investigación

El principal objetivo de esta tesis doctoral consiste en contribuir a mejorar la eficiencia y sostenibilidad de la gestión de las IMF, mediante el análisis de factores de riesgo crediticio, el diseño de un sistema de fijación de precios y la propuesta de un instrumento para desarrollar estrategias óptimas que permitan minimizar el citado riesgo. A tal fin, en los tres artículos que integran la presente tesis doctoral, abordamos los siguientes objetivos parciales.

Objetivo 1. Identificar los factores de riesgo asociados al incumplimiento de los préstamos en las instituciones microfinancieras, mediante un análisis integral de variables idiosincrásicas y sistémicas.

Este proceso se llevará a cabo de conformidad con las regulaciones de Basilea III, utilizando modelos de regresión logística y redes neuronales para determinar las variables explicativas más significativas de la probabilidad de incumplimiento.

Objetivo 2. Definir un sistema de fijación de precios de microcrédito y establecer los requisitos de capital con base en el enfoque basado en calificación interna (IRB) de Basilea III, utilizando un modelo de calificación crediticia de perceptrón multicapa (MLP).

Este enfoque incluirá la implementación de un modelo de calificación crediticia basado en perceptrones multicapa (MLP) para la evaluación de la probabilidad de incumplimiento. El estudio también llevará a cabo una comparación exhaustiva del desempeño del modelo MLP frente a dos modelos IRB basados en regresión logística (LR) y evaluará cómo estos se alinean con el enfoque estandarizado de Basilea III. En definitiva,

el objetivo es identificar el modelo que ofrece una mayor precisión y eficiencia en la determinación de precios y requisitos de capital para una gestión óptima del riesgo crediticio.

Objetivo 3. Diseñar una herramienta dirigida a desarrollar una estrategia de fijación de precios para el riesgo de microcrédito para prestatarios de instituciones de microfinanzas (IMF), que les permita determinar los precios de los microcréditos y los requerimientos de capital sobre la base de un enfoque IRB de Basilea III.

Para lograr esto, empleamos un diseño de calificación crediticia utilizando un modelo de red neuronal artificial de perceptrón multicapa (MLP) para calcular la probabilidad de incumplimiento. Además, comparamos el desempeño de este modelo con otro modelo IRB que utiliza la técnica de regresión logística (LR) para determinar la probabilidad de incumplimiento.

Por consiguiente, esta tesis doctoral ha facilitado el desarrollo de habilidades investigadoras de manera integral, abarcando tanto el plano teórico como el metodológico. Desde una perspectiva teórica, el estudio ha permitido una profunda inmersión en el marco conceptual y normativo del riesgo crediticio, así como en las técnicas avanzadas de evaluación y modelización de riesgos, proporcionando una comprensión exhaustiva de los principios y enfoques más actuales en el campo de las microfinanzas.

En el ámbito metodológico, la investigación ha promovido la adquisición y aplicación de habilidades rigurosas en el diseño y ejecución de modelos analíticos complejos, incluyendo técnicas estadísticas avanzadas y herramientas de aprendizaje

automático, lo que ha enriquecido la capacidad para abordar problemas complejos y desarrollar soluciones innovadoras. Esta combinación de competencias teóricas y metodológicas ha sido esencial para la realización de un análisis detallado y la generación de conocimientos aplicables y valiosos en el contexto de la gestión del riesgo crediticio en las instituciones microfinancieras.

5. Metodología de investigación

Sobre la base de los antecedentes expuestos, así como de los hallazgos de la investigación previa citada, para cumplir los referidos objetivos de investigación, hemos llevado a cabo el procedimiento metodológico que describimos a continuación.

1) El proceso se inició con un análisis bibliométrico y de contenido que permitió no solo enmarcar el estado de la cuestión en las áreas de interés, sino también identificar con detalle los últimos trabajos de investigación realizados sobre modelos de medición de riesgo crediticio para la industria microfinanciera. En primer lugar, se utilizaron bases de datos de publicaciones electrónicas que contienen revistas a texto completo y entre las que destacan Science Direct, Scopus, ProQuest ABI/IMFORM, y Emerald. La búsqueda bibliográfica se centró especialmente en las revistas de alto impacto según Journal Citation Reports - ISI Web of Knowledge (ISI/JCR), lo que garantizaba la relevancia de la información obtenida, un análisis adecuado del estado de la cuestión en los diversos ámbitos de interés de la tesis y la elección de los instrumentos de medida más oportunos. También, se realizó una revisión de algunas revistas no incluidas en ISI/JCR, considerando

trabajos especializados de interés muy específico para la temática abordada en la presente tesis doctoral.

2) Además, se construyeron diversas bases de datos longitudinales de IMF de América Latina en concreto, de Guatemala, Bolivia y Colombia, que contienen información de la cartera de sus clientes, en diferentes periodos (2012-2015; 2019-2021), con alrededor de 5000 clientes de microcréditos en cada base de datos. Cada una de las bases de datos contiene información personal, financiera y macroeconómicas a nivel de cada país de las siguientes bases de datos públicas: Superintendencia de Bancos de Guatemala, Institución Financiera de Desarrollo de Bolivia y Superintendencia Financiera de Colombia. Así, esta recopilación de datos y su análisis, permite analizar factores idiosincráticos y sistémicos que pueden influir en la probabilidad de incumplimiento de los préstamos concedidos por las IMF.

En este contexto, es relevante observar que Bolivia ha demostrado resultados competitivos en los últimos años, a través de la centralización del riesgo y el suministro de información confiable, con un negocio microfinanciero diverso (EIU, 2020; Perez, 2018). Guatemala como país centroamericano, ha experimentado en sus instituciones microfinancieras un crecimiento sustancial en las últimas décadas, con la solidificación de las cooperativas de ahorro y crédito (Saeed et al, 2018). Por su parte, Colombia cuenta con un marco regulatorio favorable que ha permitido el crecimiento del sector, con la participación de diferentes actores como bancos, cooperativas y ONG. (de las oportunidades B, (2023).

3) En relación con la técnica estadística empleada, cabe resaltar que en los tres artículos se utilizaron Modelos de regresión logística y perceptrón multicapa (MLP) como red neuronal, para llevar a cabo el análisis empírico.

El modelo de **Regresión Logística (LR)** como técnica estadística se empleará para ofrecer un análisis complementario y robusto de la relación entre las variables predictivas y la probabilidad de incumplimiento. La Regresión Logística es valorada por su capacidad para interpretar fácilmente los efectos individuales de las variables sobre el riesgo crediticio, facilitando así la comprensión y validación de los resultados obtenidos a través del modelo MLP.

Las **redes neuronales artificiales (RNA)**, específicamente el **perceptrón multicapa (MLP)**, son técnicas de aprendizaje automático que se caracteriza por su capacidad para modelar relaciones complejas y no lineales entre las variables. Este tipo de red neuronal será utilizado para estimar la probabilidad de incumplimiento (PD) de los prestatarios. La elección del MLP se basa en su habilidad para manejar grandes volúmenes de datos y detectar patrones intrincados que otros modelos estadísticos tradicionales podrían no captar, proporcionando así una evaluación más precisa del riesgo crediticio.

El primero como un tipo de modelo estadístico tradicional que se usa para la clasificación y predicción, ampliamente usado en modelos de calificación de crédito por su flexibilidad matemática e interpretación (Satchidananda y Simha, 2006). Varios estudios han explorado diversas metodologías de calificación crediticia, como Yang et al., (2023) que demostraron en la regresión logística (LR) un buen modelo para evaluar el rendimiento, clasificándolo correctamente. En esta línea Xia et al, (2020) supera los métodos

tradicionales a través de métodos bayesianos en cuanto a su nivel de precisión, tasa de error y área bajo la curva. Por su parte Li y Chen, (2020) propusieron un modelo mixto de regresión logística y máquina de vectores para tener mayor precisión. Finalmente, Kumar et al, (2021) demostraron que las técnicas tradicionales como la regresión logística desarrolla medidas de precisión menos robustas que las de uso de inteligencia artificial con aprendizaje automático.

En las RNA el elemento fundamental de este modelo econométrico es la unidad de procesamiento neuronal, ubicada en capas ocultas, donde cada neurona determina el peso de conexión de cada entrada, por medio de un algoritmo de aprendizaje en red, para que finalmente la neurona agregue el valor en cada entrada, utilizando la ponderación y el cálculo de la suma. (Kiruthika y Dilsha, 2015). Particularmente, el perceptrón multicapa (MLP) con una única capa oculta de nodos, es la técnica estadística usada en el campo real y financiero, clasificado en nodos de origen, capa oculta y de salida. Bell y Sejnowski, (1995), Hart (1992), Yoon et al. 1993, Curram y Mingers (1994), Wilson y Sharda (1994) y Altman et al. 1994 han comparado el poder de clasificación de diferentes herramientas estadísticas y de MLPL, como Kingdon y Feldman (1995) y Serrano-Cinco (2010).

Nuestro enfoque se centra en construir una herramienta metodológica integral que permita a las IMF aplicar la metodología IRB de manera efectiva. Esta herramienta ayudará en la determinación de los precios de los microcréditos y en la fijación de los requisitos de capital necesarios para mitigar el riesgo, basándose en la evaluación del riesgo realizada mediante el modelo MLP y complementada por la LR. La combinación de estos dos enfoques permite una validación cruzada y un ajuste continuo del modelo, mejorando la

precisión general y la adaptabilidad del sistema de gestión del riesgo. (Kim, 2003; Tang y Fishwick, 1993; Wong, 1992).

4) Para la construcción de las variables en cada uno de los modelos de los artículos, se realizaron por medio del paquete de software STATA 15.0 (StataCorp LP, College Station TX. EEUU) para la regresión logística y con el software MATLAB R2016 para el uso de las RNA.

6. Estructura del trabajo de investigación

El presente trabajo de investigación está formado por un total de cinco capítulos. Además de este capítulo de introducción, se presentan tres capítulos, cada uno de ellos con un artículo de investigación específico y un último capítulo de conclusión. Los capítulos 2, 3 y 4 recogen, respectivamente, tres artículos de investigación que, tras el correspondiente proceso de evaluación, fueron aceptados y publicados en las revistas indicadas en cada caso.

A continuación, realizamos una breve descripción de los contenidos de cada uno de los capítulos.

Durango-Gutiérrez, M. P., J. Lara-Rubio, J. and Navarro-Galera, A. (2023). Analysis of default risk in microfinance institutions under the Basel III framework. *International Journal of Finance & Economics* 28: 1261-1278. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2475>.

Durango-Gutiérrez, M. P., Lara-Rubio, J., Navarro-Galera, A. and Blanco-Oliver. A. (2022). The effects of pricing strategy on the efficiency and self-sustainability of microfinance institutions: a case study. *Applied Economics*, 154(3): 1-16. DOI:10.1080/00036846.2021.1983149

Durango-Gutiérrez, M. P., Lara-Rubio, J., Navarro-Galera, A. and Buendía-Carrillo, D. (2024). Microcredit Pricing Model for Microfinance Institutions under Basel III Banking Regulations. *International Journal of Financial Studies*, 12(3), 88; <https://doi.org/10.3390/ijfs12030088>

El capítulo dos de esta tesis doctoral presenta el artículo de investigación titulado “Análisis del riesgo de incumplimiento en instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea III”. Este estudio se enfoca en identificar y replicar las variables que explican la probabilidad de incumplimiento en los préstamos otorgados por dos IMF en América Latina, utilizando modelos estadísticos innovadores y robustos, incluyendo regresión logística y redes neuronales. Los resultados destacan cómo variables como el monto del préstamo, el número de incumplimientos en cuotas, el total de garantías, la evaluación cualitativa del gestor de la IMF, el género del prestatario y el comportamiento del índice bursátil, son factores significativamente influyentes en la probabilidad de incumplimiento. Estos hallazgos son valiosos tanto para los gerentes de IMF como para los grupos de interés en la toma de decisiones.

El capítulo tres nombrado “Los efectos de la estrategia de precios sobre la eficiencia y la autosostenibilidad de las instituciones de microfinanzas: un estudio de caso”. Se centraliza en el desarrollo de un innovador sistema de fijación de precios para microcréditos. Este sistema permite determinar los requisitos mínimos de capital mediante el enfoque de calificaciones internas (IRB) promovido por la normativa de Basilea III, mediante la metodología de perceptrón multicapa (MLP). El modelo se basa en el análisis de una IMF en Colombia, cuyo volumen de datos y nivel de crecimiento facilitaron la identificación de una reducción en los requisitos de capital necesarios para operar de

manera segura y solvente, así como en la tasa de interés. Esta optimización contribuye a una disminución significativa de las pérdidas crediticias y puede ser replicada en otras IMF con características similares, proporcionando una mayor protección a depositantes e inversores frente a la posible insolvencia de la IMF.

El capítulo cuatro presenta el artículo de investigación titulado “Modelo de Precios Bancarios en Instituciones de Microfinanzas bajo el Marco Regulatorio de Basilea III”. Este trabajo parte de la necesidad de identificar el efecto de tres tipos de perfiles de riesgo de prestatarios de una IMF en Guatemala, con respecto al desempeño de su comportamiento del pago al utilizar una herramienta de fijación de tasas de interés, con enfoque en calificaciones internas, según la normativa de Basilea III, ajustado al riesgo, que permitirá estimar su probabilidad de incumplimiento.

Una vez diseñado el marco de investigación, desarrollamos un trabajo de carácter empírico que permita arrojar luz acerca de los factores clave que pueden explicar el efecto de probabilidad de incumplimiento de pago en una IMF y su desempeño financiero. Concretamente, nuestros resultados contribuirán a dar respuesta al debate de la sostenibilidad y pertinencia de las IMF en su proceso de inclusión financiera, y si es más conveniente para la industria microfinanciera dedicar esfuerzos metodológicos que busquen la reducción de pérdidas por incumplimiento, o si por el contrario estas mediciones y evaluaciones de riesgo de crédito con metodologías novedosas muestran el compromiso de innovación, crecimiento y sostenibilidad de la IMF en América Latina.

Finalmente, en el capítulo cinco, se presentan las conclusiones, identificando tanto las contribuciones que aporta a la literatura cada uno de los artículos presentados como la tesis

en su conjunto. Hacemos también referencia a las implicaciones académicas, de gestión para la industria microfinanciera. Por último, destacamos las limitaciones encontradas a lo largo del desarrollo del trabajo y mencionamos algunas líneas de investigación futuras que consideramos de interés.

7. Referencias

- Abusharbeh, MT (2023). Modelado de los factores de riesgo de la cartera de las instituciones de microfinanzas en Palestina. *Cogent Economics & Finance*, 11 (1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2186042>
- Afolabi, T. S., Obamuyi, T. M., & Egbetunde, T. (2020). Credit risk and financial performance: Evidence from microfinance banks in Nigeria. *IOSR Journal of Economics and Finance*, 11(1), 8-15.
- Aguilar, Giovanna, and Jhonatan Portilla. 2019. Technical change in the Peruvian regulated microfinance sector. *Latin American Business Review* 20: 5-35.
- Ali, A., Ramakrishnan, S., Faisal, F., & Ullah, Z. (2023). Bibliometric analysis of global research trends on microfinance institutions and microfinance: Suggesting new research agendas. *International Journal of Finance & Economics*, 28(4), 3552-3573.
- Alimukhamedova, N. (2019). Can the microfinance promise be kept? A macro perspective. *Development Policy Review*, 37(6), 812-842.
- Altinbas, H., & Akkaka G. C. (2017). Improving the performance of statistical learning methods with a combined meta-heuristic for consumer credit risk assessment. *Risk Management*, 19(4), 255-280.
- Altman, E.I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: A comparison of linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3), 505-529.
- Al-Azzam, Moh'd, and Christopher Parmeter. 2021. Competition and microcredit interest rates: International evidence. *Empirical Economics* 60: 829-68.

- Andía, G. A., & Goicochea, J. P. (2020). Competition, social reach, and financial sustainability in Peruvian regulated microfinance (No. 2020-493). Departamento de Economía-Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Asencios, R., Asencios, C., & Ramos, E. (2023). Puntuación de utilidades para cooperativas de crédito utilizando los algoritmos de perceptrón multicapa, XGBoost y TabNet: evidencia de Perú. *Sistemas expertos con aplicaciones*, 213 , 119201.<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119201>
- Ayayi, A. G., & Wijesiri, M. (2022). Is there a trade-off between environmental performance and financial sustainability in microfinance institutions? Evidence from South and Southeast Asia. *Business Strategy and the Environment*, 31(4), 1552-1565.
- Balushi, Yasmeeen Al, Stuart Locke, and Zakaria Boulanouar. 2018. Islamic financial decision-making among SMEs in the Sultanate of Oman: An adaption of the theory of planned behavior. *Journal of Behavioral and Experimental Finance* 20: 30-38.
- Blanco, A., Pino-Mejías, R., Lara, J., & Rayo, S. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 356-364.
- Blanco-Oliver, A., Irimia-Díez, A., & Oliver-Alfonso, M. D. (2016). Hybrid model using logit and nonparametric methods for predicting micro-entity failure. *Investment Management and Financial Innovations*, 13(3), 35-46.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2006). International convergence of capital measurement and capital standards: A revised framework.
- Bell, AJ, y Sejnowski, TJ (1995). Un enfoque de maximización de la información para la separación ciega y la deconvolución ciega. *Neural Computation*, 7 (6), 1129-1159.
- Bennouna, G., & Tkiouat, M. (2019). Scoring in microfinance: credit risk management tool—Case of Morocco. *Procedia computer science*, 148, 522-531.
- Bermúdez Vera, I. M., Manotas Duque, D. F., & Olaya Ochoa, J. (2020). Modelo para la estimación del deterioro por riesgo de crédito. *Suma de negocios*, 11(25), 149-157.
- Bettoni, L., Santos, M., & Oliveira Filho, G. (2023). The impact of microcredit on small firms in Brazil: A potential to promote investment, growth and inclusion. *Journal of Policy Modeling*, 45(3), 592-608.

- Bettendorf, T. (2019). Spillover effects of credit default risk in the euro area and the effects on the Euro: A GVAR approach. *International Journal of Finance & Economics*, 24(1), 296-312.
- Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. New York, USA: Oxford University Press
- Blanco, A., Pino-Mejías, R., Lara, J., and Rayo, S. (2013): “Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru” *Expert Systems with Applications*, 40(1), 356-364.
- Blanco-Oliver, A., Reguera-Alvarado, N., y Veronesi, G. (2021). Riesgo crediticio en la industria de las microfinanzas: el papel de la afinidad de género. *Journal of Small Business Management*, 59(2), 280-311. <https://doi.org/10.1080/00472778.2020.1844487>
- Cai, J., Meki, M., Quinn, S., Field, E., Kinnan, C., Morduch, J., & Said, F. (2023). Microfinance. *VoxDevLit*, 3(2), 26.
- CGAP Consultative Group to Assist the Poor. (2023), Harnessing Inclusive Finance: A Path Toward Thriving and Sustainable Futures, CGAP VII Strategy (FY24-FY28), <https://www.cgap.org/about/key-documents/cgap-vii-strategy>
- CGAP. Consultative Group to Assist the Poor. (2024). Available at: <https://www.findevgateway.org/es/blog/2024/04/en-un-mundo-pospandemico-que-tan-saludables-estan-las-imf>
- Chen, S., Doerr, S., Frost, J., Gambacorta, L., & Shin, H. S. (2023). The fintech gender gap. *Journal of Financial Intermediation*, 54, 101026.
- Chinoda, T., & Kapingura, F. M. (2023). The impact of digital financial inclusion and bank competition on bank stability in sub-Saharan Africa. *Economies*, 11(1), 15.
- Ec.europa.eu. Comisión Europea, Dirección General de Empleo, Asuntos Sociales e Inclusión, *Código europeo de buena conducta para la provisión de microcréditos – Actualización 2022*, Oficina de Publicaciones de la Unión Europea, 2022, <https://data.europa.eu/doi/10.2767/36063>
- Cozarenco, A., Hartarska, V., y Szafarz, A. (2022). Subsidios a instituciones de microfinanzas: ¿cómo afectan la eficiencia de costos y la desviación de la misión? *Applied Economics*, 54 (44), 5099-5132. <https://doi.org/10.1080/00036846.2022.2041176>

- Curran, S. P., & Mingers, J. (1994). Neural networks, decision tree induction, and discriminant analysis: An empirical comparison. *Journal of the Operational Research Society*, 45(4), 440-450.
- De las Oportunidades, B., & de Colombia, S. F. (2023). Reporte de inclusión financiera. *Banco de las Oportunidades*.
- Demirgüç-Kunt, A., Pedraza, A., y Ruiz-Ortega, C. (2021). Desempeño del sector bancario durante la crisis de COVID-19. *Journal of Banking & Finance*, 133, 106305.
- Demirgüç-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D. y Ansar, S. (2022). *Base de datos Global Findex 2021: Inclusión financiera, pagos digitales y resiliencia en la era de la COVID-19*. Publicaciones del Banco Mundial.
- De Oliveira Crevelari, H. E. (2017). *A Different Perspective on the Debate Between Nonprofit and For-Profit Microfinance Organizations*. Honors Thesis, Utah, USA: Utah State University. Merrill-Cazier Library. <https://digitalcommons.usu.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1207&context=honors>
- Dichter et al (2023). *60 Decibels Microfinance index Report 2023*. Available:<https://60decibels.com/wp-content/uploads/2023/09/60-Decibels-Microfinance-Index-Report-2023-5.pdf>
- Duho, KCT (2023). Determinantes de la suficiencia de capital y de la reserva de capital voluntaria entre instituciones de microfinanzas en un mercado emergente. *Cogent Economics & Finance*, 11 (2). <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2285142>
- Durango, María Patricia, Juan Lara-Rubio, Andrés Navarro Galera, and A. Blanco-Oliver. (2022). The effects of pricing strategy on the efficiency and self-sustainability of microfinance institutions: A case study. *Applied Economics* 54: 2032-47.
- Durango-Gutiérrez, María Patricia, Juan Lara-Rubio, and Andrés Navarro-Galera. (2023). Analysis of default risk in microfinance institutions under the Basel III framework. *International Journal of Finance & Economics* 28: 1261-1278.
- Ediagbonya, V., & Tioluwani, C. (2023). The role of fintech in driving financial inclusion in developing and emerging markets: issues, challenges, and prospects. *Technological Sustainability*, 2(1), 100-119.
- EIU (Economist Intelligence Unit), 2018. *Global Microscope 2018. The Enabling Environment for Financial Inclusion*. Recuperado de

- https://content.centerforfinancialinclusion.org/wp-content/uploads/sites/2/2018/11/EIU_Microscope_2018_PROOF_10.pdf
- EIU (Economist Intelligence Unit), 2020; *Microscopio Global de 2020: El papel de la inclusión financiera en la respuesta frente a la COVID-19*. Nueva York, NY.
- EU. European Union. (2015). *Stability and growth pact*. Strasbourg: European and Financial Affairs.
- EU. European Union. (2018). *European Code of Good Conduct for Microcredit Provision. Employment, Social Affairs & Inclusion*. European Commission
- Fersi, M., & Boujelbène, M. (2022). Overconfidence and credit risk-taking in microfinance institutions: a cross-regional analysis. *International Journal of Organizational Analysis*, 30(6), 1672-1693.
- Findevgateway. 2022. Portal FinDev un programa de CGAP. Guatemala, América Latina y el Caribe. Available online: <https://www.findevgateway.org/es/pais/guatemala>.
- FMI. International Monetary Fund. (2015). World Economic Outlook. Uneven growth: Short-and long-term factors.
- FMI. International Monetary Fund. (2019). The World Economy: Synchronized Slowdown, Precarious Outlook. Washington D. C., USA.
- Gallego-Losada, M. J., Montero-Navarro, A., García-Abajo, E., & Gallego-Losada, R. (2023). Digital financial inclusion. Visualizing the academic literature. *Research in International Business and Finance*, 64, 101862. *Internacionales*. 64, 101862.
- Gálvez-Sánchez, F. J., Lara-Rubio, J., Verdú-Jóver, A. J., & Meseguer-Sánchez, V. (2021). Research advances on financial inclusion: A bibliometric analysis: sustainability, 13(6), 3156.
- Garz, S., Giné, X., Karlan, D., Mazer, R., Sanford, C., & Zinman, J. (2021). Consumer protection for financial inclusion in low-and middle-income countries: Bridging regulator and academic perspectives. *Annual Review of Financial Economics*, 13(1), 219-246.
- Hart, G. W. (1992). Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), 1870-1891.
- Hartarska, V., and D. Nadolnyak. 2007. “Do Regulated Microfinance Institutions Achieve Better Sustainability and Outreach? Cross-country Evidence.” *Applied Economics* 39 (10): 1207–1222. doi:10.1080/00036840500461840.

- IFB. Impact Finance Barometer (2023). *The financial system, economic players, and territorial challenges*. Available: https://www.convergences.org/wp-content/uploads/2023/09/BFI-2023_EN-min.pdf
- IADB. Inter-American Development Bank. (2017). Global Microscope 2016: The enabling environment for financial inclusion. <https://www.iadb.org/es>
- IADB. Inter-American Development Bank. (2020). *Global Microscope 2020: The role of financial inclusion in the Covid-19 response*. <https://www.centerforfinancialinclusion.org/global-microscope-2020>
- Illangakoon, G. (2024). Risk Management and Performance of Microfinance Industry. *South Asian Journal of Social Studies and Economics*, 21(3), 1-17.
- Irimia-Diequez, A., Blanco-Oliver, A., & Vazquez-Cueto, M. J. (2015). A comparison of classification/regression trees and logistic regression in failure model. *Procedia Economics and Finance*, 23, 9-14.
- Karlan, D., & Zinman, J. (2011). Microcredit in theory and practice: Using randomized credit scoring for impact evaluation. *Science*, 332(6035), 1278-1284.
- Katterbauer, K., & Moschetta, P. (2022). A deep learning approach to risk management modeling for Islamic microfinance. *European Journal of Islamic Finance*, 9(2), 35-43
- Karimu, A., Salia, S., Hussain, J. G., & Tingbani, I. (2019). Are competitive microfinance services worth regulating? Evidence from microfinance institutions in Sub-Saharan Africa. *International Journal of Finance & Economics*, 1-17.
- Kim, K. J. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing*, 55(1-2), 307-319.
- Kingdon, J., & Feldman*, K. (1995). Genetic algorithms and applications to finance. *Applied Mathematical Finance*, 2(2), 89-116.
- Kiruthika y Dilsha, M. (2015). Un enfoque de red neuronal para la calificación crediticia de microfinanzas. *Revista de Estadística y Sistemas de Gestión*, 18(1-2), 121-138.
- Kumar, A., Das, R., KS, A., Bathla, S., & Jha, G. K. (2021). Examining institutional credit access among agricultural households in Eastern India: Trends, patterns, and determinants. *Agricultural Finance Review*, 81(2), 250-264

- Lara-Rubio, J., Blanco-Oliver, A., & Pino-Mejías, R. (2017). Promoting entrepreneurship at the base of the social pyramid via pricing systems: a case study. *Intelligent Systems in Accounting, Finance, and Management*, 24(1), 12-28.
- LE, TT, DAO, LP, DO, NM, TRUONG, THL, NGUYEN, TTD y TRAN, CT (2020). Determinantes de la autosostenibilidad operativa de las instituciones de microfinanzas en Vietnam. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7 (10), 183-192.
- Lepetit, Laetitia, Emmanuelle Nys, Philippe Rous, and Amine Tarazi. 2008. The Expansion of Services in European Banking: Implications for Loan Pricing and Interest Margins. *Journal of Banking & Finance* 32: 2325-35.
- Leveau, A., & Mercado, C. (2014). Sostenibilidad en las instituciones microfinancieras: ¿ la regulación hace alguna diferencia?. *Apuntes: Revista de Ciencias Sociales*, (60/61), 221-266.
- Li, Y., & Chen, W. (2020). A comparative performance assessment of ensemble learning for credit scoring. *Mathematics*, 8(10), 1756.
- Maeenuddin, Hamid, SA, Fahlevi, M., Nassir, AM, y Hashim, PM (2023). Predictores de la sostenibilidad de las microfinanzas: evidencia empírica de Bangladesh. *Cogent Economics & Finance*, 11 (1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2202964>
- Machiavello, E. (2017). Microfinance and Financial Inclusion: The challenge of regulating alternative forms of finance. New York, NY, USA: Routledge Research in Finance and Banking Law.
- Maudos, Joaquín, and Juan Fernandez De Guevara. 2004. Factors explaining the interest margin in the banking sectors of the European Union. *Journal of Banking & Finance* 28: 2259-81.
- Meyer, J. (2019). Alcance y desempeño de las instituciones de microfinanzas: la importancia del rendimiento de la cartera. *Applied Economics*, 51 (27), 2945–2962. <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1564016>
- Meki Muhammad & Quinn Simon. Microfinanzas: una visión general, *Oxford Review of Economic Policy*, Volumen 40, Número 1. (2024). Pp. 1-7, <https://doi.org/10.1093/oxrep/grae004>

- Mohamed, Toka S., and Mohammed M. Elgammal. 2023. Does the extent of branchless banking adoption enhance the social and financial performance of microfinance institutions? *Applied Economics* 56: 1671-88.
- Montevechi, André Aoun, Rafael de Carvalho Miranda, André Luiz Medeiros, and José Arnaldo Barra Montevechi. 2024. Advancing credit risk modeling with Machine Learning: A comprehensive review of the state-of-the-art. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 137: 109082.
- Navarro-Galera, A., Lara-Rubio, J., Buendía-Carrillo, D., & Rayo- Cantón, S. (2017). What can increase the default risk in local governments? *International Review of Administrative Sciences*, 83(2), 397-419.
- Navarro-Galera, A., Lara-Rubio, J., Buendía-Carrillo, D., & Rayo- Cantón, S. (2020). Analyzing political and systemic determinants of financial risk in local governments. *Transylvanian Review of Administrative Sciences*, 16(59), 104-123.
- Nogueira, S., Duarte, F., & Gama, AP (2020). Microfinanzas: ¿dónde estamos y hacia dónde vamos? *Desarrollo en la Práctica*, 30 (7), 874-889.
<https://doi.org/10.1080/09614524.2020.1782844>
- OECD. (2019). Latin American Economic Outlook 2018. Paris, France: OECD Development Center. <https://doi.org/10.1787/leo-2018-en>
- OIT (Oficina Internacional del Trabajo), 2024. *Finanzas solidarias - Informe anual 2023*, Ginebra.
- Okello Candiya Bongomin, George, and John C. Munene. 2020. Financial inclusion of the poor in developing economies in the twenty-first century: Qualitative evidence from rural Uganda. *Journal of African Business* 21: 355-74.
- Orazi, S., Martinez, L. B., & Vigier, H. P. (2019). La inclusión financiera en América Latina y Europa. *Ensayos de Economía*, 29(55), 181-204.
- Pérez Caldentey, E. (2018). La inclusión financiera para la inserción productiva y el papel de la banca de desarrollo.
- Pérez-Martín, A., Pérez-Torregrosa, A., Rabasa, A., & Vaca, M. (2020). Feature Selection to Optimize Credit Banking Risk Evaluation Decisions for the Example of Home Equity Loans. *Mathematics*, 8(11), 1971.

- Pietrapiana, F., J. M. Feria-Dominguez, and A. Troncoso. 2021. Applying wrapper-based variable selection techniques to predict MFI profitability: Evidence from Peru. *Journal of Development Effectiveness* 13: 84-99. <https://doi.org/10.1080/19439342.2021.1884119>
- Polyakov, K., & Zhukova, L. (2019, November). Comparative analysis of predictive analytics models in classification problems. In *2019 Actual Problems of Systems and Software Engineering (APSSE)* (pp. 162-169). IEEE
- Rahayu, N. S. 2020. The intersection of Islamic microfinance and women's empowerment: A case study of Baitul Maal wat Tamwil in Indonesia. *International Journal of Financial Studies* 8: 37. <https://doi.org/10.3390/ijfs8020037>.
- Rahman, T., Khaleque, M. A., & Arifuzzaman, M. (2022). Does Regulation Matter? Assessing the Long-run Impact of Regulation on the Cost Efficiency of the Microfinance Institutions in Bangladesh. *Asia-Pacific Journal of Rural Development*, 32(2), 148-169.
- Rahman, M. W., & Luo, J. (2011). The development perspective of finance and microfinance sector in China: How far are microfinance regulations? *International Journal of Economics and Finance*, 3(1), 160-170.
- Quayes, S. 2012. "Depth of Outreach and Financial Sustainability of Microfinance Institutions." *Applied Economics* 44 (26): 3421–3433. doi:10.1080/00036846.2011.577016
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). A credit scoring model for institutions of microfinance under the Basel II normative. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 15(28), 89-124.
- Ruthenberg, David, and Yoram Landskroner. 2008. Loan pricing under Basel II in an imperfectly competitive banking market. *Journal of Banking & Finance* 32: 2725-33.
- Saeed, A., Javed, AY y Noreen, U. (2018). Microfinanzas, gobernanza y desempeño: una perspectiva del sur de Asia. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 23 (46), 247-265.

- Shahriar, A. Z. M., & Garg, M. (2017). Lender–entrepreneur relationships and credit risk: A global analysis of microfinance institutions. *International Small Business Journal*, 35(7), 829-854.
- Shahriar, A. Z. M., Schwarz, S., & Newman, A. (2016). Profit orientation of microfinance institutions and provision of financial capital to business start-ups. *International Small Business Journal*, 34(4), 532-552.
- Satchidananda, S. S., & Simha, J. B. (2006). Comparing decision trees with logistic regression for credit risk analysis. *International Institute of Information Technology, Bangalore, India*.
- Saunders, Anthony, and Liliana Schumacher. 2000. The determinants of bank interest rate margins: An international study. *Journal of International Money and Finance* 19: 813-32.
- Serrano-Cinca, C. (1997). Redes neuronales feedforward en la clasificación de información financiera. *La Revista Europea de Finanzas*, 3 (3), 183–202. <https://doi.org/10.1080/135184797337426>
- Shi, B., Zhao, X., Wu, B., & Dong, Y. (2019). Credit rating and microfinance lending decisions are based on loss-given default (LGD). *Finance Research Letters*, 30, 124-129.
- Siwale, J., & Godfroid, C. (2022). Digitizing microfinance: on the route to losing the traditional ‘human face’ of microfinance institutions. *Oxford Development Studies*, 50(2), 177-191.
- Tang, Z., & Fishwick, P. A. (1993). Feedforward neural nets as models for time series forecasting. *ORSA Journal on Computing*, 5(4), 374-385.
- UN (United Nations). (2019). Ocho Amenazas a la Economía Mundial. Departamento de asuntos económicos y sociales. Available online: <https://www.un.org/es/desa/world-economic-situation-and-prospects-wesp-2019>
- UN (United Nations). (2024). Informe anual de los aspectos más destacados del Departamento de Asuntos Económicos y Sociales de las Naciones Unidas 2022-2023, Disponible <https://www.un.org/en/desa/highlights-report-2022-2023>

- Urueña-Mejía, J. C., Gutierrez, L. H., & Rodríguez-Lesmes, P. (2023). Financial inclusion and business practices of microbusiness in Colombia. *Eurasian Business Review*, 13(2), 465-494.
- Van Gool, J., Verbeke, W., Sercu, P., & Baesens, B. (2012). Credit scoring for microfinance: Is it worth it? *International Journal of Finance and Economics*, 17(2), 103-123.
- Vellido, A., Lisboa, P. J., & Vaughan, J. (1999). Neural networks in business: A survey of applications (1992–1998). *Expert Systems with Applications*, 17(1), 51-70.
- Wang, H., Forbes, C. S., Fenech, J. P., & Vaz, J. (2020). The determinants of bank loan recovery rates in good times and flawed – New evidence. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 177, 875-897.
- West, David. 2000. Neural network credit scoring models. *Computer and Operational Research* 27: 1131-52.
- Wong, F. S. (1991). Time series forecasting using backpropagation neural networks. *Neurocomputing*, 2(4), 147-159.
- Wulandari, Permata, and Muthia Pramesti. 2021. Designing sustainable Islamic Microfinance to enhance the accessibility of poor borrowers in Indonesia: An appreciative intelligence approach. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 716: 012065.
- Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision support systems*, 11(5), 545-557.
- WBG. World Bank Group. (2015). *World governance indicators*. Washington, DC: Worldwide Governance Indicators.
- WBG. World Bank Group. (2019). *Global Financial Development Report 2019/2020: Bank Regulation and Supervision a Decade after the Global Financial Crisis*. Washington, DC: World Bank. doi:10.1596/978-1-4648-1447-1. License: Creative Commons Attribution CC BY 3.0 IGO
- WBG. World Bank. 2023. *A New Era in Development Annual Report 2023: Sustainable, inclusive, and resilient development*. Washington, DC: World Bank. <https://www.bancomundial.org/es/about/annual-report#anchor-annual>

- WBG. World Bank. 2024. *World Development Report 2024: The Middle-Income Trap*. Washington, DC: World Bank. doi:10.1596/978-1-4648-2078-6. License: Creative Commons Attribution CC BY 3.0 IGO
- Xia, Y., Zhao, J., He, L., Li, Y. y Niu, M. (2020). Un nuevo método de conjunto heterogéneo dinámico basado en árboles para la calificación crediticia. *Expert Systems with Applications*, 159, 113615.
- Yang, M., Lim, MK, Qu, Y., Li, X. y Ni, D. (2023). Redes neuronales profundas con regularización L1 y L2 para la predicción del riesgo crediticio corporativo de alta dimensión. *Expert Systems with Applications*, 213, 118873
- Yoon, Y., Swales Jr, G., and Margavio, TM (1993). Una comparación entre el análisis discriminante y las redes neuronales artificiales. *Journal of the Operational Research Society*, 44 (1), 51-60.
- Zhong, X., & Zhou, S. (2020). Risk analysis method of bank microfinance based on multiple genetic artificial neural networks. *Neural Computing and Applications*, 32, 1-11.

CAPÍTULO 2
**Analysis of default risk in microfinance institutions under Basel
III framework**

International Journal of Finance & Economics

Analysis of default risk in microfinance institutions under the Basel III framework

Maria Patricia DD1ráng0-Gu1tiérrez¹

Juan Lili!ra-R.ubi

Andrés avartu-Gale:rar2

¹Fji,"11ly</"ki::nmics E1.d llbsii=,
St,,die,, trn.i ecsity <1fGCll11atba, Gr,m;ma,
SC,ain

"rl,,p.u:1me l'I1 mf Fi1121aciil Ecxmomia:mi
tia:aiun.lins, Un""""if y crl G,,.,md
G Sp<m,

C ndr.rme

hmo l...an-!RJ!bi<l, l),.partm*m'l of Fóna:acial
E:1:mmcia ;mc1 Acaiunlng. Faady.,f
F..cmmia amd n.,;,. S111u'ie.,;
Univi,mt_y ofG:,madia, C:impw,
Uni,,;_aitario dejia..SIN. llistood*
19:01'1 Gr.madil, S;pam.
1é,Jc,jj1: juaal,,n@i, res

Ab&traat

[11tcrm1.ticmal **organizationi**. S1:1ch as OECO, 'WBG. IMP. UN;8llél EU. aswdl áli
m=h i;h!dics. hallé hi&hghlhed thc: in=asi11 **ccmírioottian** oo:iiJ.S macl;i! by
mkmcl'E'.d.it tia.aneec inscitution:s (MFI) kt liaanci.al indU5iD'l. 1.11l;11inabl1:teoci-
nami□ drNclopmcnl a.mi thc hl agafost pcrvcrtcy. HDwi::wr, iltx:C!S.'ii ta MPI
1m:ditls :mll (8!f flmlil. th!!! d.cs:iITd lcvc-1 für- !ilmdl 11ml mksr©-1m1crprisc.">, 111'5-
didly in dcvdDpi:ng i:mmtrir.s. Th ccxmtriC!I ar Utin Americu, ,md fñ
Cnri.bbc.m, whi=rc appra.tlmim:1)! half a lh smaf formal mmpanies ,etana1
ha,,c ilocess tD cn:-dil., havr thc: W()lid's hl;hcst fia.a.ncial (Bp mlfo cam:pared ID
pDkntial dcm1111d C:S).. fo i!bh_ conk:d, i:ffct:tlw irutrum t6. ere m:c-doo tD
di:!!1ault n.sk., lbraugh credil ratill!,!-L B1m:d an lh B.itsc1 **IN** rcgubttfo.nli,
an cmpirfoa1 5-1:Udy v.-m; aind11mtcd: of lwD mk10C-E-dit pw-tmllos oom:spDJJding
to two lflli!i l'n lwa Lalm Amen.can c0ll11trics (BalMa .11nd_Ca.ambiaj d1.1rmg
thi: ;KlriOO 2012-W.h'S, ID idcmtify lhé cxpl111i11taryvariablc:s andro prob111illtyof
dcfrudt **an** ID.a:n!i gnmte<I by M.Fl.s, 1.1:s:ing .i. lag,i.l" k rllSITsslon moorl 11ml II l;:11-
ral nEl.WOJt. Toe rt.RJlis-o'bt11ncd sfam, fhat the main variabh::1- in lhls respa::1
aro thcr-itimmm d f lhc l=a,, fül:!!J.umber o.Fpaymcnis **in** ;urn.iu!i the gusra1Jkc!i
prn'll'idoo., lhc 1155r:ssmm af thc: tcr,ctlit ana:lyi;t, malo isc,nd(T a thc: boo::mwcr
and lb kvcl and tn::nd of thc ,,,i.:m:ral sLOOK en i:ridl!X. Toe ,ooncluslan!i
prl!Scni.-c:d .11dv1mcc previous- mses:rch finding;s; aru!l may 'be useli.t fm MFI **man-**
ai,C"TS, '111.lliw-ry im;titL!lWn.ŕ., firu1ncial -ar.raly.sts, schol;ar.s pality-m.11 -- and
applicant; far m.1cnx11:tlits kt 1.1mlclil /= a 1:msin pmjclcl: t.s:pl!Cia.11,;..in tin1.es
i.,fancnrgiag mnsfs:, s_uch as th11t c-ausecl b_y lhc Co1;1d-1 g pañd.cmir.

KE W,QRik

mli:ial neurnl no,t,o,11,ict,111::121 M.di,érwi, h.,s_iilir re&l"i<ln, mkrc'.fmanc,-illlitiLllic,ru:

1 INTRODUCTION

1111.any in tcmallil[tü.l ür;imiz111im1.s havc ,om;cm:d 1h;a:t lhc
miCTOfimmcc !illttul" i.a pliyng an incn::il. fog'ly si,;11:üfu:am
1:olc in fuumd.al indill!i.lcm.!!1!!it11inabli:icconamii: dc, fop--
mcnc., jab m::alifon itind.1h11: Iishi a;:aiml pov-c...ty (OBCD.
2019; World **Bank**: 20j7. 2019; EU, 201&; IMF, 2019). fo
thi.s lnl:cmalJ:ianal ocmte-xt, thi: Unitro Niillfons (UN'. 201 U)

h.us dccfart.-d thät microcroolt finan02 iru;cltuti= MFli.)
a:rc W"llltuJ importamic., pruv;lding aoi::;s=. 10 Jin11nc:c fur
mic:ml:n.tcr s.. Th i: promotioo al' microfinurmc is parl
uf thc Sustii.in.abk- DL,,,-c,lapnLC'ctl Gmili. (Nu. 1 No Pmtl?l'y
and Na_8 Decrn:!! W<J.rlc and .Boon:omi:c GmL..lhJ [n this
n:spci:t, **to**a, lhc- Eu can Unian (E.U, 201S) h11s jml:Jli-
shed thi: fa:i'm.pe-im C'ode of Good Comiucl far **Mi' il**
.Frolluwn. lo cnhanm fullll.m::ial actlSSibilit)' far oompanics

CAPÍTULO 2

Análisis del riesgo de incumplimiento en instituciones de microfinanzas bajo el marco de Basilea III

Resumen

Organizaciones internacionales como la OCDE, el Grupo Banco Mundial, el FMI, las Naciones Unidas y la UE, junto con estudios de investigación, han enfatizado la creciente importancia de las instituciones de microcrédito (IMF) en la promoción de la inclusión financiera, el desarrollo económico sostenible y el alivio de la pobreza. Sin embargo, el acceso al crédito de las IMF sigue siendo inadecuado para las pequeñas y microempresas, especialmente en los países en desarrollo. En América Latina y el Caribe, aproximadamente la mitad de las pequeñas empresas formales carecen de acceso al crédito, lo que representa la ratio de brecha financiera más alto del mundo en comparación con la demanda potencial (87 %). En este contexto, se requieren herramientas efectivas para evaluar el riesgo de incumplimiento a través de calificaciones crediticias. De acuerdo con las regulaciones de Basilea III, se llevó a cabo un estudio empírico en dos carteras de microcréditos de dos IMF en Bolivia y Colombia entre 2012 y 2015. El estudio tuvo como objetivo identificar los factores que influyen en la probabilidad de incumplimiento de los préstamos de las IMF utilizando regresión logística y una red neuronal. Los hallazgos indican que las variables clave a este respecto incluyen el monto del préstamo, el número de pagos atrasados, las garantías otorgadas, la evaluación de los analistas de crédito, el género del prestatario y el nivel y la tendencia del índice bursátil general. Estas conclusiones se basan en investigaciones anteriores y pueden proporcionar información valiosa para los

administradores de IMF, instituciones reguladoras, analistas financieros, académicos, formuladores de políticas y posibles solicitantes de microcréditos que deseen lanzar una empresa comercial, especialmente en tiempos de crisis emergentes como la pandemia de Covid-19.

Palabras claves: Instituciones Microfinancieras, Incumplimiento, Basilea III, Regresión logística, Redes neuronales artificiales.

Clasificación JEL: G23, E51, C13, C457

1. Introducción

Numerosas organizaciones internacionales han señalado que el sector de las microfinanzas contribuye cada vez más a la inclusión financiera, el desarrollo económico sostenible, la creación de empleo y la lucha contra la pobreza (OCDE, 2019; Banco Mundial, 2017, 2019; EU, 2018; FMI, 2019). Las Naciones Unidas (UN, 2019) han declarado que las instituciones financieras de microcrédito (IMF) desempeñan un papel vital a la hora de brindar acceso a financiación a las microempresas. La promoción de las microfinanzas está alineada con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (específicamente, el No. 1 Fin de la Pobreza y el No. 8 Trabajo Decente y Crecimiento Económico). Además, la Unión Europea (EU, 2018) ha introducido el Código Europeo de Buena Conducta para la Concesión de Microcréditos para mejorar la accesibilidad financiera de las empresas con menos de diez empleados, ya que este sector representa el 90 % de toda la actividad empresarial y es crucial para la creación de empleo, el crecimiento económico y la inversión en Europa.

Incluso con el aumento de la actividad de las IMF, el acceso al microcrédito sigue siendo inadecuado, especialmente en los países en desarrollo, donde las pequeñas empresas tienen menos probabilidades de obtener préstamos convencionales en comparación con las grandes empresas. Según el Banco Mundial (WBG, 2019), se estima que 65 millones de empresas (40 % de las micro y pequeñas empresas de los países en desarrollo) enfrentan una necesidad financiera insatisfecha por un total de 5,2 billones de dólares al año. La mayor parte de esta brecha financiera global se encuentra en Asia Oriental y el Pacífico (46 %), seguida de América Latina y el Caribe (23 %) y Europa y Asia Central (15 %)

La comunidad internacional ha enfatizado la importancia de estudiar los factores que influyen en el incumplimiento de los préstamos de las IMF (Instituciones de Microfinanzas) para guiar a los tomadores de decisiones en la concesión de microcréditos. Esto puede conducir a un mejor rendimiento y sostenibilidad. Por lo tanto, este artículo pretende contribuir al conocimiento existente sobre el incumplimiento de los préstamos de las IMF. El objetivo principal es identificar los factores de riesgo de incumplimiento de los préstamos de las IMF mediante el análisis de 31 variables idiosincrásicas y sistémicas. Siguiendo las regulaciones de Basilea III (BCBS, 2011), realizamos un estudio empírico sobre dos carteras de microcrédito administradas por IMF en Bolivia y Colombia entre 2012 y 2015. Nuestro objetivo fue determinar variables explicativas significativas para la probabilidad de incumplimiento (PD) utilizando ambos modelos de regresión logística y una red neuronal.

El enfoque adoptado en este artículo es innovador por dos razones principales. Primero, la muestra incluye instituciones de microfinanzas (IMF) en dos países emergentes que no han recibido mucha atención de la investigación hasta ahora. En el caso de Bolivia,

nuestro trabajo se basa en estudios previos de Zeballos et al. (2014), Schreiner (2002) y Vogelgesang (2003) al realizar un análisis integral de los factores únicos y sistémicos que podrían afectar la probabilidad de incumplimiento de los préstamos de las IMF.

En el caso de Colombia, nuestra investigación es aún más innovadora ya que no ha habido estudios previos sobre este tema en el país. En segundo lugar, la metodología utilizada, que se basa en las regulaciones de Basilea III, la regresión logística y las redes neuronales, no ha sido ampliamente explorada en estudios previos sobre el incumplimiento de los préstamos de las IMF. Por lo tanto, anticipamos que nuestros hallazgos serán más precisos y sólidos que los informados en la literatura existente.

Los resultados del estudio han identificado varias variables significativas relacionadas con el riesgo de incumplimiento de los préstamos de las instituciones de microfinanzas (IMF). Estas variables incluyen el monto del préstamo, el número de pagos atrasados, las garantías otorgadas, el pronóstico de los analistas de crédito, el género (masculino) y el nivel y tendencia del índice bursátil general. Se espera que estos hallazgos sean útiles para los gerentes de IMF, analistas financieros, académicos, instituciones reguladoras, formuladores de políticas y personas que buscan microcréditos para proyectos empresariales, particularmente durante crisis emergentes como la pandemia de Covid-19.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera. La sección 2 es la revisión de la literatura. La Sección 3 presenta la regulación de Basilea III y la industria de las microfinanzas. La sección 4 muestra la metodología y los datos crediticios de dos IMF de Bolivia y Colombia. Los resultados empíricos se encuentran en la sección 5. El documento concluye con la sección 6.

2. Revisión de literatura

Históricamente, América Latina presenta la mayor proporción de demanda financiera insatisfecha (un estimado de 87 %), a pesar del alto nivel de representación del sector de las microfinanzas (GBM, 2019). Según el Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2017), se han otorgado más de 40 mil millones de dólares en microcréditos y más de 1.000 instituciones de microfinanzas (IMF) operan en diversas áreas como seguros, ahorro, sistemas de pago y desarrollo tecnológico. Estas IMF brindan préstamos a poblaciones económicamente vulnerables y desatendidas en países emergentes, impulsando la competitividad y contribuyendo al desarrollo sostenible (Banco Mundial, 2017; CGAP, 2018; ONU, 2016). Sin embargo, el BID (2020) informa que las IMF de la región han enfrentado restricciones de liquidez debido a la pandemia de Covid-19, lo que afecta la disponibilidad de crédito. A la luz de esto, la literatura sobre incumplimiento en las IMF para este documento se puede categorizar en dos áreas: medición del riesgo crediticio y examen de los factores que influyen en los préstamos otorgados.

Los primeros estudios que tuvieron como objetivo medir el riesgo crediticio o calcular la probabilidad de impago en las instituciones de microfinanzas fueron realizados por Vigano (1993), Sharma y Zeller (1997), Reinke (1998), Zeller (1998), Vogelgesang (2003), Kleimeier y Dinh (2007) y Rayo et al. (2010). Todos estos estudios utilizaron técnicas paramétricas. Con los avances en la tecnología informática, la recopilación y manipulación de datos se ha vuelto más factible que nunca. Posteriormente, autores como Blanco et al. (2013), Cubiles-De-La-Vega et al. (2013), Kiruthika y Dilsha (2015), Viswanathan y Shanthi (2017) y Moradi y Mokhtab (2019) comenzaron a utilizar técnicas no paramétricas, que demostraron un mejor rendimiento sobre las técnicas paramétricas. Es

importante señalar que ninguno de estos estudios se adhirió a las regulaciones bancarias actuales del comité de supervisión bancaria de Basilea (BCBS, 2017) o Basilea III.

Además, organismos internacionales e investigaciones previas (WBG, 2019; 2017; IMF, 2015; IADB, 2017; Karimu et al., 2018; Machiavello, 2017; De Oliveira, 2017) han resaltado la necesidad de medir el riesgo crediticio de manera efectiva para reforzar a las IMF y así reducir la brecha financiera. Asimismo, los impactos macroeconómicos pueden aumentar la disponibilidad de crédito en sectores como el agrícola (Shi et al, 2019). En consecuencia, el presente estudio de los factores relacionados con el riesgo de impago es relevante y oportuno, y está en línea con investigaciones similares realizadas en otros sectores (Navarro et al., 2020; Lara et al., 2017; Bettendorf, 2018; Zu, 2018).

Otra consideración importante es el hecho de que las IMF y sus acreedores se vieron gravemente afectados por la crisis financiera de 2008, como resultado de lo cual los investigadores y las organizaciones internacionales han enfatizado la necesidad de comprender mejor las causas de los impagos de los préstamos de las IMF (Banco Mundial, 2015; EU, 2015; FMI, 2015; ONU, 2016; Chen et al., 2017; Blanco et al., 2013; Navarro et al., 2017; Lara et al., 2017; Altinbas y Akkaya, 2017).

También se destaca que el riesgo crediticio también se deriva de la asimetría de información entre el prestatario y el prestamista (Zhong y Zhou, 2020). El estudio de los riesgos crediticios de las IMF podría permitir obtener información valiosa que permita mejorar las respuestas a las crisis económicas emergentes, como la provocada por la pandemia de COVID-19, con proyectos de inversión y créditos que faciliten el pago de la deuda (Bohoslavsky, 2020). En este sentido, estudios han concluido que, en tiempos de

crisis, es fundamental que las IMF cuenten con instrumentos basados en calificaciones crediticias que les permitan evaluar el riesgo de impago de los préstamos (De Oliveira et al., 2019; Van Gool et al., 2011).

Investigaciones anteriores han concluido que la génesis de las crisis de las microfinanzas se encuentra en aspectos económicos y psicológicos, específicamente en el pago inminente (Dube y Kamath, 2019). De manera similar, estudios anteriores han examinado los factores que afectan la cantidad de microcréditos otorgados, incluidos los riesgos macroeconómicos, el perfil del cliente, la duración del préstamo, la provisión de garantías y el marco regulatorio aplicable. Sin embargo, se han realizado muy pocas investigaciones para determinar las causas del incumplimiento de las IMF (Altinbas y Akkaya, 2017; Blanco et al., 2013; Rahman y Luo, 2011; Rayo et al., 2010). Existe una falta de estudios científicos sobre las PYME en la calificación crediticia estándar, lo que conduce a un mercado de microfinanzas desatendido (Gicíc y Subasi, 2019). Las prácticas de calificación crediticia se encuentran entre los aspectos más importantes del incumplimiento de las microfinanzas (Rayo et al., 2010; Rhyne y Christen, 1999). En apoyo de lo anterior, experimentos realizados en Perú y Bolivia han llevado a Blanco et al. (2013) y Schreiner (2002) a concluir que el uso de técnicas de calificación crediticia mejora el juicio del analista sobre el riesgo crediticio y puede reducir los costos para las IMF de los impagos de préstamos en más de \$75.000 por año. Finalmente, un estudio reciente de Inekwe (2019) en 160 países encontró 42 variables de impago desde perspectivas tanto micro como macroeconómicas, destacando la regulación, el costo del préstamo y el capital humano.

A pesar de las investigaciones realizadas en el sector bancario comercial, los modelos de calificación crediticia en el sector de las microfinanzas han avanzado relativamente poco. Esto se debe a que la industria se basa más en las opiniones subjetivas de los analistas de crédito que en modelos matemáticos de calificación de clientes. Por lo tanto, se necesita más investigación en esta área (Serrano-Cinca et al., 2016; Hernández y Torero, 2016; Blanco et al., 2013; Schreiner, 2002). Una evaluación incorrecta de la credibilidad del cliente puede afectar la estabilidad de la IMF. Además, los organismos internacionales han enfatizado que el análisis de riesgo crediticio también debe abordar factores sistémicos específicos del contexto socioeconómico, además de los idiosincrásicos, debido a la vulnerabilidad de las carteras de microfinanzas a los cambios macroeconómicos (EU, 2015; FMI, 2015; Banco Mundial, 2014; Departamento del Tesoro de EE. UU., 2013; USAID, 2011).

3. La regulación de Basilea III y la industria de las microfinanzas

El Acuerdo de Basilea, elaborado por los bancos centrales y los reguladores bancarios de los principales países industrializados, estableció un marco regulatorio internacional para las IMF e implementó reformas recomendadas por el Comité de Supervisión Bancaria para fortalecer la regulación, la supervisión y la gestión de riesgos, reforzando así las normas internacionales de capital y liquidez (BCBS, 2006).

El índice de riesgo crediticio, según lo define el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS, 2006; BCBS, 2011), se basa en la premisa de que cuanto mayor sea la probabilidad de impago (PD), mayor será la pérdida esperada y, en consecuencia, mayores

serán los requerimientos de capital y la tasa de interés cobrada por el préstamo (Bluhm y Overbeck, 2003; Gordy, 2003). Este índice se puede medir utilizando varios enfoques metodológicos: PD, pérdida en caso de impago (calculada como 1 - tasa de recuperación) y exposición en caso de impago. De acuerdo con el Acuerdo de Basilea, el riesgo debe calcularse utilizando una metodología estandarizada basada en calificaciones externas de riesgo crediticio publicadas por agencias como S&P, Moody's, Fitch y DBRS, o mediante un método de calificaciones internas donde los bancos construyen sus propios modelos de riesgo y derivan sus propias estimaciones. Adicionalmente, también se puede utilizar el método basado en calificaciones internas (IRB). Los bancos utilizan estos métodos para estimar la PD, el parámetro de ponderación del riesgo, la pérdida máxima esperada de un préstamo y el valor en riesgo con un nivel de confianza del 99 %.

La normativa de Basilea III permite a cada IMF crear un modelo para calcular su PD bajo la supervisión de agentes competentes del sistema financiero correspondiente. Según Wang et al. (2020), las investigaciones más recientes enfatizan la necesidad de proporcionar información más oportuna y prospectiva. Esto incluye tener conocimiento del ciclo crediticio y actualizar las provisiones por pérdidas esperadas en función de las tasas de recuperación. Uno de los objetivos de Basilea III es mejorar la metodología estándar asociando carteras minoristas a cada IMF para minimizar el riesgo crediticio. Esto implica reducir la dependencia de las calificaciones crediticias externas, aumentar la sensibilidad al riesgo, utilizar categorías de ponderación más adecuadas para los perfiles de riesgo, reducir la discrecionalidad nacional, fortalecer el vínculo entre el método estándar y el método IRB y facilitar la comparación efectiva de los requerimientos de capital entre instituciones.

Los estándares de Basilea II (BCBS, 2006) y Basilea III (BCBS, 2011 y 2017) han supuesto mejoras significativas en el sistema financiero internacional, ya que han reforzado la solvencia y la estabilidad de las entidades crediticias al facilitar la evaluación de los riesgos financieros que enfrentan las IMF en sus operaciones crediticias. En concreto, el Modelo de Basilea III exige a los bancos que incrementen los requerimientos de capital para sus operaciones de crédito y de mercado, ya que estas representan el 60 % del riesgo total de la entidad financiera. Adicionalmente, se exige a los bancos que incrementen las reservas en función de un mayor porcentaje de pérdidas esperadas (Pérez-Martín et al. 2020).

Para los administradores de las IMF, comprender la probabilidad de incumplimiento (PD) es extremadamente importante en el panorama actual de expansión de las microfinanzas. Esto se debe a tres razones clave que resaltan la relevancia del presente estudio. En primer lugar, la identificación de los factores de riesgo es crucial para los administradores de las IMF, ya que les permite negociar las condiciones de los préstamos, como el vencimiento y las tasas de interés, de manera más efectiva. Cuanto mayor sea el riesgo de impago asociado con el cliente, mayor será la tasa de interés, y viceversa. En segundo lugar, el conocimiento de estos factores de riesgo ayuda a los administradores de las IMF a implementar medidas preventivas para abordar posibles impagos de préstamos. En tercer lugar, la identificación de estos factores ayuda a las IMF a tomar medidas para mejorar su salud financiera, desempeño y sostenibilidad.

Finalmente, analizar el riesgo de impago asociado con los préstamos de las IMF puede ser valioso para los responsables de las políticas y las instituciones reguladoras. Esto puede ayudar a promover el acceso a la financiación para las pequeñas empresas mediante

la aplicación de criterios de solvencia adecuados que se alineen con las condiciones socioeconómicas actuales. Además, los posibles receptores de préstamos de las IMF pueden utilizar la información sobre su propio riesgo crediticio para negociar mejores tasas de interés y vencimientos de préstamos.

4. Metodología

El modelo de riesgo crediticio utilizado en este estudio se basa en la estimación de la probabilidad de impago (PD) de los prestatarios de las IMF (instituciones de microfinanzas). El modelo incorpora variables discretas y se considera el más adecuado para este propósito (Huyghebaert, Quan y Sun, 2014; Hwang, Chung y Ku, 2013).

El enfoque descrito en este estudio se alinea con los requisitos estadísticos del acuerdo de Basilea III para la exposición al crédito minorista y con las directrices de las organizaciones internacionales sobre la estimación de la PD y el riesgo de microcrédito en el contexto de las crisis financieras globales presentes y futuras (Banco Mundial, 2015).

En este estudio, la PD se analiza utilizando dos procedimientos: regresión logística (LR) dentro del paquete de software Stata 15.0 (StataCorp LP, College Station, TX, EE. UU.) y redes neuronales artificiales (ANN) codificadas por Matlab R2016. Se incluye la LR porque controla y modela la heterogeneidad de los datos y permite una interpretación específica del tema. Por otra parte, las ANN, aplicadas a través del modelo perceptrón multicapa (MLP), facilitan la resolución de problemas no linealmente separables, registran el entrenamiento de funciones para encontrar la solución óptima, son capaces de reconocer patrones y se adaptan fácilmente a nuevos entornos (Zhang et al., 1998).

En teoría, la técnica estadística no paramétrica MLP debería proporcionar resultados más precisos que el método paramétrico clásico (LR). No obstante, existe evidencia empírica de que, dependiendo de la muestra tomada, ambos pueden proporcionar resultados significativos (Kumar y Ravi, 2007; Olson et al., 2012). Se supone que la superioridad teórica del MLP se debe a la alta complejidad, potencia computacional y capacidad de aprendizaje asociadas con el enfoque no paramétrico. Sin embargo, la transparencia de los modelos LR en términos de selección de variables y estructura temporal le otorga flexibilidad, lo que permite al investigador adaptar el modelo de acuerdo con los objetivos del estudio (Rodríguez y Stevenson, 2013). A la luz de estas consideraciones, un enfoque combinado que utilice técnicas paramétricas y no paramétricas podría minimizar los problemas teóricos asociados con cada técnica y proporcionar sinergias efectivas entre ellas.

Aplicando este enfoque, nuestro estudio se basa en un modelo de dos pasos de predicción de impago de préstamos para prestatarios de microcréditos. El objetivo principal de nuestro modelo LR es predecir la categoría de resultados para casos individuales, utilizando el modelo más conciso. Las variables se introducen siguiendo el orden descrito en nuestras investigaciones anteriores, y probando el ajuste obtenido después de incorporar cada coeficiente. Luego discutimos el modelo paramétrico (LR) y las variables incluidas, determinando las relaciones empíricas entre estos predictores y la PD (a través de los signos de sus coeficientes).

En el segundo paso de este proceso, desarrollamos la red neuronal del perceptrón multicapa (MLP) y la comparamos con la técnica paramétrica tradicional. Las redes neuronales son implementaciones específicas, implícitamente restringidas, de suavizadores

regulares, que son extensiones no lineales y no necesariamente aditivas del modelo LR (Blanco et al., 2013; Cubiles-De-La-Vega et al., 2013). Finalmente, describimos las características estadísticas de los mejores modelos de predicción obtenidos.

5. Muestra y Datos

El estudio se basa en datos de dos IMF que operan en Colombia y Bolivia. Estos países fueron elegidos para el análisis por varias razones. En primer lugar, la brecha financiera en América Latina y el Caribe es una de las más grandes del mundo (23 %). Además, América Latina tiene la relación más alta del mundo entre brecha financiera y demanda potencial (87 %). El sector de las microfinanzas se caracteriza por un alto grado de representatividad (WBG, 2019). Según el Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2017), más de 1000 IMF han otorgado préstamos por un total de 40 mil millones de dólares.

Colombia y Bolivia cuentan con una amplia experiencia en la actividad de las IMF, las cuales han logrado una alta tasa de penetración en ambos países. En Colombia, las IMF tienen una cartera combinada de 1.400 millones de dólares y atienden a 1,4 millones de clientes. En Bolivia, uno de cada tres prestatarios de pequeñas empresas recibe financiación de las IMF (BID, 2017). Organizaciones internacionales como la UE y el BID (2016), así como el Banco Mundial (2014), e investigadores como Lin y Sung (2017), han reportado que las IMF de Colombia promueven la actividad de las pequeñas empresas y la inclusión financiera como una prioridad de política pública, convirtiendo a Colombia en uno de los mejores entornos del mundo para que florezca la industria de las microfinanzas. Los estudios también han resaltado el dinamismo del mercado crediticio de Bolivia, donde las

IMF contribuyen al desarrollo de productos y la introducción de tecnología financiera avanzada tanto en áreas urbanas como rurales (CGAP, 2006; Ioannidou et al., 2015; Zeballos et al., 2014).

En los últimos años, Colombia ha mejorado sus marcos regulatorios, enfocándose en una supervisión prudente y fortaleciendo la medición y control del riesgo crediticio en las instituciones de microfinanzas (IMF) (Superintendencia Financiera de Colombia, 2016). De manera similar, Bolivia también ha avanzado en la regulación de las carteras de microcrédito y la supervisión de las actividades de microfinanzas.

Nuestro análisis de Bolivia se basa en información publicada por la Institución Financiera de Desarrollo de Bolivia (www.finrural.org.bo), que incluye 4.758 registros para el período 2012-2015. La cartera de crédito de esta IMF está compuesta principalmente por micro y pequeños empresarios de zonas semiurbanas, urbanas y rurales. Otorga tres tipos de préstamos (consumo, activo fijo y capital de trabajo) con un monto máximo de \$2500 y un plazo máximo de 24 meses. La institución es monitoreada por la Superintendencia Nacional de Bancos y Entidades Financieras.

Para Colombia, la información analizada se obtuvo de la base de datos publicada por Encumbra (www.encumbra.com.co), que contiene 2.627 observaciones para el período 2012-2015, con información sobre créditos a clientes de poblaciones de bajos ingresos, pequeñas empresas y aquellos con bajo acceso a la intermediación bancaria tradicional. Esta IMF ofrece tres productos crediticios (activos fijos, capital de trabajo y consumo) y otorga préstamos que van desde montos pequeños hasta 120 salarios mínimos legales mensuales vigentes, de acuerdo con los requisitos legales establecidos por la

Superintendencia Financiera de Colombia (Reg. No. 2014056513-007 del 13 de abril de 2015) y con una duración de 1 a 36 meses.

Estas dos instituciones de microfinanzas (IMF) son adecuadas para nuestros objetivos de investigación por las siguientes razones:

a) Proporcionan información completa sobre el comportamiento de pago de los clientes, incluyendo datos cualitativos y cuantitativos, junto con datos sociodemográficos, financieros y macroeconómicos. Esto se alinea con el enfoque utilizado por Blanco et al. (2013), Van Gool et al. (2009), y Karlan y Zinman (2011). Al centrarnos en un período de estudio de cuatro años, podemos analizar el impacto de variables específicas en el crecimiento de los préstamos de las IMF, como lo demuestran Shahriar y Garg (2017) y Shahriar et al. (2016).

b) Para cada IMF, tenemos datos de muestras seleccionadas aleatoriamente de carteras de préstamos que contienen todas las variables explicativas incluidas en el modelo.

c) Las observaciones tomadas de la base de datos de Colombia representan el 36 % de su cartera total de microcrédito, lo que la convierte en una muestra razonablemente representativa.

d) El sector de microfinanzas en Bolivia está integrado por bancos de microfinanzas, bancos múltiples, bancos PYME, cooperativas reguladas y mutuales, ONG e instituciones financieras de desarrollo, que en conjunto representan el 29,6 % de todas las operaciones de crédito del sistema financiero del país en 2019 (ASFI, 2019).

5.1 Variable dependiente

El modelo estadístico propuesto utiliza una variable ficticia como variable dependiente. El valor es 1 para préstamos que tienen al menos un atraso en el pago y que implican un costo para el prestamista, y 0 para préstamos sin demora en el pago que implique un costo adicional para el prestamista. Según BCBS (2017), un préstamo de una IMF se considera en mora después de un retraso en el pago de 90 días, pero algunos investigadores consideran que un retraso menor (30 días) implica un costo adicional para el prestamista (Blanco et al., 2013; Rayo et al., 2010; Schreiner, 2002).

Los costos adicionales para el prestamista generalmente vienen en forma de costos administrativos debido al trabajo adicional que implica monitorear y controlar los reembolsos de los préstamos atrasados.

Este documento sigue los criterios delineados en las regulaciones de Basilea III para medir el riesgo crediticio y las buenas prácticas en la gestión del riesgo. Basilea III proporciona un marco legal para las instituciones financieras globales, obligándolas a poseer activos suficientes para garantizar la solvencia y proteger los intereses de los depositantes y acreedores. Sin embargo, es necesario fortalecer aún más este marco regulatorio para permitir una respuesta oportuna y eficaz a los nuevos desafíos, especialmente a la luz de las posibles reducciones en los flujos financieros hacia los mercados emergentes y su impacto en la estabilidad financiera interna.

De acuerdo con las directrices proporcionadas por el Banco de Pagos Internacionales (BIS, 2015), nuestro estudio tiene como objetivo mejorar el enfoque convencional para la gestión del riesgo crediticio. Esto implica minimizar la discreción nacional y la

dependencia de las calificaciones crediticias externas, y en su lugar centrarse en el análisis de factores de riesgo específicos que sean fácilmente identificables, medibles y consistentes en diferentes jurisdicciones.

Además, la definición de incumplimiento propuesta en este documento se alinea con las regulaciones del sistema financiero de los dos países en consideración. Por ejemplo, el Reglamento No. 040, emitido en 2007 por la autoridad financiera colombiana (Superintendencia Financiera de Colombia), describe las reglas aplicables para la gestión del riesgo de microcrédito y define el incumplimiento como un retraso de un período de pago para préstamos con amortización mensual. De manera similar, la autoridad boliviana, ASFI, en su Reglamento No. 393 sobre servicios financieros, especifica los criterios para la supervisión basada en riesgos y el uso de métodos de medición del riesgo crediticio para las IMF. Define el incumplimiento como el impago 30 días después de la fecha de vencimiento para préstamos con pagos mensuales.

5.2 Variables explicativas

En este documento, investigamos cómo ciertas variables impactan la probabilidad de impago de préstamos de las instituciones de microfinanzas (IMF). Estudios previos (Altinbas y Akkaya, 2017; Serrano-Cinca et al., 2016; Hernández y Torero, 2016; Blanco et al., 2013; Cubiles-De-La-Vega et al., 2013; Rayo et al., 2010) han comparado modelos de calificación crediticia utilizando técnicas estadísticas tanto paramétricas como no paramétricas basadas en la Probabilidad de Incumplimiento (PD). Estos estudios sugieren que los métodos no paramétricos, como herramientas avanzadas de gestión del riesgo crediticio, representan con mayor precisión la solvencia de los clientes de las IMF. Además,

se ha observado que el análisis de variables cualitativas y macroeconómicas mejora el poder predictivo de los modelos de calificación crediticia (Santos et al., 2015; Baklouti, 2014; Bunn y Redwood, 2003).

En la Tabla 1 se presentan las variables de entrada analizadas en relación con la PD, categorizadas en variables idiosincrásicas que reflejan los valores individuales de los clientes y las IMF, y variables sistémicas que reflejan los valores del contexto socioeconómico. La selección de variables y el efecto esperado de cada variable se basan en los resultados de investigaciones anteriores sobre la calificación crediticia de las IMF. Un signo positivo para el estimador indica que la PD aumentará junto con un aumento en el valor de la variable explicativa.

Tabla 1. Variables independientes

VARIABLE	DESCRIPTOR	TYPE	CONCEPT	EXPECTED SIGN (β)
IDIOSYNCRATIC VARIABLES				
Non-financial variables				
Gender	GENDER	Dichotomous	0 = Male; 1 = Female	-
Marital status	MARITAL	Dichotomous	0 = Single; 1 = Married/Cohabiting	-
Age	AGE	Numerical	Age at the time of loan application	+
Business sector	SECTOR	Categorical	Area of economic activity: 0 = Trade; 1 = Industry; 2 = Services	-/+
Residence	ZONE	Dichotomous	0 = Urban; 1 = Rural	-
Employment situation	EMPT_SIT	Dichotomous	0 = Self-employed; 1 = Employed	-
Education	EDUCATION	Categorical	0 = High school; 1 = Technical qualification; 2 = University	-
Client history	HISTORY	Numerical	Number of continuous months as a MFI client	-
Creditworthiness	CR_WTH	Categorical	According to MFI, 0 = Normal; 1 = Some issues; 2 = Weak; 3 = Doubtful	+
Number of loans granted previously	LOAN_GRANT	Numerical	Number of loans granted previously by the MFI	-
Number of loan applications refused	LOAN_REF	Numerical	Number of loan applications refused previously by the MFI	+
Repayments unmet	UNPAID	Numerical	Number of payments in default	+
Payment delay	DELAY	Numerical	Loan delay (days)	+
Average arrears	ARREARS	Numerical	Average arrears (days)	+
Financial ratios				

VARIABLE	DESCRIPTOR	TYPE	CONCEPT	EXPECTED SIGN (β)
Liquidity turnover	R1	Numerical	Repayment capacity / Income x 360	+
Productivity	R2	Numerical	Gross income / Operating costs	-
Liquidity	R3	Numerical	Repayment capacity / Total liquid assets (%)	-
Debt ratio	R4	Numerical	Liability /(Liability + Equity) (%)	+
Leverage	R5	Numerical	Liability / Equity (%)	+
ROA (Return on assets)	R6	Numerical	Net income / Assets (%)	-
ROE (Return on equity)	R7	Numerical	Net income / Equity (%)	-
Loan variables				
Amount of loan	AMOUNT	Numerical	Amount of loan (USD)	+
Duration of loan	DURATION	Numerical	Number of monthly instalments	+
Purpose of loan	PURPOSE	Categorical	0 = Fixed assets; 1 = Working capital	-
Guarantee	GTEE	Dichotomous	0 = Personal guarantee; 1 = Secured loan	+
Interest rate	INT_RATE	Numerical	Monthly interest rate applied	+
Analyst's forecast	FORECAST	Dichotomous	MFI forecast until full repayment: 0 = No issues expected; 1 = Possible issues	+
SYSTEMIC VARIABLES				
Real GDP	GDP	Numerical	Annual variation in GDP (%).	-
Unemployment rate	UNEMPT	Numerical	Annual variation in national annual unemployment (%)	+
General stock exchange index	COLCAP	Numerical	Annual variation in national stock exchange Index (%)	-
Exchange rate	EX_RATE	Numerical	Annual variation in exchange rate (%)	+

5.3 Variables idiosincrásicas

Como se presenta en la Tabla 1, las variables idiosincrásicas específicas de cada prestatario en la cartera de microcrédito se clasifican en variables no financieras (específicas del cliente), ratios financieras (específicas de la IMF) y variables de préstamo (específicas del préstamo otorgado) siguiendo los trabajos de Lara-Rubio et al. (2017), Blanco-Oliver et al. (2016) e Irimia-Dieguez et al. (2015).

Con respecto a las variables no financieras, es ampliamente aceptado que las mujeres generalmente tienen una probabilidad de incumplimiento (PD) más baja de acuerdo con los modelos de calificación crediticia (Zeballos et al., 2014; Blanco et al., 2013; Schreiner, 2002), que se aplican comúnmente en los estudios de microfinanzas.

Entre las IMF analizadas en nuestro estudio, una proporción significativa de los clientes son mujeres. En consecuencia, anticipamos un impacto negativo de la variable Género en nuestro modelo. Zeballos et al. (2014) también consideran el estado civil como un factor idiosincrásico pertinente. Además, Beisland et al. (2019) y Cozarenco y Szafarz (2018) han señalado que la responsabilidad y la confiabilidad dentro del sistema financiero se promueven cuando existe un núcleo familiar fuerte. Por lo tanto, esperamos un impacto negativo de esta variable, lo que refleja el hecho de que los clientes de unidades familiares estables tienen una PD más baja.

Según Blanco et al. (2013), Rayo et al. (2010) y Boyes et al. (1989), la edad del cliente en el momento de la concesión del préstamo puede influir en la probabilidad de impago (PD). En este estudio se asigna un valor numérico a la edad del cliente y se espera un signo positivo. Esto refleja la creencia de que los clientes más jóvenes tienen mayor potencial de éxito empresarial y mayor probabilidad de cumplir con la devolución de sus obligaciones.

La actividad empresarial (sector) del prestatario también puede influir en la probabilidad de impago (Cubiles-de-la-Vega et al., 2013; Van Gool et al., 2012; Schereiner, 2004). Sin embargo, los resultados de nuestra investigación no nos permiten posicionarnos al respecto.

Gutiérrez-Nieto et al. (2016) y Rayo et al. (2010) concluyeron que los clientes que viven en áreas urbanas tienen más probabilidades de pagar sus deudas que aquellos que viven en áreas rurales más deprimidas con poco acceso a IMF. Por lo tanto, esperamos

obtener un signo negativo para la variable 'Zona', ya que ambas IMF examinadas operan principalmente en ciudades.

Van Gool et al. (2012) y Dinh y Kleimeier (2007) examinaron cómo la situación laboral del cliente (Empt_Sit) puede afectar la probabilidad de impago (PD) de los clientes de microcrédito. Rayo et al. (2010) descubrieron que los clientes con experiencia en la gestión de una microempresa como propietarios tienen menos probabilidades de incumplir el préstamo. De manera similar, Newman et al. (2014) observaron que la presencia de apoyo e interacción comercial entre la institución de microfinanzas (IMF) y sus clientes mejora el desempeño comercial de las microempresas. Con base en estos hallazgos, anticipamos un coeficiente negativo para el estimador relevante.

Además, según Lin et al. (2017) y Elloumi y Kammoun (2013), el riesgo de impago disminuye cuando los clientes de la IMF tienen niveles más altos de educación. Por lo tanto, también esperamos un coeficiente negativo para el estimador de Educación.

En este contexto, otro factor a considerar es la duración de la relación cliente-IMF (el estimador Historial) (Blanco et al., 2013; Gutiérrez-Nieto et al., 2016). La persistencia de la asociación cliente-IMF conduce al desarrollo de conocimiento, entendimiento y confianza entre las partes. Se espera que el estimador tenga un signo negativo, indicando que los clientes de largo plazo tienen más probabilidades de pagar sus préstamos correctamente y a tiempo, lo que lleva a una menor probabilidad de incumplimiento (PD).

Blanco et al. (2013) y Rayo et al. (2010) consideraron un indicador de la salud financiera o solvencia del cliente desde la perspectiva de la IMF y lo categorizaron en cuatro grupos: normal, algunos problemas, débil y dudoso. Se espera que un prestatario sin

problemas financieros tenga una PD más baja, lo que resulta en que este estimador tenga un signo positivo.

Al evaluar la información del cliente en el historial crediticio de la IMF, es importante considerar variables de préstamos como préstamos aprobados, solicitudes de préstamos rechazadas, demoras en los pagos y morosidad promedio. Estas variables pueden ayudar a predecir la probabilidad de que un cliente incumpla con un nuevo préstamo, además de los riesgos bancarios. Por ejemplo, el historial previo de préstamos de microfinanzas de un cliente indica su solvencia crediticia actual, por lo que esperamos un signo negativo para este estimador. Las otras variables reflejan cualquier morosidad y dificultades financieras en el historial crediticio del cliente, y la investigación ha demostrado su importancia para predecir la probabilidad de incumplimiento (Gutiérrez-Nieto et al., 2016; Rayo et al., 2010; Lara et al., 2017; Blanco et al., 2013).

El tema que nos ocupa se refiere a los ratios financieros considerados. Las IMF han enfrentado desafíos a la hora de evaluar la situación económica y financiera de sus clientes (Mester, 1997; Schreiner, 2002; Rayo et al., 2010), lo que ha dado como resultado una falta de ratios financieros para evaluar los factores que afectan la probabilidad de impago (PD) de los clientes de microcrédito. Sin embargo, en los últimos años se han logrado algunos avances para superar estos desafíos, lo que ha permitido a las IMF incluir información esencial sobre la liquidez, la solvencia, el capital y la rentabilidad de los prestatarios en sus evaluaciones crediticias. Este estudio se centra en siete ratios financieros que reflejan la estabilidad económica y financiera y que se utilizan ampliamente en la industria bancaria para evaluar y gestionar el riesgo crediticio.

La primera de estas ratios, R1, representa el número de días que tarda el negocio del cliente en recuperar su flujo de caja. Un valor más alto de esta ratio indica una menor probabilidad de que el cliente cumpla con sus obligaciones de pago (Blanco et al., 2013).

La ratio R2, que es la relación entre los ingresos brutos y los costes operativos del negocio, refleja su productividad y el nivel de consolidación dentro del estado de resultados. Anticipamos obtener un valor negativo para esta ratio.

Respecto al indicador de liquidez R3 (capacidad de pago/activos líquidos totales), en microfinanzas cuanto mayor sea la ratio de solvencia inmediata de la empresa, menor será la PD, por lo que esperamos obtener un signo negativo para este estimador (Blanco et al., 2013).

De manera similar, las ratios R4 y R5 miden el nivel de endeudamiento y apalancamiento de la empresa, respectivamente, reflejando el peso del endeudamiento en su estructura financiera. En microfinanzas, los prestatarios son especialmente sensibles al volumen de deuda, y al correspondiente riesgo de quiebra, por lo que esperamos obtener un signo positivo para cada uno de estos estimadores.

Las ratios de rentabilidad R6 (rendimiento de activos) y R7 (rendimiento de fondos propios) miden los beneficios obtenidos en relación con los activos y fondos propios empleados, respectivamente. Estas ratios financieras son ampliamente utilizadas en el análisis del riesgo financiero. Cubiles-de-la-Vega et al. (2013), Blanco et al. (2013) y Lara-Rubio et al. (2017) sugieren que se espera un signo negativo para ambos estimadores.

En términos de variables específicas de préstamos, "Monto" se refiere a la cantidad nominal del préstamo o al monto otorgado en la moneda actual. Investigaciones previas sobre calificación crediticia indican que los préstamos más pequeños están asociados con una menor probabilidad de incumplimiento (PD) en comparación con los más grandes (Greene, 1993; Vogelgesang, 2003; Viswanathan y Shanthi, 2017). Por lo tanto, anticipamos un signo positivo para esta variable. Además, de acuerdo con Yang et al. (2009) y Lieli y White (2010), creemos que un préstamo con una "Duración" más larga, lo que indica una mayor incertidumbre con respecto al reembolso, conduciría a un aumento en la PD. Por lo tanto, también esperamos obtener un signo positivo para este estimador.

Otra variable que se ha incluido en investigaciones anteriores es el destino del préstamo obtenido. Siguiendo a Blanco et al. (2013) y Cubiles-de-la-Vega (2013), esperamos obtener un signo negativo para esta variable, ya que destinar un mayor volumen de fondos prestados a la adquisición de activos fijos podría implicar una mayor probabilidad de impago (PD).

En el ámbito de las microfinanzas, las IMF suelen exigir garantías cuando un prestatario ha incurrido en mora en el pasado (Maes y Reed, 2012; Rayo et al., 2010). Se prevé un signo positivo para este estimador. En cuanto a la variable de interés, una tasa de interés alta haría más onerosa la devolución de la deuda, por lo que esperamos ver un signo positivo para este estimador (Vogelgesang, 2003).

Finalmente, Cubiles-De-La-Vega et al. (2013) y Blanco et al. (2013) reportaron que el pronóstico del analista, aunque subjetivo, es un factor significativo para determinar el

riesgo del microcrédito ya que refleja el conocimiento personalizado que tiene la IMF sobre el prestatario. Esperamos obtener un signo positivo para este estimador.

5.4 Variables sistémicas

En la primera sección se explicó que tanto las recomendaciones de organismos internacionales como los hallazgos de investigaciones previas han enfatizado la urgente necesidad de considerar factores sistémicos al momento de analizar el riesgo de incumplimiento. Esto se considera una mejora respecto del enfoque tradicional que solo se enfoca en factores idiosincrásicos. En este sentido, se espera que factores como el producto interno bruto (PIB) real y el COLCAP (el principal índice bursátil de la Bolsa de Valores de Colombia) afecten directamente la probabilidad de incumplimiento. Por lo tanto, estos factores se incluyen en nuestro estudio y anticipamos que tendrán un impacto negativo en las estimaciones correspondientes. Asimismo, se espera que un aumento en la tasa de desempleo (UNEMPT) disminuya los niveles de ingreso, aumentando así la probabilidad de incumplimiento. Como resultado, asignamos un signo positivo a esta variable.

Por último, se debe considerar el tipo de cambio (EX_RATE). Si el valor de la moneda local aumenta con respecto al dólar estadounidense, aumentará la PD y viceversa. Por lo tanto, esperamos obtener un valor positivo para esta variable.

5.5 Metodología estadística

Modelo de regresión logística binaria. Utilizamos un modelo de regresión logística binaria para analizar las características de la muestra del estudio, que incluía muchas variables explicativas categóricas. Este modelo nos ayudó a crear una variable de respuesta a la que

se le asignó un valor de 0 cuando el prestatario cumplió con el cronograma de pago del préstamo y un valor de 1 cuando el prestatario incumplió con el pago. El modelo de regresión logística puede formularse de la siguiente manera:

$$\text{Log} \left(\frac{p}{1-p} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_K X_K$$

donde p es la probabilidad de ocurrencia del evento de interés, en nuestro caso, el impago del crédito por parte de un cliente de microcrédito.

La estimación de máxima verosimilitud (EMV) transforma la variable dependiente en una función logarítmica, estima los coeficientes, determina el cambio necesario en los coeficientes para maximizar la verosimilitud y guarda una relación lineal con el logaritmo natural de probabilidades (odds ratio), mediante un proceso interactivo. Así, dado el valor de las variables independientes, la probabilidad indicada puede calcularse directamente, de la siguiente manera:

$$P = \frac{e^Z}{1 + e^Z} = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

Donde:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_1 X_1 + \beta_K X_K$$

Hemos considerado varios procedimientos de inferencia para probar la significancia estadística del modelo y la importancia individual de cada variable. La razón de verosimilitud (LR) puede utilizarse de manera efectiva en la toma de decisiones. Sin embargo, para comparar nuestro modelo con otras opciones, necesitamos establecer un umbral de probabilidad para categorizar a los usuarios de la aplicación en el rango de 0 a 1. Seleccionamos el umbral de probabilidad que minimiza el error de validación cruzada de

10 veces (Blanco et al., 2013) de los 99 valores posibles (0,01, 0,02, ..., 0,99). Esto dio como resultado umbrales de 0,50 para Bolivia y 0,48 para Colombia.

Modelo de red neuronal artificial: Las redes neuronales artificiales (RNA) se pueden utilizar para derivar una amplia variedad de modelos matemáticos no lineales, aplicables a muchos tipos de problemas estadísticos (Blanco et al., 2013). Una arquitectura particular dentro de las RNA es la del perceptrón multicapa (MLP), considerado un procedimiento de referencia entre los modelos no paramétricos (Bishop, 1995). Los MLP son el tipo de RNA más utilizado en estudios de actividades comerciales (Vellido et al., 1999; Zhang et al., 1998). Teniendo en cuenta esta investigación previa, aplicamos un perceptrón de tres capas en el que la capa de salida está compuesta por un nodo que proporciona la PD estimada de los clientes de las IMF. Este valor se calcula con la función de activación logística $g(u) = eu / (eu+1)$: también se utiliza en la capa oculta de este perceptrón de 3 capas $\{v_{ih}, i = 0,1,2, \dots, p, h = 1,2, \dots, H\}$, como los pesos sinápticos para las conexiones entre la entrada de tamaño p y la capa oculta, y $\{w_h, h = 0,1,2, \dots, H\}$ como los pesos sinápticos para las conexiones entre los nodos ocultos y el nodo de salida. Por lo tanto, la salida de la red neuronal a partir de un vector de entrada $(x_1, \dots, x_p)$ es:

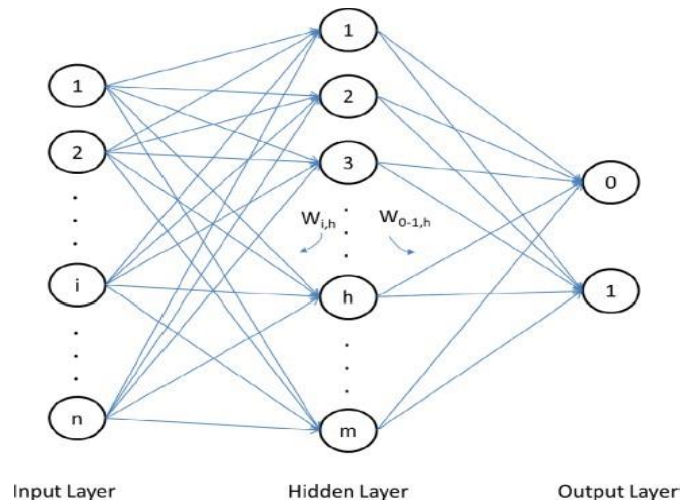
$$\hat{Y} = \left(w_0 + \sum_{h=1}^H w_h g(V_{0h} + \sum_{j=1}^p v_{jh} X_j) \right)$$

El resultado de este modelo proporciona una estimación de la probabilidad de incumplimiento (PD) para el vector de entrada correspondiente. La decisión final se puede

tomar comparando este resultado con un umbral, normalmente fijado en 0,5, para determinar si se debe declarar un incumplimiento si $\hat{y} > 0.5$.

La determinación del número óptimo de nodos ocultos, que es crucial para lograr el mejor rendimiento de la red (Kim, 2003), no tiene una regla general. Por lo general, el tamaño de la capa oculta se determina mediante experimentación o ensayo y error (Tang y Fishwick, 1993; Wong, 1991). En la Figura 1, la estructura típica de un modelo de perceptrón multicapa (MLP) ilustra cómo se realiza la formulación matemática para una red que consta de una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. El número de nodos ocultos determina la complejidad del modelo final, y una red más compleja no garantiza necesariamente mejores capacidades de generalización. Una estrategia comúnmente aceptada es seleccionar el tamaño de la capa oculta (H) en función de un estudio de validación previo (Hastie et al., 2001). En nuestro caso, el tamaño de la capa oculta (H) se determinó mediante una búsqueda de validación cruzada de 10 veces en el rango de {1, 2, ..., 20}. Finalmente, para los problemas de clasificación, la función de error adecuada es la de ajuste de máxima verosimilitud condicional (o de entropía) (Hastie et al., 2001).

Figura 1. Perceptrón multicapa de tres capas



6. Resultados empíricos

6.1 Estimación del modelo

Los datos del estudio analizaron el desempeño de dos carteras de IMF de Bolivia y Colombia, revelando la probabilidad de incumplimiento (PD) para cada caso. En Bolivia, el 39,49 % de la cartera total de préstamos se encontraba en mora, mientras que, en Colombia, la cifra correspondiente fue del 43,27 %. Sin embargo, estos valores pueden variar dependiendo del diseño de la variable dependiente (ver Sección 3).

La Tabla 2 presenta los resultados de la regresión logística (LR) realizada para las variables asociadas significativamente con la PD, mostrando sus coeficientes estimados transformados en *odds ratios* (OR) o valores exponenciales (β).

Tabla 2. Variables incluidas en el modelo de regresión logística
BOLIVIAN MFI

	B	S.E.	Wald	Sig.	Exp(B)
GENDER	-.280	.168	2.774	.096	.756
LOAN_GRANT	-.139	.164	.721	.004	.870
UNPAID	2.388	10.938	.056	.081	10.892
R1	.279	.789	.513	.000	1.322
AMOUNT	.001	.001	.713	.044	1.001
GTEE	5.537	4.329	0.636	.090	253.915
FORECAST	2.423	12.938	1.001	.081	11.280
Constant	-4.496	5.875	.000	.032	

COLOMBIAN MFI

	B	S.E.	Wald	Sig.	Exp(B)
GENDER	-1.751	54.120	1.001	.074	0.174
CLIENT_HIS	-.069	2.878	3.573	.081	0.933
DELAY	.059	7.378	3.501	.036	1.061
ARREARS	4.496	92.489	.286	.025	89.639
R3	-.065	1.365	1.225	.000	.937
R4	.023	3.079	.578	.039	1.024
R7	-.042	3.016	3.000	.089	.959
AMOUNT	.270	36.921	2.536	.042	1.310
INT_RATE	4.037	18.926	.998	.048	56.638
GTEE	5.427	42.180	1.761	.090	227.562
FORECAST	5.513	27.166	.542	.041	247.894
COLCAP	-.104	10.335	2.301	.020	.901
Constant	-3.446	40.725	.666	.000	

Los resultados que obtuvimos indican que los signos de todas las variables que fueron estadísticamente significativas en los dos modelos de calificación crediticia que consideramos coinciden con nuestras expectativas y con los hallazgos de investigaciones

anteriores, lo que valida la exhaustividad y la consistencia de nuestro análisis. Además, la evidencia empírica que presentamos ofrece nuevos conocimientos sobre el riesgo crediticio en las IMF.

En el estudio de la IMF boliviana, de las 31 variables analizadas, se encontró que siete eran significativas después de realizar ajustes por plausibilidad. Con base en el coeficiente de regresión beta, cinco variables tuvieron una influencia positiva en la PD, mientras que dos tuvieron una influencia negativa. Nuestros hallazgos indican que cinco variables (Número de pagos en mora, Índice de liquidez, Monto del préstamo, Garantías y Pronóstico del analista de crédito) se asociaron positivamente con la PD, mientras que dos variables (Género femenino y Número de préstamos otorgados previamente) se asociaron negativamente con la PD.

Los hallazgos de la IMF de Bolivia enfatizan el impacto de factores únicos en la PD. No se encontró evidencia de ningún efecto de factores sistémicos, posiblemente debido a su fuerte influencia en las variables idiosincráticas. Los resultados también indican que los factores relacionados con la operación crediticia afectan significativamente la PD, incluso más que las variables no financieras y las ratios financieras.

Los resultados para la IMF colombiana indican que, de las 31 variables analizadas, doce resultaron ser significativas. Específicamente, la mora total, la mora promedio, el índice de endeudamiento, el monto del préstamo, la tasa de interés, las garantías y el pronóstico del analista de crédito mostraron una asociación positiva con la PD. Por otro lado, el género femenino, el historial del cliente de la IMF, el índice de liquidez, el ROE y el COLCAP demostraron una asociación inversa con la PD.

Los resultados para Colombia, similares a los de Bolivia, muestran la influencia de factores únicos en la PD. En Colombia, a diferencia de Bolivia, las variables significativas relacionadas con la institución de microfinanzas (IMF) y la operación de crédito son muy similares en número (seis y cinco, respectivamente) y tienen un impacto mucho mayor en comparación con las variables relacionadas con el cliente (donde solo el género es significativo). Además, los datos para Colombia solo reflejan la influencia de una variable sistémica: el índice bursátil COLCAP.

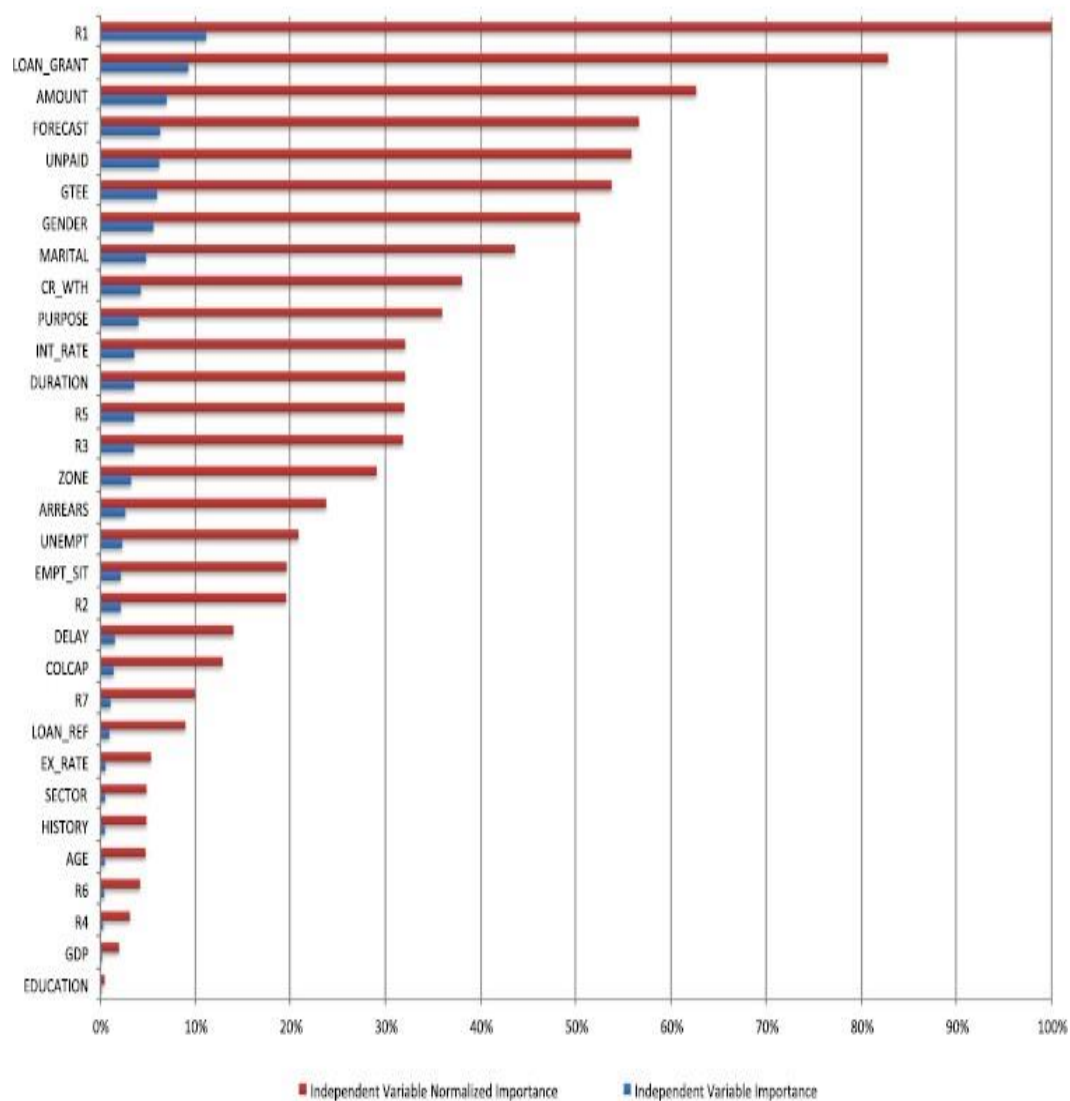
De este modo, se identificaron cuatro variables significativas tanto en Bolivia como en Colombia, todas ellas con una asociación positiva con la PD. Estas variables incluyen el género masculino, el monto del préstamo, la presencia de una garantía de préstamo y el pronóstico del analista de crédito. Estos resultados indican la solidez y confiabilidad de los hallazgos.

Aunque el análisis de regresión logística (LR) no proporcionó evidencia empírica de influencia significativa de las otras variables del estudio, los resultados de la red neuronal (perceptrón multicapa o MLP) confirman la presencia de esta influencia en todos los casos.

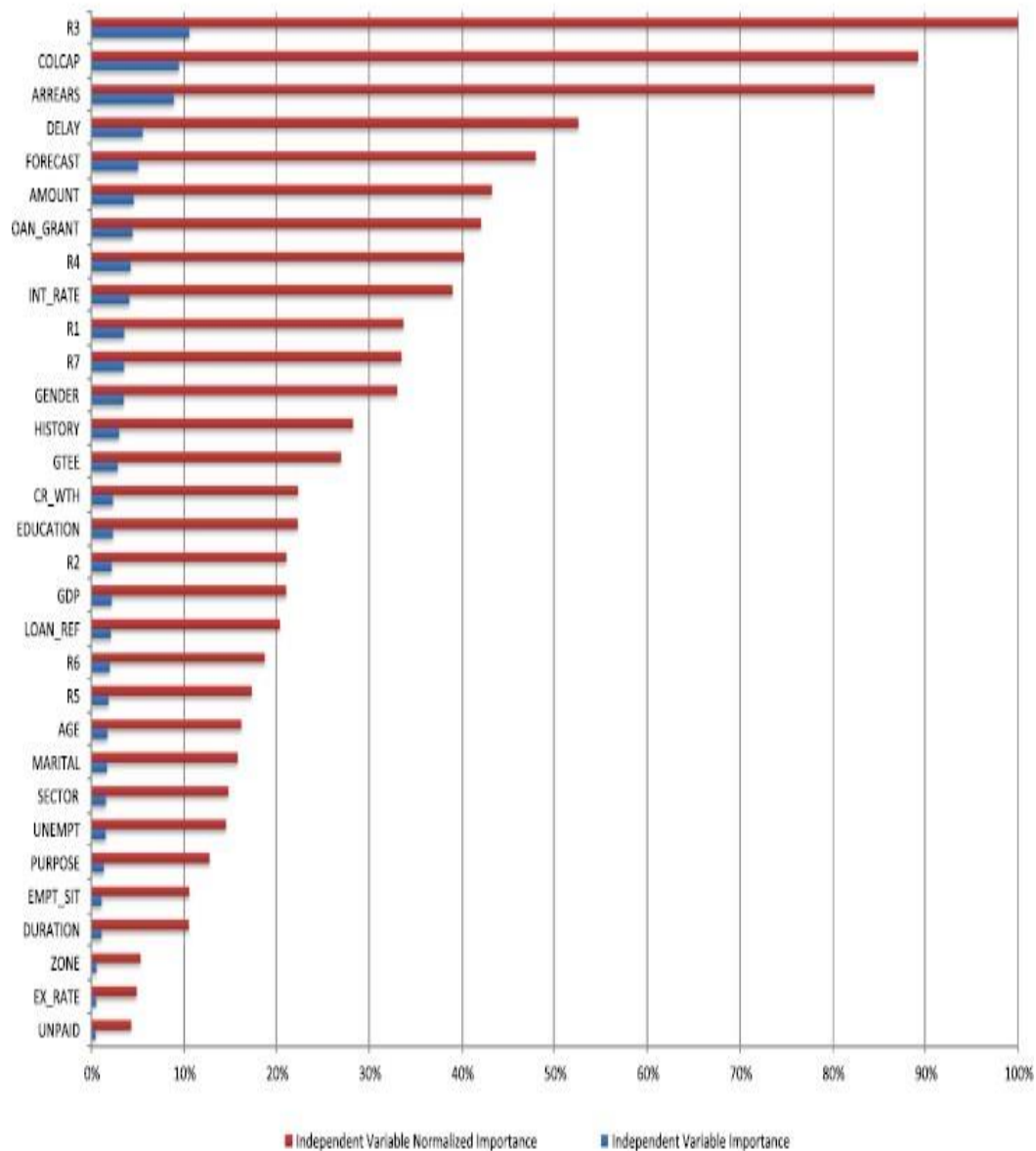
En el MLP, los pesos más fuertes se asignaron a las variables que fueron significativas en el modelo LR (ver Figura 2). Considerando la importancia normalizada de estas variables, esto implica que las variables significativas en la Tabla 2 son las más explicativas para la PD.

Figura 2. Pesos e importancia relativa de las variables en el modelo de red neuronal

BOLIVIAN MFI



COLOMBIAN MFI



Finalmente, en la Tabla 3 se pueden observar los porcentajes de clasificación para las muestras de entrenamiento y validación para Bolivia y Colombia. Se utilizaron puntos de corte óptimos de 0,50 y 0,48, respectivamente. Estos resultados, junto con los valores de sensibilidad y especificidad correspondientes, indican que el modelo tiene excelentes

capacidades predictivas. Es claro que, en ambas muestras, la red neuronal proporciona una mayor precisión predictiva que la LR.

La Figura 3 muestra el área bajo la curva ROC, que va de 0,5 a 1. Un valor de 1 representa una discriminación perfecta, mientras que 0,5 indica que el modelo carece de capacidad predictiva y no funciona mejor que el azar. En ambos casos, la curva ROC se acerca mucho a la esquina superior izquierda del gráfico, lo que demuestra que discrimina de manera efectiva entre los dos grupos de clientes de las IMF: los que cumplen con el cronograma de pago y los que están en mora.

Tabla 3. Matriz de clasificación, muestras de Bolivia y Colombia
BOLIVIA

Sample Logistic regression		Correctly predicted		
		0	1	(%)
Training (75 %)	0	1175	129	90.11
	1	28	2232	98.76
	Overall			95.59
Testing (25 %)	0	378	45	89.36
	1	12	759	98.44
	Overall			95.23

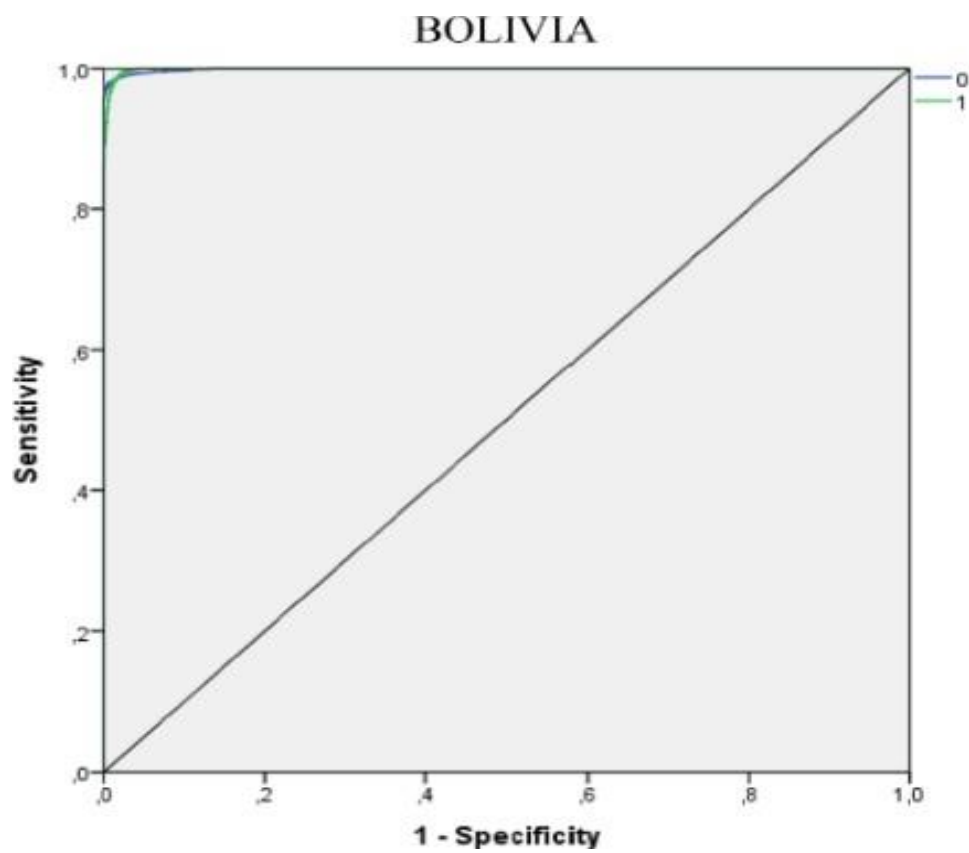
Sample Multilayer perceptron		Correctly predicted		
		0	1	(%)
Training (75 %)	0	1279	25	98.08
	1	18	2242	99.20
	Overall			98.79
Testing (25 %)	0	414	9	97.87
	1	10	761	98.70
	Overall			98.41

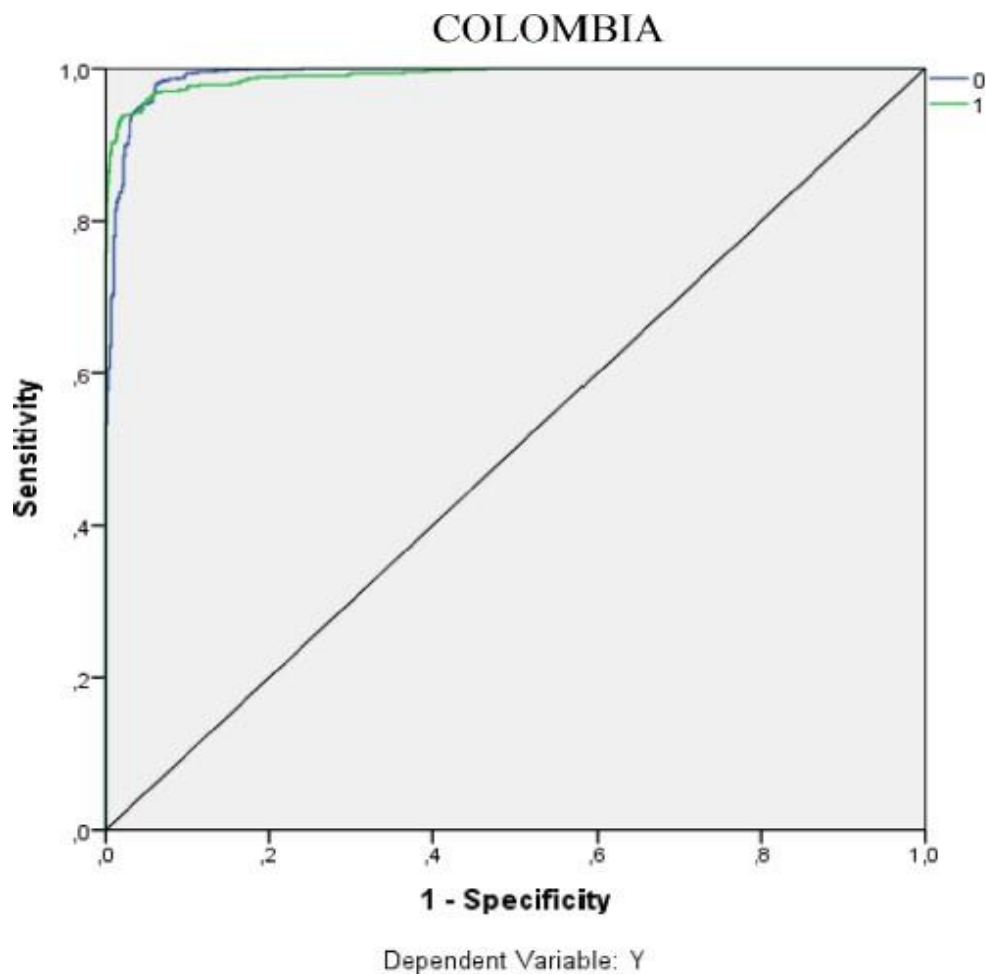
COLOMBIA

Sample Logistic regression		Correctly predicted		
		0	1	0
Training (75 %)	0	1480	43	97.18
	1	51	411	88.96
	Overall			95.26
<u>Testing (25 %)</u>	0	480	17	96.58

%)	1	18	125	87.41
	Overall			94.53
Sample Multilayer perceptron		0	1	Correctly predicted (%)
Training (75 %)	0	1506	17	98.88
	1	42	420	90.91
	Overall			97.03
Testing (25 %)	0	488	9	98.19
	1	13	130	90.91

Figura 3. Área bajo la curva (ROC)





6.2 Discusión

Los resultados obtenidos representan un avance con respecto a investigaciones anteriores, ofreciendo información valiosa para gerentes de IMF, instituciones regulatorias, analistas financieros, académicos, formuladores de políticas y solicitantes de microcrédito que buscan iniciar un negocio. Nuestra metodología es innovadora, ya que aplicamos las recomendaciones de Basilea III (BCBS, 2017) a las IMF.

En el caso de las IMF en Bolivia, nuestros resultados demuestran cinco variables idiosincrásicas que están asociadas positivamente con la PD (probabilidad de incumplimiento). Estas incluyen el monto del préstamo, el número de pagos atrasados, la

garantía del préstamo proporcionada y la evaluación del analista de crédito sobre la solvencia del cliente. Además, encontramos dos variables idiosincrásicas que están asociadas inversamente con la PD: el género del prestatario y el número de préstamos otorgados previamente.

Los resultados para Colombia indican que cuatro variables (género masculino, monto del préstamo, presencia de una garantía de préstamo y pronóstico del analista) tienen una influencia similar a la observada en Bolivia. Sin embargo, nuestros hallazgos también revelan la influencia en la probabilidad de impago (PD) de otros factores que son específicos de Colombia y para los cuales no se encontró evidencia en Bolivia. Estos incluyen la asociación positiva con el retraso en los pagos, la morosidad promedio, la tasa de interés y el índice de endeudamiento.

Nuestros hallazgos son únicos en comparación con investigaciones anteriores, ya que proporcionamos evidencia específica sobre los casos de Bolivia y Colombia. Además, nuestros resultados se basan en las conclusiones de estudios previos sobre el riesgo de impago. Algunos autores (Zeballos et al., 2014; Schreiner, 2002) concluyeron que las mujeres tenían una PD más baja, pero no estudiaron el caso específico de la industria de las microfinanzas en Colombia y Bolivia. Nuestros resultados muestran que los hombres tienen un riesgo de impago más bajo en la industria de las microfinanzas, lo cual es un hallazgo nuevo. Sin embargo, el efecto del género sobre el riesgo de impago parece diferir entre Colombia y Bolivia, lo que sugiere que puede depender del contexto socioeconómico del país, lo que es un hallazgo novedoso. De manera similar, nuestros resultados sobre el efecto de la solvencia crediticia se basan en los hallazgos de Rayo (2010), ya que hemos obtenido evidencia que muestra que un prestatario sin problemas financieros tiene una PD más baja.

Los hallazgos sobre los retrasos en los pagos y las evaluaciones de los analistas se alinean con investigaciones previas de Gutiérrez-Nieto (2016) y Lara et al (2017). Estos resultados ofrecen nuevos conocimientos sobre los contextos específicos de Bolivia y Colombia, que no se habían estudiado ampliamente antes. Además, nuestra investigación respalda la noción previa de que los préstamos más pequeños están asociados con menores retrasos en los pagos en comparación con los más grandes (Greene, 1993; Vogelgesang, 2003; Viswanathan y Shanthi, 2017).

Asimismo, nuestros hallazgos son consistentes con estas observaciones y aportan nuevo conocimiento a los casos específicos de Bolivia y Colombia. Además, nuestros resultados se basan en el trabajo de Maes y Reed (2012) al proporcionar evidencia sobre el impacto de las garantías en el riesgo de incumplimiento, mientras que anteriormente habían concluido que las garantías suelen ser requeridas por las instituciones de microfinanzas cuando un prestatario ha incumplido previamente. De manera similar, nuestros resultados sobre los pronósticos de los analistas están alineados con la investigación de Cubiles-De-La-Vega et al. (2013) y Blanco et al. (2013), aunque estos estudios no se centraron en los contextos específicos de Bolivia y Colombia.

Nuestro estudio revela una relación positiva entre cuatro variables y el incumplimiento: retraso en los pagos, morosidad promedio, tasa de interés y ratio de endeudamiento. Esto se basa en investigaciones previas de autores como Mester (1997), Schreiner (2002), Gutiérrez-Nieto (2017) y Vogelgesang (2003), quienes han explorado la influencia de las ratios financieras, el efecto de los retrasos en los pagos sobre el incumplimiento y la relación de las tasas de interés con el riesgo de incumplimiento en la industria de las microfinanzas.

Los resultados de nuestro estudio sugieren que, a pesar de las recomendaciones de organismos internacionales e investigaciones previas, las variables sistémicas tienen una menor influencia en el riesgo de impago en la industria de las microfinanzas en comparación con las variables idiosincrásicas. Las variables idiosincrásicas, como el monto del préstamo, los retrasos en los pagos, las garantías y la evaluación de los analistas, tienen un mayor impacto en el riesgo de impago. Esta conclusión contrasta con el énfasis puesto en las variables sistémicas por organismos internacionales e investigaciones previas (Navarro et al., 2020; Lara-Rubio et al., 2017; EU, 2015; FMI, 2015; Banco Mundial 2014; Elgin y Uras, 2013; Castro, 2013; Schularick y Taylor, 2012).

6.3 Conclusiones

Este trabajo presenta un estudio empírico de las carteras de microcrédito en las IMF que operan en Bolivia y Colombia entre 2012 y 2015. El estudio utilizó un modelo de regresión logística y una red neuronal para analizar los datos en el marco de las regulaciones de Basilea III. Los resultados enfatizaron el impacto de las variables idiosincrásicas y sistémicas en la PD.

Para las IMF en Bolivia, los resultados indicaron que cinco variables idiosincrásicas estaban correlacionadas positivamente con la PD. Estas variables incluyen el monto del préstamo, el número de pagos en mora, la garantía del préstamo ofrecida y la evaluación del analista de crédito sobre la solvencia del cliente. En otras palabras, el riesgo de impago del microcrédito es mayor cuando el monto del préstamo y el número de cuentas morosas son altos, la garantía está comprometida y el analista prevé problemas de pago. Además, se

encontró que dos variables idiosincráticas estaban inversamente asociadas con la PD: el género del prestatario y el número de préstamos previamente otorgados.

Estos hallazgos podrían ser útiles para las IMF, los organismos reguladores y los encargados de formular políticas, quienes pueden utilizar esta información para identificar a los clientes que son más vulnerables y las operaciones que plantean mayores riesgos. Esto puede ayudar a reducir la probabilidad de incumplimiento en tiempos de crisis, como la actual pandemia de COVID-19.

En concreto, los resultados indican que las políticas gubernamentales para abordar la crisis económica son más necesarias para las IMF cuyos clientes ofrecen más garantías y tienen mayores retrasos en los pagos. Esto también debe tener en cuenta las evaluaciones de los analistas financieros sobre la solvencia crediticia del prestatario.

En el caso de Colombia, los resultados muestran que cuatro variables (género masculino, monto del préstamo, existencia de una garantía de préstamo y pronóstico del analista) tienen una influencia similar en las tasas de incumplimiento a la observada en Bolivia. Esto sugiere que el impacto negativo de estos factores en las tasas de incumplimiento puede no depender del contexto socioeconómico o el marco regulatorio del país del prestatario, sino que podría ser común entre las economías emergentes.

Por lo tanto, desde una perspectiva de política pública, estos hallazgos sugieren la necesidad de contar con estrategias internacionales comunes para todos los países de América Latina con el objetivo de mitigar el riesgo de impago de las IMF cuyos clientes tienen mayores retrasos en los pagos y mayores garantías. En particular, nuestros hallazgos

sugieren que las instituciones reguladoras deberían desarrollar medidas de control basadas en las variables específicas de cada caso de IMF.

Los resultados de nuestra investigación también muestran que la PD está influenciada por factores específicos de Colombia, que no se encontraron en Bolivia. Estos factores incluyen una asociación positiva con la demora en los pagos, la morosidad promedio, la tasa de interés y el índice de endeudamiento. Los valores más altos de estas variables corresponden a una mayor PD. Además, observamos una asociación negativa entre la PD y ciertas variables de la industria de microfinanzas colombiana, como el género femenino, el historial de los clientes de las IMF, el índice de liquidez, el índice de ROE (variables idiosincrásicas) y el índice general de la bolsa de valores (variable sistémica).

Así, en Colombia, a diferencia de Bolivia, el número de variables influyentes relacionadas con la institución es muy similar al número de variables relacionadas con la operación de crédito, y su impacto es mayor que el de las variables relacionadas con el cliente (sólo la variable género tiene importancia). En Colombia, el número de variables influyentes relacionadas con la institución es muy similar al número de variables relacionadas con la operación crediticia, y su impacto es mayor que el de las variables relacionadas con el cliente. La única variable con signo diferente es la variable de género, a diferencia de Bolivia.

En concreto, hemos determinado las variables clave que pueden predecir significativamente el impago del crédito en el contexto de las microfinanzas con un alto nivel de efectividad utilizando regresión logística.

Además, hemos avanzado con respecto a la literatura previa al confirmar la precisión predictiva utilizando una técnica de modelado no paramétrico, como la ANN. Esta técnica también nos ayuda a identificar la importancia relativa de los impulsores claves.

Los resultados de nuestro estudio muestran que hay tres tipos de factores idiosincrásicos que influyen en el incumplimiento de las IMF. En concreto, encontramos que las variables relacionadas con la IMF y las características del crédito tienen una mayor capacidad predictiva que las variables relacionadas con el cliente. No encontramos evidencia empírica de ningún efecto de las variables sistémicas sobre el incumplimiento de los microcréditos, a excepción del índice bursátil general en el caso de Colombia.

Con base en nuestra investigación, descubrimos que IMF pueden mejorar su eficiencia crediticia, rentabilidad y desempeño al enfocarse en ciertos factores dentro de la institución. En particular, deben prestar atención al monto del préstamo, las garantías proporcionadas y la evaluación del analista de crédito para reducir el riesgo de impago del préstamo. Además, nuestros hallazgos sugieren que priorizar a las prestatarias femeninas sobre los clientes masculinos podría ser beneficioso. Para minimizar el riesgo de impago, los analistas deben realizar un estudio detallado de los clientes con montos de préstamo más altos y garantías más altas. Además, es importante realizar análisis de riesgo separados para prestatarios masculinos y femeninos, teniendo en cuenta el contexto socioeconómico del país donde opera la IMF.

En nuestra opinión, los resultados de este estudio serían beneficiosos para los organismos reguladores y los encargados de formular políticas, ya que permiten identificar las IMF y los tipos de operaciones crediticias que pueden verse más afectados por crisis

económicas como la derivada de la pandemia de COVID-19. Además, nuestras conclusiones sugieren la necesidad de realizar más investigaciones, incluido el análisis de casos específicos en otros países de América Latina, un estudio sectorial de las actividades de los prestamistas y un examen del impacto de la crisis económica en la influencia de variables idiosincrásicas.

6.4 Declaración de disponibilidad de datos

Los datos que respaldan los hallazgos de este estudio están disponibles a pedido del autor correspondiente.

7 Referencias

- Altinbas, H., & Akkaka G. C. (2017). Improving the performance of statistical learning methods with a combined meta-heuristic for consumer credit risk assessment. *Risk Management*, 19(4), 255–280.
- ASFI, Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero. (2019). *Principales Indicadores Financieros*, Available at: www.asfi.gob.bo/index.php/int-fin-estadisticas/int-fin-principales-indicadores-financieros.html (accessed 20 February 2020)
- Baklouti, I. (2014). A psychological approach to microfinance credit scoring via a classification and regression tree. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 21(4), 193–208.
- BIS. Bank for International Settlements. (2015). *85th Annual Report*.
- Blanco, A., Pino-Mejías, R., Lara, J., & Rayo, S. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 356–364.
- Blanco-Oliver, A., Irimia-Dieguez, A., & Oliver-Alfonso, M. D. (2016). Hybrid model using logit and nonparametric methods for predicting micro-entity failure. *Investment Management and Financial Innovations*, 13(3), 35–46.

- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2006). *International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework*.
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2011). *A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems revised version June 2011*.
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2017). *Basel III: Finalising Post-Crisis Reforms*.
- Beisland, L. A., Déspallier, B., & Mersland, R. (2019). The Commercialization of the Microfinance Industry: Is There a “Personal Mission Drift” Among Credit Officers? *Journal of Business Ethics*, 158(1), 119–134.
- Bluhm, C., Overbeck, L., & Wagner, C. (2003). *An Introduction to Credit Risk Modeling*. Chapman and Hall/CRC, Boca Raton.
- Bohoslavsky, J. P., & Rulli, M. (2020). Covid-19, international financial institutions and the continuity of androcentric policies in Latin America. *Revista Estudos Feministas*, 28(2).
- Boyes, W. J., Hoffman, D. L., & Low, S. A. (1989). A Econometric Analysis of the Bank Credit Scoring Problem. *Journal of Econometrics*, 40, 3–14.
- Bunn, P., & Redwood, V. (2003). *Company accounts-based modelling of business failures and the implications for financial stability*. Bank of England Working Paper No. 210.
- Castro, V. (2013). Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI. *Economic Modelling*, 31, 672–683.
- CGAP. Consultative Group to Assist the Poor. (2006). *Competition and Microcredit Interest Rates*. Available at: www.cgap.org/research/publication/competition-and-microcredit-interest-rates (accessed 22 December 2019).
- CGAP. Consultative Group to Assist the Poor. (2018). *Financial Inclusion Insights 2018*. Available at: <https://www.cgap.org/research/slide-deck/financial-inclusion-insights-2018> (accessed 10 December 2019).
- Chen, J., Chang, A. Y., & Bruton, G. D. (2017). Microfinance: Where are we today and where should the research go in the future? *International Small Business Journal* 35(7), 793–802.

- Cozarenco, A. & Szafarz, A. (2018). Gender biases in bank lending: lessons from microcredit in France. *Journal of Business Ethics*, 147(3), 631–650.
- Cubiles-de-la-Vega, M. D., Blanco, A., Pino, R., & Lara, J. (2013). Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on Statistical Learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 40(17), 6910–6917.
- Dihn, T., & Kleimeier, S. (2007) A credit scoring model for Vietnam's retail banking market. *International Review of Financial Analysis*, 16(5), 471–495.
- Dube, A., & Kamath, R. (2019). Microfinance Group Processes and Crises: Responses to Economic and Psychological Threats. *The Journal of Development Studies*, 55(10), 2273–2285.
- Elgin, C., & Uras, B. R. (2013). Public debt, sovereign default risk and shadow economy. *Journal of Financial Stability*, 9(4), 628–640.
- Elloumi, A., & Kammoun, A. (2013). Les déterminants de la performance de remboursement des microcrédits en Tunisie. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 84, 267–287.
- European Union. (2015). *Stability and Growth Pact. Strasbourg: European and Financial Affairs*.
- Gicić, A., & Subasi, A. (2019). Credit scoring for a microcredit data set using the synthetic minority oversampling technique and ensemble classifiers. *Expert Systems*, 36(2), e12363.
- Greene, W. H. (1993). *A Statistical Model for Credit Scoring*. NYU Working Paper No. EC-92-29.
- Gordy, M. B. (2003). A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules. *Journal of Financial Intermediation*, 12(3), 199–232.
- Gutiérrez-Nieto, B., Serrano-Cinca, C., & Camón-Cala, J. (2016). A credit score system for socially responsible lending. *Journal of Business Ethics*, 133(4), 691–701.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. H. (2001). *The Elements of Statistical Learning*. Springer Verlag.
- Hernandez, M. A., & Torero, M. (2014). Parametric versus nonparametric methods in risk scoring: an application to microcredit. *Empirical Economics*, 46(3), 1057–1079.

- Huyghebaert, N., Quan, Q., & Sun, L. (2014). Financing decisions after partial privatization in China: Can a stock market quotation really provide discipline? *Journal of Financial Intermediation*, 23(1), 27–46.
- Hwang, R., Chung, H., & Ku, J. (2013). Predicting recurrent financial distresses with autocorrelation structure: an empirical analysis from an emerging market. *Journal of Financial Services Research*, 43(3), 321–341.
- Inekwe, J. N. (2019). Lending risk in MFIs: The extreme bounds of microeconomic and macroeconomic factors. *Journal of Small Business Management*, 57(2), 538–558.
- Inter-American Development Bank. (2020). *Global Microscope 2020: The role of financial inclusion in the Covid-19 response*. <https://www.centerforfinancialinclusion.org/global-microscope-2020>
- Inter-American Development Bank. (2017). *Global Microscope 2016: The enabling environment for financial inclusion*. <https://www.iadb.org/es>
- International Monetary Fund. IMF. (2015). *World Economic Outlook. Uneven Growth. Short-and Long Term Factors*.
- Ioannidou, V., Ongena, S., & Peydro, J. L. (2015). Monetary policy, risk-taking, and pricing: evidence from a quasi-natural experiment. *Review of Finance*, 19(1), 95–144.
- Irimia-Dieiguez, A., Blanco-Oliver, A., & Vazquez-Cueto, M. J. (2015). A comparison of classification/regression trees and logistic regression in failure model. *Procedia Economics and Finance*, 23, 9–14.
- Karlan, D., & Zinman, J. (2011). Microcredit in theory and practice: Using randomized credit scoring for impact evaluation. *Science*, 332(6035), 1278–1284.
- Kim, K. J. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing*, 55(1-2), 307–319.
- Kiruthika & Dilsha, M. (2015) A Neural Network Approach for Microfinance Credit Scoring. *Journal of Statistics and Management Systems*, 18(1-2), 121–138.
- Kleimeier, S. & Dinh, T. (2007). Credit scoring model for Vietnam's retail banking market. *International Review of Financial Analysis*, 16(5), 471–495.

- Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1–28.
- Lara-Rubio, J., Blanco-Oliver, A., & Pino-Mejías, R. (2017). Promoting entrepreneurship at the base of the social pyramid via pricing systems: a case study. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 24(1), 12–28.
- Lieli, R. P., & White, H. (2010). The construction of empirical credit scoring rules based on maximization principles. *Journal of Econometrics*, 157, 110–119.
- Lin, J., & Sung, J. (2017). Comparative study of the regulatory framework on microfinance. *Journal of Basic and Applied Research*, 3(2), 53–58.
- Lin, X., Li, X., & Zheng, Z. (2017). Evaluating borrower's default risk in peer-to-peer lending: evidence from a lending platform in China. *Applied Economics*, 49(35), 3538–3545.
- Maes, J. P., & Reed, L. R. (2012). *State of the Microcredit Summit Campaign Report 2012. Microcredit Summit Campaign, Washington, DC.*
- Mester, L. J. (1997). What's the point of credit scoring? *Business Review*, 3(Sep/Oct), 3–16.
- Moradi, S., & Mokhatab Rafiei, F. (2019). A dynamic credit risk assessment model with data mining techniques: evidence from Iranian banks. *Financial Innovation* 5(15), 1–27.
- Navarro-Galera, A., Lara-Rubio, J., Buendía-Carrillo, D., & Rayo-Cantón, S. (2017). What can increase the default risk in local governments? *International Review of Administrative Sciences*, 83(2), 397–419.
- Newman, A., Schwarz, S., & Borgia, D. (2014). How does microfinance enhance entrepreneurial outcomes in emerging economies? The mediating mechanisms of psychological and social capital. *International Small Business Journal* 32(2), 158–179.
- Olson, D. L., Denle, D., & Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52(2), 464–473.

- Pérez-Martín, A., Pérez-Torregrosa, A., Rabasa, A., & Vaca, M. (2020). Feature Selection to Optimize Credit Banking Risk Evaluation Decisions for the Example of Home Equity Loans. *Mathematics*, 8(11), 1971.
- Rahman, M. W., & Luo, J. (2011). The development perspective of finance and microfinance sector in China: How far is microfinance regulations. *International Journal of Economics and Finance* 3(1), 160–170.
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). A Credit Scoring Model for Institutions of Microfinance under the Basel II Normative. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science* 15(28), 89–124.
- Reinke, J. (1998). How to lend like mad and make a profit: A micro-credit paradigm versus the start-up fund in South Africa. *Journal of Development Studies*, 34(3), 44–61.
- Rhyne, E., & Christen. R. (1999). *Microfinance enters the marketplace*. Washington, DC: USAID.
- Rodrigues, B. D., & Stevenson, M. J. (2013). Takeover prediction using forecast combinations. *International Journal of Forecasting*, 29(4), 628–641.
- Santos, R., Schröter-Schlaack, C., Antunes, P., Ring, I., & Clemente, P. (2015). Reviewing the role of habitat banking and tradable development rights in the conservation policy mix. *Environmental Conservation*, 42(4), 294–305.
- Schreiner, M. (2002), Aspects of outreach: A framework for discussion of the social benefits of microfinance. *Journal of International Development*, 14(5), 591–603.
- Schularick, M., & Taylor, A. M. (2012). Credit booms gone bust: Monetary policy, leverage cycles, and financial crises, 1870-2008. *American Economic Review*, 102(2), 1029–61.
- Shahriar, A. Z. M., Schwarz, S., & Newman, A. (2016). Profit orientation of microfinance institutions and provision of financial capital to business start-ups. *International Small Business Journal*, 34(4), 532–552.
- Shahriar, A. Z. M., & Garg, M. (2017). Lender–entrepreneur relationships and credit risk: A global analysis of microfinance institutions. *International Small Business Journal*, 35(7), 829–854.
- Sharma, M., & Zeller, M. (1997). Repayment performance in group-based credit programs in Bangladesh: An empirical analysis. *World Development*, 25(10), 1731–1742.

- Serrano-Cinca, C., Gutiérrez-Nieto, B., & Reyes, N. M. (2016). A social and environmental approach to microfinance credit scoring. *Journal of Cleaner Production*, 112, 3504–3513.
- Shi, B., Zhao, X., Wu, B., & Dong, Y. (2019). Credit rating and microfinance lending decisions based on loss given default (LGD). *Finance Research Letters*, 30, 124–129.
- Superintendencia Financiera de Colombia. (2016). Financial Inclusion Report 2016 Available at: www.superfinanciera.gov.co/inicio/informes-y-cifras/informes/10085394 (accessed 19 January 2019).
- Tang, Z., & Fishwick, P. A. (1993). Feedforward neural nets as models for time series forecasting. *ORSA journal on computing*, 5(4), 374–385.
- Union Nations. (2016). *Economic Survey of Latin America and the Caribbean 2016: The 2030 Agenda for Sustainable Development and the challenges of financing for development*.
- United State Agency International Development. USAID. (2011). *Evaluation Policy. Evaluation. Learning From Experience*. Washington, DC.
- US Department of the Treasury. (2013). *Initiatives about Debt Limit*. Washington, DC: *State and Local Government Series*.
- Van Gool. J., Verbeke, W., Sercu, P., & Baesens, B. (2012). Credit scoring for microfinance: is it worth it? *International Journal of Finance and Economics*, 17(2), 103–123.
- Vellido, A., Lisboa, P. J., & Vaughan, J. (1999). Neural networks in business: a survey of applications (1992–1998). *Expert Systems with Applications*, 17(1), 51–70.
- Viganò, L. (1993). Credit scoring model for development banks: An African case study. *Savings and Development*, 17(4), 441–482.
- Viswanathan, P. K., & Shanthi, S. K. (2017). Modelling credit default in microfinance—an Indian case study. *Journal of Emerging Market Finance*, 16(3), 246–258.
- Vogelgesang, U. (2003). Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behavior. *World Development*, 31(12), 2085–2114.
- World Bank. (2014). *World Bank Annual Report 2014*. Washington, DC: World Bank.

- World Bank. (2016). *World Bank Annual Report 2016*. Washington, DC: World Bank.
- World Bank. (2017). *World Bank Annual Report 2017*. Washington, DC: World Bank.
- Worldwide Bank. (2015). *World Governance Indicators*. Washington, DC: Worldwide Governance Indicators.
- Wang, H., Forbes, C. S., Fenech, J. P., & Vaz, J. (2020). The determinants of bank loan recovery rates in good times and bad—New evidence. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 177, 875–897.
- Wong, F. S. (1991). Time series forecasting using backpropagation neural networks. *Neurocomputing*, 2(4), 147–159.
- Yang, Y., Nie, G., & Zhang, L. (2009). Retail exposures credit scoring models for Chinese commercial banks. In: *International Conference on Computational Science* (633–642). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Zafra-Gómez, J. L., López-Hernández, A. M., & Hernández-Bastida, A. (2009). Developing an alert system for local governments in financial crisis. *Public Money and Management*, 29(3), 175–181.
- Zeballos, E., Cassar, A., & Wydick, B. (2014). Do risky microfinance borrowers really invest in risky projects? Experimental evidence from Bolivia. *Journal of Development Studies*, 50(2), 276–287.
- Zeller, M. (1998). Determinants of repayment performance in credit groups: The role of program design, intra-group risk pooling, and social cohesion. *Economic Development and Cultural Change*, 46(3), 599–620.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35–62.
- Zhong, X., & Zhou, S. (2020). Risk analysis method of bank microfinance based on multiple genetic artificial neural networks. *Neural Computing and Applications*, 1–11.

CAPÍTULO 3

The effects of pricing strategy on the efficiency and self-sustainability of microfinance institution: a case study

Applied Economics



The effects of pricing strategy on the efficiency and self-sustainability of microfinance institutions: a case study

María Patricia Dunmgo, Juan Lara-Rubío, Andrés Navarro Galera & Antonio Blanco-Oliver

To cite this article: María Patricia Dunmgo, Juan Lara-Rubío, Andrés Navarro Galera & Antonio Blanco-Oliver (2022) The effects of pricing strategy on the efficiency and self-sustainability of microfinance institutions: a case study, Applied Economics, 54:18, 2032-2047, DOI: [10.1080/09500804.2021.983149](https://doi.org/10.1080/09500804.2021.983149)

To link to this article: <https://doi.org/10.1080/09500804.2021.983149>

ffl Published online: 04 October 2021.

G? Submit your article to this journal 13'

11111 Article views: 415

W View related articles 13'

(1) View Crossmark data 13'

Citing articles: 3 View citing articles 13'

CAPÍTULO 3

Los efectos de la estrategia de precios sobre la eficiencia y la auto-sostenibilidad de las instituciones de microfinanzas: un estudio de caso

Resumen

Para lograr la independencia financiera, las Instituciones de Microfinanzas (IMF) cambian sus métodos de gestión para mejorar la eficiencia y la competitividad. La creciente competencia en el sector de las microfinanzas, impulsada por la participación de los bancos, sirve como motivación adicional para que las IMF adopten técnicas de gestión más avanzadas. Se espera que los sistemas de fijación de precios y los modelos de calificación crediticia mejoren la eficiencia de las IMF, haciéndolas así más competitivas y financieramente auto-sostenibles en un entorno desafiante. Sin embargo, actualmente no hay evidencia empírica disponible sobre el uso de estrategias de fijación de precios por parte de las IMF. Por lo tanto, este artículo construye un sistema de fijación de precios de microcrédito y establece los requisitos de capital con base en el enfoque basado en calificación interna (IRB) de Basilea III, utilizando un modelo de calificación crediticia de perceptrón multicapa (MLP). Nuestros hallazgos indican que la implementación de un enfoque IRB permite a la IMF bajo análisis reducir su requerimiento de capital y sus tasas de interés actuales en \$200.000 y 30,12 %, respectivamente. Además, este enfoque sirve como una herramienta eficaz para gestionar el riesgo crediticio y minimizar las pérdidas por incumplimiento. Como resultado, la adopción de sistemas de fijación de precios y calificación crediticia dota a las IMF de una valiosa herramienta de gestión para competir contra los bancos mediante la reducción de las tasas de interés, la reducción de los

requisitos de capital y la minimización de las pérdidas crediticias, lo que en última instancia mejora su estabilidad financiera.

Palabras claves: Instituciones Microfinancieras; Eficiencia; Autosostenibilidad; Enfoque basado en calificaciones internas; Precios; Perceptrón multicapa

Clasificación JEL: G21, L11, O31, C45.

1. Introducción

La industria de las microfinanzas está atravesando un cambio significativo, pasando de estar respaldada por donaciones a volverse comercialmente sostenible (Bassem 2009; Montgomery y Weiss 2011). En América Latina, ha habido una disminución del 16 % en la ayuda bilateral y multilateral, así como en la ayuda de proveedores privados y otros flujos de recursos entre 2018 y 2019 (OCDE 2021). Esta transformación ha estado en curso desde finales del siglo XX (Morduch 1999), pero recientemente ha ganado importancia estratégica debido a que la supervivencia de las instituciones microfinancieras (IMF)¹ está en riesgo. Los principales factores que resaltan la importancia de la sostenibilidad de las IMF y amenazan su continuidad incluyen la actual situación económica negativa, que ha provocado una caída significativa de la economía informal en África y América (BID 2020).

Esta caída ha resultado en una reducción de las donaciones recibidas y de los microcréditos otorgados por las IMF (Wagner y Winkler 2013), a pesar de que la inversión

¹ Según Wagner y Winkler (2013), en los años de crisis, el crecimiento del microcrédito cayó alrededor del 13 %, con una tasa promedio de crecimiento del crédito real del 25 % anual.

en microfinanzas ha mostrado un desempeño adecuado ajustado al riesgo (Janda y Svárovská 2010). Además, existe una mayor competencia en el sector de las microfinanzas, particularmente de los bancos comerciales que han ingresado al mercado de las microfinanzas, reduciendo las ventas (reducción de escala)². Aunque estos bancos comerciales representaban solo el 20 % del total de instituciones de microfinanzas en 2015, representaban el 95 % de la cartera total de microcréditos en América Latina y el Caribe (Trujillo y Navajas, 2016).

Contrariamente a la creencia común de algunos micro-prestamistas, de que es necesario aumentar las tasas de interés de los microcréditos para lograr la sostenibilidad financiera, la evidencia empírica sugiere que las IMF pueden lograr la sostenibilidad teniendo un menor nivel de apalancamiento y recaudando ahorros (Hartarska y Nadolnyak, 2007). Roberts (2013) y Cuéllar-Fernández et al. (2016) demuestran que una mayor orientación lucrativa da como resultado tasas de interés más altas para los clientes de las IMF, pero esto no conduce necesariamente a una mayor rentabilidad y sostenibilidad. De hecho, una mayor atención a las ganancias también está asociada a los costos operativos, que es uno de los factores más relevantes para las IMF. Por lo tanto, el nuevo enfoque en la auto-sostenibilidad trae consigo una división en la gestión de las instituciones de microfinanzas, promoviendo: (a) la eficiencia en todos los procesos, (b) la reducción de la tasa de pérdida por incumplimiento de los microcréditos (que aumenta debido a la creciente competencia en el sector de microfinanzas (Guha y Chowdhury, 2013), y (c) la asignación de tasas de interés ajustadas al riesgo para cada solicitante utilizando un modelo de fijación de precios.

² La reducción de escala puede definirse como un proceso mediante el cual un banco, u otra institución financiera formal, amplía sus servicios para trabajar con clientes tradicionalmente atendidos por las IMF.

Para lograr estas tres mejoras de gestión, se pueden utilizar estrategias de precios. Sin embargo, para asignar tasas de interés ajustadas al riesgo de cada prestatario (modelo de fijación de precios), es necesario evaluar el riesgo crediticio de cada solicitante. Esto requiere desarrollar un modelo de calificación crediticia.

Los sistemas de calificación crediticia ofrecen varias ventajas importantes a los intermediarios financieros que los adoptan. Estas ventajas incluyen un costo reducido del análisis crediticio, un flujo de caja mejorado, permitieron decisiones crediticias más rápidas, pérdidas reducidas, un posible seguimiento más cercano de las cuentas existentes y permitieron priorizar los cobros (West, 2000). Por lo tanto, estos modelos pueden considerarse herramientas de gestión que pueden ayudar a aumentar la eficiencia y reducir las pérdidas por incumplimiento de los microcréditos de las IMF (Bekhet y Kamel, 2014). La calificación crediticia es uno de los usos más importantes de la tecnología que puede afectar la gestión de las IMF y, según Schreiner (2004), los experimentos llevados a cabo en Bolivia y Colombia muestran que la implementación de la calificación crediticia mejora el juicio sobre el riesgo crediticio y reduce el riesgo. costos de las IMF en más de \$75.000 por año.

El siguiente documento analiza el uso de modelos de fijación de precios y calificación crediticia como herramientas complementarias para las instituciones de microfinanzas (IMF) basadas en el enfoque basado en calificaciones internas (IRB) de Basilea III (Basilea III, 2017).

Estas herramientas apuntan a mejorar la eficiencia de la gestión, reducir las pérdidas por incumplimiento (West 2000) y proporcionar requisitos de capital más sensibles al

riesgo (Repullo y Suárez 2004), así como tasas de interés mejor ajustadas al riesgo de cada prestatario (Ruthenberg y Landskroner 2008).

El objetivo principal del estudio es proponer una solución para que las IMF determinen los precios de los microcréditos y los requisitos de capital utilizando el enfoque IRB de Basilea III, que implica un modelo de calificación crediticia de perceptrón multicapa (MLP) para evaluar la probabilidad de incumplimiento. Además, el estudio compara el desempeño de este modelo con dos modelos IRB que utilizan regresión logística (LR) para determinar la probabilidad de incumplimiento, en relación con el enfoque estandarizado de Basilea II (BCBS, 2006). Para lograr estos objetivos, el estudio utiliza una amplia muestra de una IMF colombiana, que incluye variables financieras, no financieras y macroeconómicas de casi 3.000 prestatarios.

2. Datos y variables

2.1 Conjunto de datos

Hemos utilizado un conjunto de datos de microcréditos de una institución microfinanciera colombiana. Colombia es un país con amplia experiencia en la actividad de las IMF y estas instituciones han logrado una alta tasa de penetración en este país. En Colombia tienen una cartera combinada de 1.400 millones de dólares y atienden a 1,4 millones de clientes (Pedroza, 2010). Organizaciones internacionales (BID 2016; Banco Mundial 2014) e investigadores (Lin y Sung, 2017) han informado que las IMF de Colombia promueven la actividad de las pequeñas empresas y la inclusión financiera una prioridad de política pública, y como resultado este país brinda uno de los mejores entornos en el mundo para progresar en la industria de las microfinanzas.

Los datos de Colombia se obtuvieron de la base de datos Encumbra (www.encumbra.com.co), que contiene 2.627 observaciones del período 2012-2015. Incluye información sobre préstamos a clientes de poblaciones de bajos ingresos, pequeñas empresas y aquellos con acceso limitado a la banca tradicional. Este período es importante ya que marca el comienzo de la recuperación económica en 2012, lo que conducirá a un aumento de los préstamos de microcrédito. Este crecimiento fue impulsado por una mayor participación en el mercado, el surgimiento de nuevas entidades especializadas y el fortalecimiento de las existentes, que pasaron de cooperativas y ONG a micro-bancos formalmente establecidos. Según estadísticas publicadas por la Superintendencia Financiera de Colombia, en 2015 se otorgaron microcréditos por valor de 17 mil millones de dólares.

Esta institución de microfinanzas (IMF) ofrece tres productos crediticios: activos fijos, capital de trabajo y préstamos de consumo. Los montos de los préstamos van desde pequeñas sumas hasta 120 salarios mínimos legales mensuales vigentes, de acuerdo con las normas fijadas por la Superintendencia Financiera de Colombia (Reg. N° 2014056513-007 del 13 de abril de 2015). La duración del préstamo puede ser de 1 a 36 meses.

El proceso de evaluación considera las características personales, los índices financieros de la microempresa y otras variables macroeconómicas, así como cualquier retraso en el pago de una cuota de microcrédito. Para comparar adecuadamente los modelos de clasificación (LR y MLP), el conjunto de datos final se divide en dos subconjuntos separados: un conjunto de entrenamiento del 75 % y un conjunto de prueba del 25 %. Los parámetros para cada modelo se eligen mediante un procedimiento de validación cruzada de 10 veces (para obtener detalles adicionales, consulte Hastie et al. 2009). Una ventaja

clave de la validación cruzada es que el modelo de calificación crediticia se desarrolla con una parte sustancial de los datos disponibles (75 % en este caso).

La IMF colombiana es adecuada para nuestra investigación por varias razones. En primer lugar, ofrece información completa sobre el comportamiento de pago de los clientes, abarcando datos cualitativos y cuantitativos junto con datos sociodemográficos, financieros y macroeconómicos. Esto se alinea con el enfoque adoptado por Blanco et al. (2013), Van Gool et al. (2009) y Karlan y Zinman (2011). Al centrarnos en un período de estudio de cuatro años, nuestro objetivo es analizar el impacto de variables específicas en el crecimiento de los préstamos de las IMF, como señalaron Shahriar y Garg (2017) y Shahriar et al. (2016), y en línea con Quayes (2012), esta información financiera precisa de las IMF altamente divulgadas mejora la confiabilidad de los datos. En segundo lugar, tenemos datos de muestras de carteras de préstamos seleccionadas aleatoriamente, que contienen cada una de las variables explicativas incluidas en el modelo. En tercer lugar, las observaciones tomadas de la base de datos colombiana representan el 36 % de su cartera total de microcréditos, por lo que sirven como una muestra aceptablemente representativa.

2.2.1 Variable dependiente

La variable dependiente en el modelo estadístico propuesto es una variable binaria. Toma un valor de 1 para préstamos que tienen al menos un pago vencido e incurrir en costos para el prestamista, y un valor de 0 para préstamos sin demora en el pago que no generan costos adicionales para el prestamista. De acuerdo con estudios previos (Blanco et al. 2013; Rayo et al. 2010; Schreiner 2002), se considera que un microcrédito está en mora cuando los pagos se retrasan al menos treinta días. Sin embargo, en este documento nos

adherimos a los criterios descritos en las regulaciones de Basilea III para evaluar el riesgo crediticio y las mejores prácticas en la gestión de riesgos.

Según el BCBS (2017), un préstamo de una IMF debe considerarse en mora después de un retraso en el pago de 90 días. Basilea III proporciona un marco legal para la globalización financiera, exigiendo que las instituciones tengan activos suficientes para asegurar su solvencia y proteger los intereses de los depositantes y acreedores. Sin embargo, es necesario fortalecer aún más este marco de supervisión y regulación prudencial para permitir una respuesta oportuna y eficaz a nuevos desafíos, particularmente en vista de posibles disminuciones en los flujos financieros hacia los mercados emergentes y el impacto resultante en la estabilidad financiera interna.

Basado en las recomendaciones del Banco de Pagos Internacionales (BIS, 2015), nuestro estudio tiene como objetivo mejorar el método tradicional de gestión del riesgo crediticio. Esto se logrará minimizando la influencia de la discreción nacional y las calificaciones crediticias externas y, en cambio, centrándose en analizar factores de riesgo específicos que sean fácilmente identificables, mensurables y consistentes en diferentes regiones.

2.2.2 Descripción de las variables de entrada

La Tabla 4 presenta las variables de entrada utilizadas en este estudio, ofreciendo varias características de prestatarios, prestamistas y préstamos. Nuestro estudio tiene en cuenta numerosas variables cualitativas porque: (a) Schreiner (2004) sugiere que las variables de entrada de la calificación crediticia hacen que el sector de las microfinanzas sea más cualitativo e informal en comparación con los considerados por los bancos

tradicionales; y (b) la literatura reciente concluye que la inclusión de variables cualitativas mejora la capacidad predictiva de los modelos.

En cuanto a la variable dependiente mora del microcrédito, toma el valor 1 si el microcrédito fracasa y 0 en caso contrario.

Tabla 4. Variable independiente

VARIABLE	DESCRIPTOR	TIPO	CONCEPTO	SIGNO ESPERADO (β)
VARIABLES IDIOSINCRATICAS				
Variables no financieras				
Gender	GENDER	Dichotomous	0 = Male; 1 = Female	-
Marital status	MARITAL	Dichotomous	0 = Single; 1 = Married/Cohabiting	-
Age	AGE	Numerical	Age at the time of loan application	+
Business sector	SECTOR	Categorical	Area of economic activity: 0 = Trade; 1 = Industry; 2 = Services	-/+
Residence	ZONE	Dichotomous	0 = Urban; 1 = Rural	-
Employment situation	EMPT_SIT	Dichotomous	0 = Self-employed; 1 = Employed	-
Education	EDUCATION	Categorical	0 = High school; 1 = Technical qualification; 2 = University	-
Client history	HISTORY	Numerical	Number of continuous months as a MFI client	-
Creditworthiness	CR_WTH	Categorical	According to MFI, 0 = Normal; 1 = Some issues; 2 = Weak; 3 = Doubtful	+
Number of loans granted previously	LOAN_GRANT	Numerical	Number of loans granted previously by the MFI	-
Number of loan applications refused	LOAN_REF	Numerical	Number of loan applications refused previously by the MFI	+
Repayments unmet	UNPAID	Numerical	Number of payments in default	+
Payment delay	DELAY	Numerical	Loan delay (days)	+
Average arrears	ARREARS	Numerical	Average arrears (days)	+
Financial ratios				
Liquidity turnover	R1	Numerical	Repayment capacity / Income x 360	+
Productivity	R2	Numerical	Gross income / Operating costs	-
Liquidity	R3	Numerical	Repayment capacity / Total liquid assets (%)	-
Debt ratio	R4	Numerical	Liability /(Liability + Equity) (%)	+
Leverage	R5	Numerical	Liability / Equity (%)	+
ROA (Return on assets)	R6	Numerical	Net income / Assets (%)	-
ROE (Return on equity)	R7	Numerical	Net income / Equity (%)	-
Loan variables				

VARIABLE	DESCRIPTOR	TIPO	CONCEPTO	SIGNO ESPERADO (β)
Amount of loan	AMOUNT	Numerical	Amount of loan (USD)	+
Duration of loan	DURATION	Numerical	Number of monthly instalments	+
Purpose of loan	PURPOSE	Categorical	0 = Fixed assets; 1 = Working capital	-
Guarantee	GTEE	Dichotomous	0 = Personal guarantee; 1 = Secured loan	+
Interest rate	INT_RATE	Numerical	Monthly interest rate applied	+
Analyst's forecast	FORECAST	Dichotomous	MFI forecast until full repayment: 0 = No issues expected; 1 = Possible issues	+
SYSTEMIC VARIABLES				
Real GDP	GDP	Numerical	Annual variation in GDP (%).	-
Unemployment rate	UNEMPT	Numerical	Annual variation in national annual unemployment (%)	+
General stock exchange index	COLCAP	Numerical	Annual variation in national stock exchange Index (%)	-
Exchange rate	EX_RATE	Numerical	Annual variation in exchange rate (%)	+

2.2.3 Variables idiosincráticas

En la Tabla 7, las variables idiosincráticas de cada prestatario de la cartera de microcrédito se clasifican en variables no financieras específicas del cliente, índices financieros específicos de la IMF y variables de préstamo específicas del préstamo otorgado, según lo establecido por Lara-Rubio et al. (2017), Blanco-Oliver et al. (2016), e Irimia-Dieguez et al. (2015).

Las variables no financieras, como el género y el estado civil, desempeñan un papel importante en los modelos de calificación crediticia. Es ampliamente reconocido que las mujeres demuestran una menor probabilidad de incumplimiento (PD) en los estudios de microfinanzas, según Zeballos et al. (2014), Blanco et al. (2013) y Schreiner (2002). Las mujeres también constituyen una proporción significativa de los clientes de los prestamistas en las IMF analizadas en nuestro estudio, como lo demuestra el estudio de Abdullah y Quayes (2016). Por lo tanto, anticipamos un coeficiente negativo para la variable Género en nuestro modelo.

Además, Zeballos et al. (2014) consideran el estado civil como un factor idiosincrásico relevante. Además, Beisland et al. (2019) y Cozarenco y Szafarz (2018) han observado que la responsabilidad y la confiabilidad dentro del sistema financiero se ven reforzadas por la presencia de una unidad familiar sólida. En consecuencia, esperamos un coeficiente negativo para esta variable, reflejando la noción de que los clientes que pertenecen a una unidad familiar estable exhiben una PD más baja.

Basados en Blanco et al. (2013), Rayo et al. (2010) y Boyes et al. (1989), la edad del cliente en el momento de la aprobación del préstamo puede afectar la probabilidad de incumplimiento (PD). En nuestro estudio, representamos esto como una variable numérica con un efecto positivo previsto, lo que indica que los clientes más jóvenes tienen más probabilidades de cumplir con sus obligaciones de pago en comparación con los clientes mayores debido a su potencial de éxito empresarial.

El sector en el que opera el prestatario también puede afectar la probabilidad de incumplimiento (Cubiles-de-la-Vega et al. 2013; Van Gool et al. 2012; Schereiner 2004). Sin embargo, los resultados de nuestra propia investigación no proporcionan una postura clara al respecto.

Gutiérrez-Nieto et al. (2016) y Rayo et al. (2010) concluyeron que los clientes que residen en áreas urbanas están más inclinados a pagar sus deudas en comparación con aquellos en áreas rurales desatendidas con acceso limitado a instituciones de microfinanzas (IMF). En consecuencia, anticipamos un efecto negativo para la variable Zona en nuestro estudio, ya que las IMF examinadas atienden principalmente a entornos urbanos.

Van Gool et al. (2012) y Dinh y Kleimeier (2007) analizaron la influencia de la situación laboral (Empt_Sit) sobre la probabilidad de incumplimiento (PD) de los clientes de microcrédito. Rayo et al. (2010) encontraron que los clientes con experiencia en la gestión de una microempresa tienen menos probabilidades de incumplir el pago del préstamo. Newman et al. (2014) observaron que la existencia de apoyo e interacción comercial entre la institución de microfinanzas (IMF) y sus clientes mejora los resultados comerciales de las microempresas. Sugirieron que deberíamos esperar un signo negativo para el estimador correspondiente.

Según Lin et al. (2017) y Elloumi y Kammoun (2013), el riesgo de incumplimiento es menor cuando los clientes de las IMF tienen un mayor nivel de educación. Por tanto, se espera un signo negativo para el estimador de Educación.

Otro factor considerado es la duración de la relación cliente-IMF (el estimador de Historia) (Blanco et al. 2013; Gutiérrez-Nieto et al. 2016). Se espera que los clientes a largo plazo tengan más probabilidades de pagar sus préstamos a tiempo, lo que resultará en una PD más baja.

Blanco et al. (2013) y Rayo et al. (2010) consideraron la salud financiera o la solvencia crediticia de un cliente desde la perspectiva de una IMF. Definieron la solvencia crediticia según cuatro categorías: normal, algunos problemas, débil y dudosa. Se espera que un prestatario sin problemas financieros tenga una probabilidad de incumplimiento (PD) menor, por lo que este estimador tiene signo positivo.

Cuando se consultan los registros de crédito de las IMF, considerar variables de préstamos como préstamos aprobados, solicitudes de préstamo rechazadas, retrasos en los

pagos y atrasos promedio puede ayudar a predecir la probabilidad de que un cliente incumpla con un nuevo préstamo. Un historial de préstamos de microfinanzas anteriores puede indicar una confianza preexistente en la solvencia del cliente (Gutiérrez-Nieto et al. 2016; Rayo et al. 2010), lo que sugiere un signo negativo para este estimador. En investigaciones anteriores también se ha encontrado que otras variables que indican morosidad y dificultades financieras registradas en el historial crediticio del cliente son significativas (Lara et al. 2017; Blanco et al. 2013).

Otra cuestión es la consideración de las ratios financieras. Las IMF enfrentan desafíos al evaluar la situación económica y financiera de sus clientes (Mester 1997; Schreiner 2002; Rayo et al. 2010), lo que se refleja en los limitados índices financieros disponibles para evaluar los factores que influyen en la probabilidad de incumplimiento (PD) de un cliente de microcrédito. Sin embargo, en los últimos años, las IMF han avanzado en la incorporación de información básica sobre la liquidez, solvencia, patrimonio y rentabilidad de los prestatarios en sus historiales crediticios. Este estudio incluye siete índices financieros que representan fortaleza económica y financiera y son ampliamente utilizados en la industria bancaria para medir y controlar el riesgo crediticio.

La primera ratio, R1, indica el número de días que tarda la empresa del cliente en recuperar su flujo de caja. Un valor más alto de esta variable indica que es menos probable que el cliente cumpla con sus obligaciones de pago (Blanco et al. 2013).

La ratio R2, que compara los ingresos brutos con los costes operativos, refleja la productividad del negocio y el grado de consolidación dentro de la cuenta de resultados. Se espera que arroje un valor negativo.

Al considerar el indicador de liquidez R3 en microfinanzas, un mayor índice de solvencia inmediata del negocio se asocia con una menor PD. Por lo tanto, esperamos obtener un signo negativo para este estimador (Blanco et al., 2013).

De manera similar, los índices R4 y R5 evalúan el nivel de endeudamiento y apalancamiento de la empresa, reflejando el impacto del endeudamiento en su estructura financiera. En las microfinanzas, los prestatarios son particularmente sensibles al monto de la deuda y al riesgo asociado de quiebra, por lo que esperamos obtener un signo positivo para cada uno de estos estimadores.

Los índices de rentabilidad R6 (rendimiento de los activos) y R7 (rendimiento del capital) miden los beneficios obtenidos en relación con los activos y el capital empleado, respectivamente. Estas ratios financieras se utilizan ampliamente en el análisis de riesgo financiero. Cubiles-de-la-Vega et al. (2013), Blanco et al. (2013), y Lara-Rubio et al. (2017) sugieren que se espera un signo negativo para ambos estimadores.

En relación con las variables específicas del préstamo, el "Importe" representa la cantidad nominal del préstamo o el monto concedido en la moneda actual. Investigaciones anteriores sobre calificación crediticia sugieren que los préstamos más pequeños están asociados con una menor probabilidad de incumplimiento (PD) en comparación con los más grandes (Vogelgesang 2003; Viswanathan y Shanthi 2017). Por tanto, esperamos obtener un signo positivo para esta variable. Además, en línea con Yang et al. (2009) y Lieli y White (2010), creemos que un préstamo con una mayor "Duración", es decir, con mayor incertidumbre en cuanto al pago, aumentaría la PD, por lo que esperamos obtener un signo positivo para esta variable.

Otra variable que se ha comentado en investigaciones anteriores es la “Finalidad” prevista del préstamo obtenido. Siguiendo a Blanco et al. (2013) y Cubiles-de-la-Vega (2013), esperamos obtener un signo negativo para esta variable ya que la utilización de un mayor volumen de fondos ajenos para adquirir activos fijos podría implicar una mayor PD.

En microfinanzas, las IMF suelen exigir garantías cuando un prestatario ha incumplido anteriormente (Maes y Reed 2012, Rayo et al, 2010). Se espera un signo positivo para este estimador. Con respecto a la variable Interés, un tipo elevado haría más oneroso el pago de la deuda y por tanto esperamos obtener un signo positivo para este estimador (Vogelgesang, 2003).

Finalmente, Cubiles-De-La-Vega et al. (2013) y Blanco et al. (2013) informaron que el pronóstico del analista, aunque subjetivo, es un factor importante para determinar el riesgo de microcrédito, ya que refleja el conocimiento personalizado de que dispone la IMF sobre el prestatario. Esperamos obtener un signo positivo para este estimador.

2.2.4 Variables sistémicas

En la primera sección se explicó que tanto las recomendaciones de los organismos internacionales como las conclusiones de investigaciones anteriores, han enfatizado la urgente necesidad de integrar factores sistémicos en el análisis del riesgo de incumplimiento. Esto mejora el enfoque tradicional que se basa únicamente en factores idiosincrásicos. Se espera que variables como el producto interno bruto (PIB) real y el COLCAP (el principal índice bursátil de la Bolsa de Valores de Colombia) tengan un impacto directo en la PD (probabilidad de incumplimiento), según Shahriar y Garg (2017). Por tanto, nuestro estudio toma en consideración estos factores y anticipa un efecto

negativo en los estimadores correspondientes. Además, es probable que un aumento de la tasa de desempleo (UNEMPT) disminuya los niveles de ingresos, lo que provocará un aumento de la PD. Como resultado, asignamos un signo positivo a esta variable.

Por último, el tipo de cambio (EX_RATE) también es importante. Una moneda local más fuerte frente al dólar estadounidense aumentaría la PD, mientras que una moneda más débil tendría el efecto contrario. Por tanto, anticipamos un signo positivo para esta variable.

Las variables macroeconómicas consideradas se calculan mediante la siguiente expresión:

$$\Delta VM_{ij} = \frac{VM_{i+j} - VM_i}{\Delta VM_i}$$

donde:

VM_{i,j}: tasa de variación de la variable
macroeconómica considerada.

VM: variable macroeconómica considerada

i: momento en que se concedió el préstamo

j: duración del microcrédito

3. Metodología de la investigación y diseño experimental

3.1 Modelos de calificación crediticia de redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales (RNA) simulan la actividad neuronal en el cerebro humano transformando entradas en salidas deseadas y utilizando redes altamente interconectadas de elementos de procesamiento relativamente simples, a menudo

denominados neuronas o nodos. Varios resultados teóricos apoyan una arquitectura particular, concretamente el perceptrón multicapa (MLP), siendo un ejemplo la propiedad universal aproximada (Bishop, 1995). Además, MLP es el tipo de red neuronal más comúnmente utilizado en estudios empresariales (Zhang et al. 1998). Un MLP normalmente se compone de al menos tres capas diferentes: una capa de entrada, una o más capas ocultas y una capa de salida (Rumelhart et al. 1986).

La capa de entrada de una red neuronal corresponde al número de variables independientes, mientras que la capa de salida corresponde al número de variables dependientes. Sin embargo, determinar la cantidad de capas y nodos ocultos es más desafiante. Según la propiedad de aproximación universal de MLP, una única red de capa oculta es suficiente para modelar cualquier sistema complejo con el nivel deseado de precisión (Zhang et al., 1998). Como resultado, todos nuestros MLP tendrán una sola capa oculta. En términos del número de nodos ocultos, no existe una regla general para determinar el número óptimo, a pesar de su papel crucial en el rendimiento de la red (Kim, 2003). El enfoque más común para determinar el tamaño de la capa oculta es mediante experimentos o prueba y error. Con base en estos hallazgos, hemos decidido utilizar un perceptrón de tres capas, con la capa de salida compuesta por un solo nodo para estimar la probabilidad de incumplimiento.

El proceso de una operación matemática de un perceptrón multicapa (MLP) se puede representar de la siguiente manera. Si denotamos H como el tamaño de la capa oculta, $\{v_{ih}, i = 0, 1, 2, \dots, p, h = 1, 2, \dots, H\}$ como los pesos sinápticos para las conexiones entre la entrada de tamaño p y la capa oculta, y $\{w_h, h = 0, 1, 2, \dots, H\}$ como pesos sinápticos para las

conexiones entre los nodos ocultos y el nodo de salida, luego la salida de la red neuronal de un vector de entradas $(x_1, \dots, x_p)$ es:

$$\left(w_0 + \sum_{h=1}^H w_{0h} g(v_{0h} + \sum_{j=1}^p v_{hj} x_j) \right) \quad (2)$$

El modelo utiliza la función de activación logística $g(u)=eu/(eu+1)$ tanto en el nodo oculto como en el de salida. La salida de este modelo estima la probabilidad de incumplimiento para el vector de entrada (utilizando las mismas variables seleccionadas para el modelo LR como nodos de entrada). Se puede tomar una decisión final comparando esta salida con un umbral, normalmente establecido en 0,5. Si la salida excede el umbral, se llega a una decisión de incumplimiento si $\hat{y} > 0.5$.

Se utilizan dos programas diferentes para construir los modelos de calificación crediticia de MLP. La primera opción es el sistema R disponible gratuitamente. La función *nnet* R (Venables y Ripley 2002) se adapta a redes neuronales de una sola capa oculta utilizando el algoritmo de entrenamiento BFGS para minimizar un criterio de error. Este criterio incluye un término de decaimiento λ para evitar problemas de sobreajuste. Para problemas de clasificación, una función de error apropiada es el criterio de máxima verosimilitud (o entropía) condicional (Hastie et al. 2009). Definiendo $W = (W1, \dots, WM)$ como el vector de todos los M coeficientes del neto, y dados n objetivos $y_1, \dots, y_n$, donde $y_i = 1$ para el incumplimiento del microcrédito, y $y_i = 0$ en caso contrario, se aplica el método BFGS al siguiente problema:

$$\text{Min}_W \sum_{i=1}^n (y_i \ln \hat{y}_i + (1 - y_i) \ln(1 - \hat{y}_i)) + \lambda \left(\sum_{i=1}^M w_i^2 \right) \quad (3)$$

La implementación R de un modelo MLP requiere la especificación de dos parámetros: el tamaño de la capa oculta (H) y el parámetro de caída (λ) y, por lo tanto, una búsqueda con validación cruzada 10 veces del tamaño de la capa oculta (H) y el parámetro de decaimiento (λ) se realiza sobre una grilla definida como $\{1, 2, \dots, 20\} \times \{0, 0.01, 0.05, 0.1, 0.2, \dots, 1.5\}$. En este caso también hemos considerado el entrenamiento sin regularización, donde $\lambda = 0$.

La Caja de herramientas de redes neuronales (Demuth y Beale, 1997) con MATLAB R2016b constituye la otra herramienta empleada para ajustar MLP. Este sistema comercial ofrece una gran variedad de reglas de aprendizaje, y hemos considerado los siguientes seis algoritmos de aprendizaje principales para entrenar el MLP: descenso de gradiente, descenso de gradiente con impulso, BFGS cuasi-Newton (similar a R), Levenberg-Marquardt, conjugado escalado, gradiente y retro propagación resistente. Estas reglas de aprendizaje intentan minimizar una suma de errores cuadrados (SSE):

$$\text{Min}_W \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

Al igual que en R, persiste el problema de seleccionar H y, por lo tanto, el tamaño de la capa oculta (H) se elige mediante una búsqueda de validación cruzada de 10 veces en $\{1, 2, \dots, 20\}$ para cada método de aprendizaje.

Los parámetros básicos de todos los modelos MLP instalados se resumen en la Tabla 5 a continuación:

Tabla 5. Parámetros básicos de los modelos de perceptrón multicapa

Modelos	Algoritmo de entrenamiento	Software	Nodos ocultos	Parada temprana	Regularización	% entrenamiento	% Validación
MLP1	Gradient descent	Matlab	14	NO	NO	100	0
MLP2	Gradient descent	Matlab	14	YES	NO	75	25
MLP3	Gradient descent with momentum	Matlab	10	NO	NO	100	0
MLP4	Gradient descent with momentum	Matlab	10	YES	NO	75	25
MLP5	BFGS Quasi-Newton	Matlab	9	NO	NO	100	0
MLP6	BFGS Quasi-Newton	Matlab	9	YES	NO	75	25
MLP7	Levenberg-Marquardt	Matlab	2	NO	NO	100	0
MLP8	Levenberg-Marquardt	Matlab	2	YES	NO	75	25
MLP9	Scaled Conjugate Gradient	Matlab	14	NO	NO	100	0
MLP10	Scaled Conjugate Gradient	Matlab	14	YES	NO	75	25
MLP11	Resilient	Matlab	9	NO	NO	100	0
MLP12	Resilient	Matlab	9	YES	NO	75	25
MLP13	BFGS Quasi-Newton	R	10, $\lambda=0$	NO	NO	100	0
MLP14	BFGS Quasi-Newton	R	3, $\lambda=0,2$	NO	YES	100	0

3.2 Diseño del modelo IRB

La última reforma propuesta por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS 2017), también conocido como Basilea III, tiene como objetivo hacer que los requisitos de capital para los intermediarios financieros sean más sensibles al riesgo que

asumen. Basilea III ofrece a los bancos dos métodos para determinar sus requisitos de capital frente al riesgo de crédito: el método estándar y el método basado en calificaciones internas (IRB).

En el método estándar, las entidades financieras utilizan ponderaciones fijas por riesgo de crédito para cada tipo de cartera, permitiendo el uso de calificaciones externas proporcionadas por agencias de calificación. Por otro lado, según el método IRB, los bancos calculan sus requisitos de capital para exposiciones crediticias utilizando sus propias estimaciones de la probabilidad de incumplimiento (PD) y la severidad de la pérdida en caso de incumplimiento (LGD).

El enfoque IRB calcula la pérdida potencial máxima que puede producir un crédito (Value-at-Risk, VaR) con un nivel de confianza del 99,9 %. Esta pérdida máxima se divide en pérdida esperada (EL), cubierta con provisiones, y pérdida inesperada (UL), que requiere capital (K).

Una desventaja del método estándar es que asigna ponderaciones de riesgo fijas para cada tipo de cartera independientemente de su riesgo. En cambio, con el enfoque IRB, los intermediarios financieros determinan sus requerimientos de capital de una manera más sensible al riesgo, adaptando las tasas de interés al riesgo de cada prestatario. Sin embargo, una desventaja del enfoque IRB es que los intermediarios financieros primero deben desarrollar un modelo de calificación crediticia para estimar la probabilidad de incumplimiento (PD) de cada prestatario.

Para estimar el requerimiento de capital para la concesión de un préstamo, Basilea III tiene en cuenta un nivel de confianza del 99,9 %, lo que significa que se consideran el 99,9

% de situaciones económicas que podrían conducir a un potencial impago del cliente. La fórmula para calcular el requerimiento de capital (K) se deriva del modelo de riesgo de cartera de Gordy (2003), y supone que el capital requerido para cada crédito depende únicamente de factores de riesgo crediticio (PD y LGD) y no del riesgo de la cartera general. En otras palabras, para las operaciones minoristas, el requerimiento de capital por riesgo de crédito según Basilea III depende de la probabilidad de incumplimiento, la pérdida en caso de incumplimiento, el coeficiente de correlación del prestatario con el entorno económico y el nivel de confianza del 99,9 % como se especifica en la ecuación. 6. El coeficiente de correlación está, a su vez, determinado por la probabilidad de incumplimiento, y para este tipo de segmento oscila entre 0,03 y 0,16, según:

$$K = f(PD, LGD, \rho, \alpha(99.9\%)) = \left[LGD \cdot N \left(\frac{G(PD)}{\sqrt{1 - \rho(PD)}} + \sqrt{\frac{\rho(PD)}{1 - \rho(PD)}} \cdot G(0.999) \right) - PF \cdot LGD \right] \quad (5)$$

$$\text{Correlation } \rho(PD) = 0.03 \cdot \frac{(1 - e^{-35 \cdot PD})}{(1 - e^{-35})} + 0.16 \cdot \left(1 - \frac{(1 - e^{-35 \cdot PD})}{(1 - e^{-35})} \right) \quad (6)$$

$$RWA = K \cdot 12.5 \cdot EAD$$

(7)

donde:

K: Requerimiento de capital

PD: Probabilidad de incumplimiento, obtenido de la calificación de crédito

$\rho(PD)$: Coeficiente de correlación

LGD: Pérdida en Caso de Incumplimiento. Porcentaje de pérdida o severidad al momento del incumplimiento

EAD: Exposición en caso de incumplimiento.

RWA: Activos Ponderados por Riesgo.

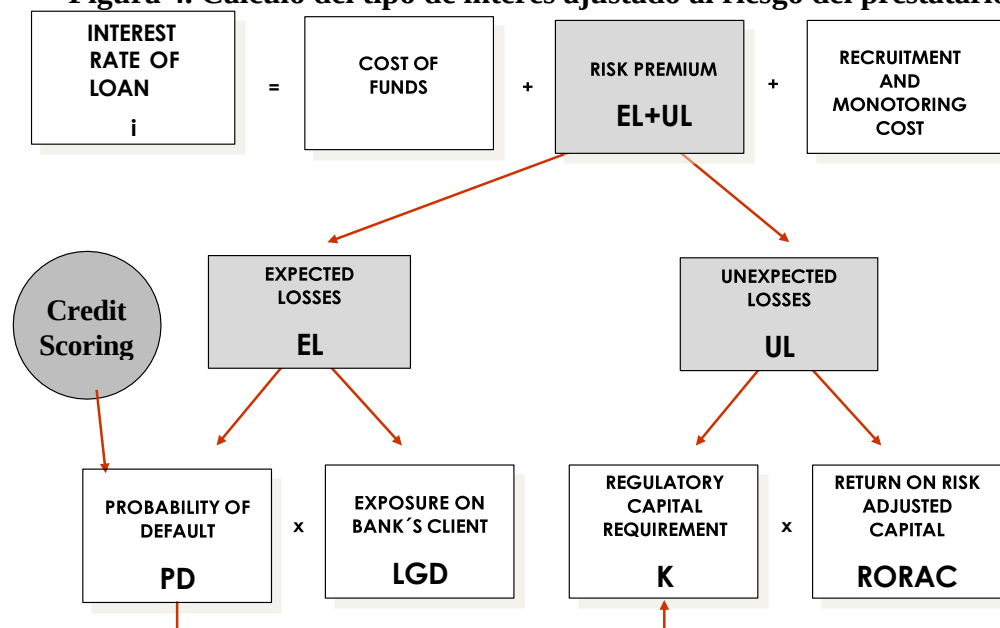
EL: Pérdida esperada

$G(0.999)$: Inversa de la Función de Distribución Normalmente acumulada = $-3,090$.

$G(PD)$: Inversa de la Función de Distribución Normalmente acumulada en PD.

La Figura 4 ilustra el proceso para calcular la tasa de interés, que debe discutirse con cada prestatario para lograr el rendimiento deseado sobre el capital ajustado al riesgo (RORAC). Los resultados de la calificación crediticia impactan la determinación de la prima de riesgo, que a su vez afecta la fijación de la tasa de interés del RORAC para cada cliente y la rentabilidad requerida por las instituciones de microfinanzas (IMF) en sus préstamos. La probabilidad de incumplimiento impacta directamente el monto de la pérdida esperada e influye indirectamente en la provisión para pérdidas inesperadas a través de su impacto en el cálculo del capital de riesgo.

Figura 4. Cálculo del tipo de interés ajustado al riesgo del prestatario



La prima de riesgo (Pr) consta de dos componentes: la prima de riesgo derivada de la pérdida esperada (PrEL) y la correspondiente prima de riesgo derivada de la pérdida

inesperada (PrUL). La pérdida esperada se calcula multiplicando la probabilidad de incumplimiento (PD) por la severidad (LGD), mientras que la pérdida inesperada se obtiene del producto del requerimiento de capital regulatorio (K) y el rendimiento del capital ajustado por riesgo en el sector (r) según la ecuación 8.

$$\left(\text{Risk Premium}_{Pr} \right) = \left(\frac{\text{Premium for Expected Loss}}{PrEL} \right) + \left(\frac{\text{Premium for Unexpected Loss}}{PrUL} \right) = (PD \cdot LGD) + (K \cdot r) \quad (8)$$

donde:

EL: Pérdida Esperada (cubierta con la provisión)

UL: Pérdida inesperada (cubierta con el requisito de capital)

K: Requerimiento de capital (Ecuación 5)

r: Rentabilidad del Capital Ajustado al Riesgo del sector.

Aplicando los enfoques estandarizado e IRB propuestos por los requisitos de capital de Basilea III, calculamos la rentabilidad del cliente después de impuestos mediante la siguiente expresión:

$$RORAC = \frac{(FR - FC - OC - EL + IC) \times (1 - TR)}{K} \quad (9)$$

$$FR = EAD \times IR \quad (10)$$

$$IC = K \times Rf \quad (11)$$

donde:

FR = Ingresos financieros

FC = Costo Financiero

OP = Costo Operativo

EL = Pérdida esperada

IC = Ingresos de Capital

K= Requerimiento de Capital

TR = Tasa Impositiva

EAD = Exposición en caso de incumplimiento

IR: Tasa de interés

Rf: tasa de interés libre de riesgo, como los intereses derivados de los bonos gubernamentales.

4. Resultados y Discusión

En esta sección, primero se compara el rendimiento de LR y MLP. En segundo lugar, se muestran y discuten los resultados obtenidos en el enfoque IRB y también se analiza el impacto en la gestión de la IMF.

Para evaluar el desempeño de los distintos modelos de calificación crediticia, se utiliza el área bajo la curva ROC (AUC). Además, de acuerdo con West (2000), el costo de clasificación errónea esperado (EMC) también se emplea como criterio de desempeño. La Tabla 3 a continuación contiene el AUC, los errores de tipo I-II y la EMC de todos los modelos construidos. Como se puede observar en esta tabla, el AUC del análisis LR es del 93,22 %, superado por varios modelos basados en MLP (MLP número 4, 6, 7, 8, 10, 11 y 14).

Se obtienen diferencias sustanciales entre los métodos LR y MLP en términos de criterios EMC. En concreto, la mejora que introduce el mejor modelo MLP, (MLP 14), respecto al método LR clásico es del 13,78 % en términos de EMC. Es decir, la implementación del enfoque de redes neuronales reduce significativamente las pérdidas de

las IMF y, por lo tanto, proporciona una manera de obtener una ventaja competitiva sobre otras IMF que no implementan esta metodología.

Por lo tanto, concluimos, en línea con otros autores (por ejemplo, ver Ince, Aktan, 2009), que, en general, los modelos MLP no sólo tienen un AUC mayor, sino que también incurren en una EMC más baja que el enfoque LR tradicional. Estos resultados empíricos confirman la superioridad teórica (principalmente, propiedades de aprendizaje adaptativo no lineales y no paramétricas) de los modelos MLP sobre el modelo LR paramétrico y ampliamente utilizado para predecir el valor predeterminado.

Adicional, sugerimos que las IMF deberían utilizar modelos MLP en lugar del LR tradicional y paramétrico, ya que una mejora de apenas el 1 % en la precisión reduciría las pérdidas en una cartera de préstamos grande y ahorraría millones de dólares (West 2000).

Con respecto a los resultados obtenidos en el método IRB, las secciones anteriores sugieren que la precisión de los modelos de calificación crediticia influye en la política de precios de las IMF. En este sentido, en la Tabla 6 se presenta el cálculo de la prima de riesgo de la cartera de microcrédito, desglosada en pérdida esperada y requerimientos de capital para el método estándar y para el método IRB con probabilidades de incumplimiento obtenidas mediante modelos basados en LR y MLP. Como se muestra en esta tabla, el método IRB basado en modelos de calificación crediticia MLP beneficia a la IMF tanto en términos de requisitos de capital como de pérdida esperada en comparación con la aplicación del método LR y el método estandarizado de Basilea II (BCBS, 2006).

Tabla 6. AUC, errores tipo I-II y costos de clasificación errónea en la muestra de prueba

MODELOS	AUC	Tipo I Errores	Tipo II Errores	Costos de clasificación errónea
LR (<i>glm</i>)	0.9322	5.94 %	20.96 %	0.5715
MLP 1	0.9023	9.40 %	24.40 %	0.6772
MLP 2	0.9124	8.20 %	22.90 %	0.6326
MLP 3	0.9015	15.30 %	21.50 %	0.6305
MLP 4	0.9458	7.60 %	16.70 %	0.4691
MLP 5	0.9079	11 %	15.70 %	0.4597
MLP 6	0.9427	7.60 %	17.10 %	0.4795
MLP 7	0.9389	4.40 %	22.40 %	0.6014
MLP 8	0.9413	3.70 %	22.40 %	0.5980
MLP 9	0.9148	12.60 %	18.30 %	0.5347
MLP 10	0.9459	7.60 %	16.70 %	0.4692
MLP 11	0.9395	10.70 %	15.30 %	0.4478
MLP 12	0.9357	8.50 %	17.60 %	0.4968
MLP 13	0.9236	6.68 %	22.81 %	0.6230
MLP 14	0.9543	7.76 %	15.30 %	0.4337

Tabla 7. Prima de riesgo de los modelos de calificación crediticio

ENFOQUE DE PRECIO	PÉRDIDA ESPERADA (EL)	REQUERIMIENTO DE CAPITAL (UL)	VaR (99.9 %)
STANDARDIZED	\$688,385.67	\$360,303.36	\$1,048,689.03
IRB - LR	\$914,895.72	\$173,793.66	\$1,088,689.38
IRB - MLP	\$913,426.19	\$153,166.34	\$1,066,592.52

Finalmente, realizamos una simulación para determinar la tasa de interés que una IMF estudiada debería cobrar a sus clientes utilizando tanto el método IRB como el estándar.

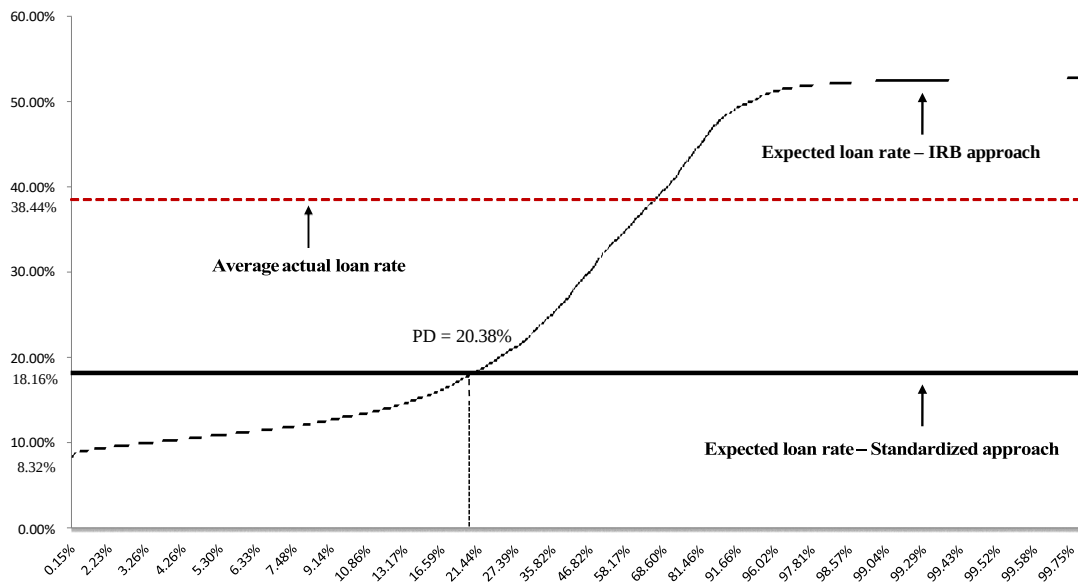
Los datos de simulación se estimaron de acuerdo con los siguientes criterios. Primero consideramos un RORAC del 10,59 %, derivado del ROE promedio de la IMF, para todos los microcréditos. Esta información se obtuvo de los indicadores financieros de las IMF publicados en la sección estadística de la SBS. En segundo lugar, calculamos el porcentaje

de interés de cada microcrédito para conseguir un RORAC del 10,59 %.

En tercer lugar, determinamos que la tasa de interés real anual promedio cobrada por la IMF a sus prestatarios durante el período analizado (38,44 %) es una estimación precisa de su tasa de interés actual. Los resultados de la simulación para la cartera se presentan en la Figura 2. De la Figura 2 se desprende que bajo el enfoque IRB, la tasa de interés aplicada por la IMF a sus clientes fluctúa entre 8,32 % y 52,89 %. En cambio, bajo el método estándar, la tasa de interés se mantiene constante en 18,16 % para todos los clientes de la cartera, independientemente de su PD.

El enfoque IRB permite a la IMF cobrar a cada cliente una tasa de interés personalizada basada en su PD, lo que la hace más justa para los clientes y más eficiente para la IMF. La intersección de las tasas esperadas según el IRB y los métodos estándar es del 20,38 %. Por lo tanto, a los prestatarios con una PD inferior al 40,61 % se les cobrará una tasa de interés más baja si la IMF aplica el método IRB que cuando adopta el método estándar (consulte la Figura 5).

Figura 5. Tasa de préstamo promedio real y esperada



Basándonos en nuestra investigación y en línea con los hallazgos de Ruthenberg y Landskroner (2008), encontramos que, si la IMF adopta el enfoque IRB de Basilea III, los clientes de bajo riesgo se beneficiarían de tasas de interés de préstamo reducidas, mientras que los prestatarios de alto riesgo se beneficiarían de tasas de interés reducidas. beneficiarse del enfoque estandarizado. Nuestro estudio también sugiere que los prestatarios con una probabilidad de incumplimiento (PD) inferior al 20,38 % se beneficiarían si la IMF aplicara el enfoque IRB, con tasas de interés que oscilan entre el 8,32 y el 18,16 %.

Por otro lado, los clientes con una PD superior al 20,38 % preferirían que la IMF utilizara el método estándar, lo que daría como resultado una tasa de interés fija del 18,16 %. Estos resultados se alinean con los hallazgos de Ruthenberg y Landskroner (2008), en la industria bancaria tradicional. Además, nuestros datos muestran que, dado que la tasa de interés real promedio cobrada por la IMF es del 38,44 %, todos los prestatarios preferirían que la IMF implementara un sistema de calificación crediticia. Esto permitiría a la IMF

aplicar una estrategia de precios y potencialmente reducir las tasas de interés individuales.

5. Conclusiones

La presente investigación profundiza en los beneficios para las instituciones de microfinanzas (IMF) cuando utilizan tasas de interés ajustadas al riesgo para cada solicitante de préstamo bajo el enfoque IRB de Basilea III.

Nuestro estudio arroja tres hallazgos clave. En primer lugar, los resultados indican que, en línea con Ince y Aktan (2009), pero en contraste con Bekhet y Kamel (2014), la calificación crediticia del perceptrón multicapa (MLP) no solo proporciona una mayor precisión, sino que también incurre en costos de clasificación errónea esperados más bajos en comparación con el método clásico de regresión logística (LR) para microcrédito. En concreto, el MLP reduce los costes de clasificación errónea en un 13,78 % respecto al modelo LR. Estos hallazgos respaldan el uso de modelos de calificación crediticia de MLP, ya que permiten a las IMF gestionar de manera más eficiente y profesional el riesgo crediticio de su cartera. Lo anterior conduce a menores costos de análisis de crédito, menores pérdidas de prestatarios en mora, decisiones crediticias más rápidas y cobranza de pagos priorizada.

En segundo lugar, hemos descubierto que implementar un enfoque basado en calificaciones internas (IRB), utilizando probabilidades de incumplimiento de un modelo de calificación crediticia MLP ofrece los mayores beneficios para la IMF analizada. Esto es evidente en forma de requisitos de capital reducidos y mejores tasas de interés ajustadas al

riesgo. La IMF objeto de estudio experimenta una reducción en los requisitos de capital de más de \$200.000 al aplicar este modelo en comparación con el enfoque estándar.

Adicional, las tasas de interés disminuyen un 20,28 y un 30,12 % con los métodos estándar e IRB, respectivamente, en comparación con las tasas de interés reales cobradas por la IMF. Reducciones tan significativas de las tasas de interés pueden permitir a cualquier IMF ampliar su participación de mercado, incluso en una industria con tasas de crecimiento negativas, y competir eficazmente con nuevos competidores como los bancos comerciales. Al reducir las tasas de interés de los microcréditos, existe un aumento potencial en el número de microempresas establecidas por personas de todo el espectro socioeconómico. Esto tiene implicaciones positivas para el desarrollo social y económico de estos individuos y sus respectivos países.

Y, en tercer lugar, nuestra investigación sugiere que, al igual que la industria bancaria formal (Ruthenberg y Landskroner 2008), el enfoque IRB es más sensible al riesgo que el enfoque estandarizado en el sector de las microfinanzas. Los prestatarios con una probabilidad de incumplimiento (PD) inferior al 20,38 % se beneficiarán de que la IMF utilice el método IRB, ya que dará como resultado una tasa de interés entre el 8,32 y el 18,16 %. Por otro lado, los clientes con una PD superior al 20,38 % preferirán que la IMF utilice el método estándar, ya que implicaría una tasa de interés fija del 18,16 %.

Con base en estos resultados, recomendamos que las IMF adopten un enfoque basado en IRB, utilizando probabilidades de incumplimiento obtenidas de un modelo de calificación crediticia de MLP al establecer sus sistemas de riesgo crediticio. Este enfoque ofrece los mayores beneficios en términos de reducir las pérdidas crediticias, reducir los

requisitos de capital y obtener mejores tasas de interés ajustadas al riesgo. En consecuencia, proporciona a las IMF un medio para obtener una ventaja competitiva sobre sus nuevos rivales, los bancos comerciales, en un entorno cada vez más desafiante donde hay un fuerte énfasis en realizar operaciones comercialmente sostenibles sin aumentar las tasas de interés de los microcréditos.

6. Referencias

- Abdullah, S., & Quayes, S. (2016). Do women borrowers augment financial performance of MFIs?. *Applied Economics*, 48(57), 5593-5604.
- Assefa, E., Hermes, N. and Meesters, A. (2012): “Competition and the Performance of Microfinance Institutions”, Working Paper, Available from Internet: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2029568
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2006): *International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework*.
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2017): *Basel III: Finalising Post-Crisis Reforms*.
- Bassem, B.S. (2009): “Governance and performance of microfinance institutions in mediterranean countries” *Journal of Business Economics and Management*, 10(1), pp. 31-43.
- Bekhet, H.A. and Kamel, S.F.E. (2014): “Credit risk assessment model for Jordanian commercial banks: Neural scoring approach” *Review of Development Finance*, 4, pp. 20-28.
- Beisland, L. A., Dépallier, B., and Mersland, R. (2019): “The Commercialization of the Microfinance Industry: Is There a “Personal Mission Drift’ Among Credit Officers?” *Journal of Business Ethics*, 158(1), pp. 119-134.
- BIS. Bank for International Settlements, «85th Annual Report». 2015.

- Bishop, C.M. (1995): *Neural networks for pattern recognition*. 1st ed. USA: Oxford University Press.
- Blum, J. (2008): “Why ‘Basel II’ may need a leverage ratio restriction” *Journal of Banking and Finance*, 32(8), pp. 1699-1707.
- Blanco, A., Pino-Mejías, R., Lara, J., and Rayo, S. (2013): “Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru” *Expert Systems with Applications*, 40(1), pp. 356-364.
- Blanco-Oliver, A., Irimia-Dieguez, A., and Oliver-Alfonso, M. D. (2016): “Hybrid model using logit and nonparametric methods for predicting micro-entity failure” *Investment Management and Financial Innovations*, 13(3), pp. 35-46.
- Boyes, W. J., Hoffman, D. L., & Low, S. A. (1989). An econometric analysis of the bank credit scoring problem. *Journal of Econometrics*, 40(1), 3-14.
- Castro, V. (2013): “Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI” *Economic Modelling*, 31, pp. 672-683.
- Cozarenco, A. and Szafarz, A. (2018): “Gender biases in bank lending: lessons from microcredit in France” *Journal of Business Ethics*, 147(3), pp. 631-650.
- Cubiles-de-la-Vega, M. D., Blanco, A., Pino, R., and Lara, J. (2013): “Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on Statistical Learning techniques” *Expert Systems with Applications*, 40(17), pp. 6910-6917.
- Cuéllar-Fernández, B., Fuertes-Callén, Y., Serrano-Cinca, C., & Gutiérrez-Nieto, B. (2016). Determinants of margin in microfinance institutions. *Applied Economics*, 48(4), 300-311.
- Demuth, H. and Beale, M. (1997): *Neural network toolbox for use with matlab user’s guide*. 4th ed. Natick: The Math Works Inc.
- Dihn, T., and Kleimeier, S. (2007): “A credit scoring model for Vietnam’s retail banking market” *International Review of Financial Analysis*, 16(5), pp. 471-495.
- Interamerican Development Bank, IADB (2016). Global Microscope 2016. The enabling environment for financial inclusion. Economist Intelligence Unit.
- Interamerican Development Bank, IADB (2020). *Global Microscope 2020: The role of financial inclusion in the COVID-19 response*. Economist Intelligence Unit.

- Elgin, C., and Uras, B. R. (2013): “Public debt, sovereign default risk and shadow economy” *Journal of Financial Stability*, 9(4), pp. 628–640.
- Elloumi, A., and Kammoun, A. (2013): “Les déterminants de la performance de remboursement des microcrédits en Tunisie” *Annals of Public and Cooperative Economics*, 84, pp. 267-287.
- Gordy, M.B. (2003): “A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules” *Journal of Finance Intermediation*, 12(3), pp. 199-232.
- Guha, B. and Chowdhury, P.R. (2013): “Micro-finance competition: motivated micro-lenders, double- dipping and default” *Journal of Development Economic*, 105, pp. 83-105.
- Gutiérrez-Nieto, B., Serrano-Cinca, C., and Camón-Cala, J. (2016): “A credit score system for socially responsible lending” *Journal of Business Ethics*, 133(4), 691-701.
- Hartarska, V., & Nadolnyak, D. (2007). Do regulated microfinance institutions achieve better sustainability and outreach? Cross-country evidence. *Applied Economics*, 39(10), 1207-1222.
- Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J.H. (2009): *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. 2nd ed. New York: Springer Series in Statistics.
- Ince, H. and Aktan, B. (2009): “A comparison of data mining techniques for credit scoring in banking: A managerial perspective” *Journal of Business Economics and Management*, 10(3), pp. 233-240.
- Irimia-Díez, A., Blanco-Oliver, A., and Vázquez-Cueto, M. J. (2015): “A comparison of classification/regression trees and logistic regression in failure model” *Procedia Economics and Finance*, 23, pp. 9-14.
- Janda, K. and Svárovská, B. (2010): “Investing into microfinance” *Journal of Business Economics and Management*, 11(3), pp. 483-510.
- Karlan, D., & Zinman, J. (2011). Microcredit in theory and practice: Using randomized credit scoring for impact evaluation. *Science*, 332(6035), 1278-1284
- Kim, K.J. (2003): “Financial time series forecasting using support vector machines”, *Neurocomputing*, 55(1-2), pp. 307-319.
- Kleimeier, S. and Dinh, T.A. (2007): “Credit scoring model for Vietnam’s retail banking

- market” *International Review of Financial Analysis*, 16(5), pp. 471-495.
- Lara-Rubio, J., Blanco-Oliver, A., and Pino-Mejías, R. (2017): “Promoting entrepreneurship at the base of the social pyramid via pricing systems: a case study” *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 24(1), pp. 12-28.
- Lieli, R. P., and White, H. (2010). The construction of empirical credit scoring rules based on maximization principles. *Journal of Econometrics*, 157, pp. 110-119.
- Lin, J., & Sung, J. (2017). Comparative Study of the Regulatory Framework on Microfinance. *J. BASIC APPL. RES.*, 3, 53-58.
- Lin, X., Li, X., and Zheng, Z. (2017): “Evaluating borrower’s default risk in peer-to-peer lending: evidence from a lending platform in China” *Applied Economics*, 49(35), pp. 3538-3545.
- Maes, J. P., and Reed, L. R. (2012): *State of the Microcredit Summit Campaign Report 2012. Microcredit Summit Campaign, Washington, DC.*
- Mester, L. J. (1997): “What’s the point of credit scoring?” *Business Review*, 3(Sep/Oct), pp. 3-16.
- Montgomery, H. and Weiss, J. (2011): Can commercially-oriented microfinance help meet the millennium development goals? Evidence from Pakistan” *World Development*, 39(1), pp. 87-109.
- Morduch, J. (1999): “The microfinance promise” *Journal of Economic Literature*, 37(4), pp. 1569-1614.
- Navarro-Galera, A., Lara-Rubio, J., Buendía-Carrillo, D., and Rayo-Cantón, S. (2017): “What can increase the default risk in local governments?” *International Review of Administrative Sciences*, 83(2), 397-419.
- Newman, A., Schwarz, S., and Borgia, D. (2014): “How does microfinance enhance entrepreneurial outcomes in emerging economies? The mediating mechanisms of psychological and social capital” *International Small Business Journal*, 32(2), pp. 158-179.
- OECD. (2021). Organisation for Economic Co-operation and Development. International Development Statistics (IDS) online databases <https://www.oecd.org/dac/financing-sustainable-development/development-finance-data/idsonline.htm>

- Pedroza, P. A. (2010). *Microfinanzas en América Latina y el Caribe: El sector en cifras 2010*. FOMIN. Inter-American Development Bank.
- Quayes, S. (2012). Depth of outreach and financial sustainability of microfinance institutions. *Applied Economics*, 44(26), 3421-3433.
- Rayo, S., Lara, J. and Camino, D. (2010): “A credit scoring model for institutions of microfinance under the Basel II Normative” *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 15, pp. 89-124.
- Repullo, R. and Suarez, J. (2004): “Loan pricing under Basel capital requirements” *Journal of Financial Intermediation*, 13(4), pp. 496-521.
- Roberts, P.W. (2013): “The Profit orientation of microfinance institutions and effective interest rates” *World Development*, 41, pp. 120-131.
- Rumelhart, D.E., Hinton, D.E. and Williams, R.J. (1986): *Learning internal representations by error propagation in parallel distributed processing*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Ruthenberg, D. and Landskroner, Y. (2008): “Loan pricing under Basel II in an imperfectly competitive banking market” *Journal of Banking and Finance*, 32(12), pp. 2725-2733.
- Schreiner, M. (2002): “Aspects of outreach: A framework for discussion of the social benefits of microfinance” *Journal of International Development*, 14(5), pp. 591-603.
- Schreiner, M. (2004): “Scoring arrears at a microlender in Bolivia” *Journal of Microfinance*, 6(2), pp. 65- 88.
- Shahriar, A. Z. M., and Garg, M. (2017): “Lender-entrepreneur relationships and credit risk: A global analysis of microfinance institutions” *International Small Business Journal*, 35(7), pp. 829-854.
- Trujillo, V. and Navajas, S. (2016): *Financial Inclusion and Financial Systems in Latin America and the Caribbean: Data and Trends*. Inter-American Development Bank.
- Van Gool, J., Verbeke, W., Sercu, P., and Baesens, B. (2012): “Credit scoring for microfinance: is it worth it?” *International Journal of Finance and Economics*, 17(2), pp. 103-123.

- Venables, W.N. and Ripley, B.D. (2002): *Modern applied statistics with S*. 4th ed. New York: Springer.
- Vigano, L.A. (1993): “Credit scoring model for development banks: An African case study” *Savings and Development*, 17, pp. 441-482.
- Viswanathan, P. K., and Shanthi, S. K. (2017): “Modelling credit default in microfinance- an Indian case study” *Journal of Emerging Market Finance*, 16(3), pp. 246-258.
- Vogelgesang, U. (2003): “Microfinance in times of crisis: the effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behavior” *World Development*, 31, pp. 2085-2114.
- Wagner, C. and Winkler, A. (2013): “The vulnerability of microfinance to financial turmoil - evidence from the global financial crisis” *World Development*, 51, pp. 71-90.
- West, D. (2000): “Neural network credit scoring models” *Computer and Operational Research*, 27(11- 12), pp. 1131-1152.
- World Bank, «World development report», 2014
- Yang, Y., Nie, G., and Zhang, L. (2009): Retail exposures credit scoring models for Chinese commercial banks. In: *International Conference on Computational Science* (633–642). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Zeballos, E., Cassar, A., and Wydick, B. (2014): “Do risky microfinance borrowers really invest in risky projects? Experimental evidence from Bolivia” *Journal of Development Studies*, 50(2), pp. 276-287
- Zhang, G.P., Patuwo, B.E. and Hu, M.Y. (1998): “Forecasting with artificial neural networks: the state of the art” *International Journal of Forecasting*, 14(1), pp. 35-62.

7. APÉNDICE A. Modelos estadísticos paramétricos de puntuación crédito: regresión logística

En el modelo de calificación crediticia basado en regresión logística, la Tabla 7 contiene los coeficientes y niveles de significancia de todas las variables que finalmente se consideraron. Como se muestra en esta tabla, la dirección de todas las pendientes se alinea con nuestras expectativas teóricas. La importancia de estas variables más significativas en la quiebra de los microcréditos se puede analizar examinando los valores absolutos de los

coeficientes de cada variable. Además, los odds ratios indican los cambios en las probabilidades cuando la variable predictiva aumenta en 1 unidad.

Tabla 7. Variables significativas mediante regresión logística

	B	S.E.	Wald	Sig.	Exp(B)
GENDER	-	54.120	1.001	.074	0.174
	1.751				
CLIENT_HIS	-.069	2.878	3.573	.081	0.933
DELAY	.059	7.378	3.501	.036	1.061
ARREARS	4.496	92.489	.286	.025	89.639
R3	-.065	1.365	1.225	.000	.937
R4	.023	3.079	.578	.039	1.024
R7	-.042	3.016	3.000	.089	.959
AMOUNT	.270	36.921	2.536	.042	1.310
INT_RATE	4.037	18.926	.998	.048	56.638
GTEE	5.427	42.180	1.761	.090	227.562
FORECAST	5.513	27.166	.542	.041	247.894
COLCAP	-.104	10.335	2.301	.020	.901
Constant	-	40.725	.666	.000	
	<u>3.446</u>				

CAPÍTULO 4

**Microcredit pricing model for microfinance institutions under
Basel III banking regulation**

International Journal of Financial Studies



Article

Microcredit Pricing Model for Microfinance Institutions under Basel III Banking Regulations +

David Rodríguez Cordero ¹, Juan Carlos Rodríguez Cordero ¹, AndTélio Silva-Galvão ¹ and Dionisio Bueñafina-Canillo

¹ Department of Financial Economics, Faculty of Economics, University of Valencia, 46100 Burjassot, Spain; david.rodriguez@uv.es (D.R.C.); juan.carlos.rodriguez@uv.es (J.C.R.C.); andtelio.silva@uv.es (A.S.-G.); dionisio.buenafina@uv.es (D.B.-C.)
* Correspondence: david.rodriguez@uv.es
+ Academic Editor: Prof. Dr. J. J. Rodríguez Cordero
Received: 10 October 2021; Accepted: 15 October 2021; Published: 17 October 2021

Abstract: The purpose of this paper is to develop a microcredit pricing model for microfinance institutions under Basel III banking regulations. The model is based on the microcredit pricing model developed by Rodríguez Cordero et al. (2021) and incorporates the Basel III banking regulations. The model is applied to the microcredit pricing of a microfinance institution in Spain. The results show that the microcredit pricing model developed by Rodríguez Cordero et al. (2021) is able to accurately price microcredits under Basel III banking regulations. The model is also able to identify the factors that affect the microcredit pricing of a microfinance institution. The results show that the microcredit pricing model developed by Rodríguez Cordero et al. (2021) is able to accurately price microcredits under Basel III banking regulations. The model is also able to identify the factors that affect the microcredit pricing of a microfinance institution.

Keywords: microfinance institutions; credit risk; neural network; logit; pricing

Citation: Rodríguez Cordero, D.; Rodríguez Cordero, J.C.; Silva-Galvão, A.; Bueñafina-Canillo, D. Microcredit Pricing Model for Microfinance Institutions under Basel III Banking Regulations. *Int. J. Financial Studies* **2021**, *11*, 1111. <https://doi.org/10.3390/ijfs111111111>

Academic Editor: Eleonora Agliardi

Received: 10 October 2021
Accepted: 15 October 2021
Published: 17 October 2021



Copyright: © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

1. Introduction

The microfinance industry has been part of the economic development policies in the last decades (Belton et al. 2023). Additionally, microfinance institutions have traditionally provided financial services to groups of people excluded from the traditional financial system, such as the small and medium-sized enterprises (SMEs) and the rural population.

Previous research has identified the need for microenterprises; in the microcredit market, the main problem is the lack of collateral and the high risk of default. This is why microfinance institutions have developed various strategies to reduce the risk of default, such as the use of collateral, the use of group guarantees, and the use of social capital.

CAPÍTULO 4

Modelo de precios de microcrédito para instituciones de microfinanzas bajo la regulación bancaria de Basilea III

Resumen

Propósito. El objetivo de este estudio es proponer una herramienta para desarrollar una estrategia de fijación de precios para el riesgo de microcrédito para prestatarios de instituciones de microfinanzas (IMF). Diseño/metodología/enfoque: Teniendo en cuenta las características específicas de los prestatarios de microcrédito, inicialmente estimamos y medimos el riesgo de microcrédito a través de la probabilidad de incumplimiento utilizando técnicas como regresión logística y redes neuronales artificiales para encontrar el modelo predictivo más efectivo. Posteriormente, con base en el enfoque basado en calificaciones internas (IRB) de Basilea III, utilizamos la medición del riesgo crediticio de cada prestatario para crear un modelo de fijación de precios que establece las tasas de interés de microcrédito en función del riesgo de incumplimiento.

Hallazgos: La investigación muestra que la red neuronal artificial ajusta con mayor precisión la probabilidad de incumplimiento para cada prestatario. Además, nuestros resultados indican que, para lograr el objetivo de rentabilidad de la IMF, la tasa de interés de microcrédito para clientes con un menor nivel de riesgo crediticio debe ser menor que una tasa fija estándar. Implicaciones prácticas: Esta herramienta permite medir y evaluar el riesgo crediticio para minimizar las pérdidas por impago en las IMF y apoya su competitividad al reducir las tasas de interés, los requisitos de capital y las pérdidas crediticias, favoreciendo así la auto-sostenibilidad financiera de estas instituciones.

Implicaciones sociales: La investigación tiene el potencial de hacer que las instituciones de microfinanzas sean más justas y equitativas en sus prácticas crediticias al proporcionar microcréditos con precios ajustados al riesgo. Además, los hallazgos pueden contribuir al diseño de políticas gubernamentales destinadas a promover la inclusión financiera y social de las personas vulnerables.

Originalidad: Las características personales de los clientes de microcrédito, especialmente la reputación y la solvencia moral, son cruciales para el comportamiento de impago de los prestatarios de microfinanzas. Estos factores deberían incidir en los precios del microcrédito.

Palabras claves: Instituciones microfinancieras, riesgo crediticio, redes neuronales, Logit, precios.

1. Introducción

La industria de las microfinanzas ha sido parte clave de las políticas internacionales de desarrollo en las últimas décadas (Bettoni et al., 2023). Tradicionalmente, las instituciones de microfinanzas han brindado recursos a grupos de personas excluidas del sistema financiero tradicional a través de pequeños préstamos, con el objetivo de aliviar la pobreza y empoderar a las mujeres en la fuerza laboral (Pietrapiana et al., 2021; Rahayu, 2020; Karlan y Zinman, 2011).

Investigaciones previas han sugerido que la creación de microempresas en las regiones más desfavorecidas puede ayudar a combatir la pobreza al impulsar la innovación y la competitividad en la economía y reducir la tasa de desempleo (Aguilar y Portilla 2019;

Wennekers et al. 2005). Sin embargo, los microempresarios tradicionalmente han enfrentado dificultades para acceder a servicios de ahorro y crédito debido a la falta de garantías y activos, lo que dificulta su capacidad de prosperar a través de sus proyectos empresariales. Dado que un porcentaje significativo de la población mundial se encuentra en riesgo de exclusión financiera, resulta útil y oportuno analizar los factores de riesgo idiosincrásicos y sistémicos que pueden incrementar la probabilidad de impago crediticio o, por el contrario, mitigar este riesgo.

Los estándares emitidos por el BCBS se consideran el principal referente en el sistema financiero internacional para medir estos riesgos. La regulación de Basilea III (BCBS 2017) representa un avance importante para el sistema financiero internacional, ya que contribuye a garantizar la solvencia y estabilidad de las entidades crediticias al facilitar la evaluación de los riesgos financieros asociados a los receptores de préstamos.

La implementación de los estándares de Basilea III a nivel mundial ha progresado significativamente, pero todavía enfrenta desafíos y diferencias en su adopción total y uniforme en todas las jurisdicciones (FSB 2023). Desde principios de 2023, la mayoría de los países miembros del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea han ido avanzando en la implementación de las normas pendientes de Basilea III, en particular las relativas a los requisitos mínimos de capital, el riesgo de crédito y el riesgo de mercado. Sin embargo, dos tercios de los sistemas financieros aún no han publicado proyectos de reglas o están en proceso de implementar estos estándares, mientras que alrededor de un tercio ya ha incorporado la mayoría o la totalidad de los estándares de Basilea III. En particular, los países del G20 han tomado la iniciativa y la mayoría de ellos ahora cumplen con Basilea. Esto ayudará a reducir el impacto de futuras crisis bancarias, ya que una implementación

consistente traerá beneficios tanto para los países del G20 como para los que no pertenecen al G20.

En las IMF, el análisis crediticio se ha realizado tradicionalmente utilizando metodologías crediticias especializadas y específicas del sector (Concha 2009). Sin embargo, desde la década de 1990, la evaluación crediticia en las IMF se ha basado cada vez más en modelos de calificación crediticia, combinados con el juicio subjetivo de los analistas de crédito, para evaluar la capacidad de pago del prestatario (Rayo et al. 2010). Investigaciones recientes se han centrado en identificar los factores que influyen en el monto de microcrédito concedido, como los riesgos macroeconómicos y las variables específicas del prestatario, con el fin de comprender las razones de la morosidad de las IMF (Asencios et al. 2023; Altinbas y Akkaya 2017; Blanco et al. 2013; Rayo et al. 2010).

Todos estos han sido desarrollados en América Latina y Centroamérica. Sin embargo, hemos encontrado que la identificación de los factores de riesgo del microcrédito en un país como Guatemala no ha sido suficientemente explorada, considerando que se trata de un país con tradición microfinanciera.

Guatemala es un país adecuado para nuestro estudio empírico porque la industria de las microfinanzas ha experimentado un crecimiento significativo en los últimos años. Específicamente, la tasa de crecimiento del crédito de microcrédito fue del 16,8 % en 2020 y del 53 % en 2021 respecto al año anterior (Banco de Guatemala, 2021). Además, durante la pandemia de COVID-19, las IMF en Guatemala lograron reducir las tasas de interés y los vencimientos de préstamos para sus clientes y avanzaron en el ecosistema de pagos digitales (EIU 2020).

La Ley de Entidades Microfinancieras y Entidades Microfinancieras sin Fines de Lucro está vigente desde 2016. Regula a las IMF en Guatemala, permitiéndoles otorgar microcréditos y otros productos financieros distintos del ahorro, pero prohibiéndoles captar depósitos y emitir deuda. En 2021, las IMF en Guatemala mantuvieron una cartera de USD 2419 millones (DGRV 2022). En 2017, al menos el 44 % de los adultos en Guatemala tenían un producto financiero, lo que destaca la fuerte inclusión financiera del país (Findevgateway 2022). A pesar de estos avances, organismos internacionales consideran que Guatemala aún está rezagada en ciertos aspectos.

Organismos internacionales sostienen que Guatemala tiene un sistema financiero menos desarrollado en comparación con sus países vecinos y el resto del mundo (UN,2019; CEPAL 2009; BID 2020). Esto motiva a las IMF guatemaltecas a desarrollar proyectos globales y de inclusión financiera de género con productos de ahorro y crédito para grupos vulnerables que tienen dificultades para acceder a los servicios bancarios tradicionales (Cepeda et al. 2021; Brau et al. 2009). Este contexto socioeconómico es la razón por la que elegimos Guatemala para nuestro estudio empírico.

Según una investigación sobre las microfinanzas tradicionales e islámicas (Wulandari y Pramesti 2021), las instituciones de microfinanzas (IMF) suelen cobrar altas tasas de interés por sus microcréditos. Esta práctica dificulta el acceso al crédito y va en contra del objetivo de inclusión financiera global (Roa et al. 2022). Para combatir eficazmente la pobreza, es necesario reducir estas tasas de interés (Al-Azzam y Parmeter 2021).

Estudios anteriores han analizado varios factores que influyen en las tasas de interés y el riesgo crediticio. Por ejemplo, Mohamed y Elgammal (2023) y Maudos y De Guevara

(2004) examinaron la eficiencia bancaria, Saunders y Schumacher (2000) estudiaron los estándares de solvencia, y Lepetit et al. (2008) examinaron la diversificación de productos. Sin embargo, ha faltado investigación sobre el desarrollo de herramientas para establecer tasas de interés ajustadas al riesgo en línea con los estándares de la industria, como los descritos por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS), para el sector de las microfinanzas. Esto permitiría a las IMF cumplir su misión social, gestionar las tasas de interés y promover la autosostenibilidad financiera de manera más efectiva y eficiente. Es crucial medir con precisión los márgenes de intermediación, los objetivos de rentabilidad y los riesgos de las operaciones de crédito. Estos factores influyen significativamente en el precio de las operaciones de crédito en el sector financiero y las IMF. Además, es esencial considerar las características comerciales de los microempresarios, como garantías bajas, activos limitados, registros de transacciones mínimos y una alta fuerza laboral informal (Kalita et al. 2022).

Por último, es necesario evaluar la coherencia del capital, la liquidez, los activos y los pasivos en consonancia con los perfiles de riesgo para asignar tasas de interés ajustadas al riesgo a cada prestatario (Balushi et al. 2018; Ruthenberg y Landskroner 2008).

Por otro lado, es una práctica común que las IMF cobren altas tasas de interés por sus microcréditos, como lo demuestran las investigaciones sobre las microfinanzas tradicionales e islámicas (Wulandari y Pramesti, 2021), lo que dificulta el acceso al mercado crediticio como política de financiación financiera global. inclusión (Roa et al., 2022), lo que hace necesario reducir las tasas de interés si se quiere seguir confiando en las microfinanzas como un medio eficaz para combatir la pobreza (Al-Azzam y Parmeter, 2021). Varios estudios han analizado los determinantes de las tasas de interés y el riesgo

crediticio. Mohamed y Elgammal (2023) y Maudos y De Guevara (2004) analizaron la eficiencia bancaria; Saunders y Schumacher (2000) estudiaron los estándares de solvencia; y Lepetit et al. (2008) incorporaron la diversificación de productos. Sin embargo, la literatura previa no ha estudiado herramientas que establezcan tasas de interés ajustadas al riesgo de acuerdo con los estándares del BCBS aplicados a la industria de las microfinanzas. Estas herramientas permitirían a las IMF cumplir su misión social, gestionar sus tasas de interés y promover la auto-sostenibilidad financiera de manera más efectiva y eficiente.

Es crucial medir los márgenes de intermediación y los objetivos de rentabilidad, ya que son variables importantes para fijar los precios de las operaciones crediticias en el sector financiero y las IMF. Además, a la hora de evaluar los riesgos de estas operaciones, es importante describir con precisión las características empresariales de los microempresarios, que normalmente tienen pocas garantías, activos mínimos, registros de transacciones limitados y una gran cantidad de mano de obra informal (Kalita et al., 2022). Por último, garantizar la coherencia del capital, la liquidez, los activos y los pasivos en relación con los perfiles de riesgo de los prestatarios es esencial para determinar las tasas de interés ajustadas al riesgo para cada prestatario (Balushi et al., 2018; Ruthenberg y Landskroner, 2008).

Además, los gerentes de las IMF en Guatemala y el resto de América Latina carecen actualmente de un procedimiento metodológico sólido para calcular la tasa de interés adecuada para las circunstancias específicas de cada prestatario, como es el caso de la banca tradicional (Okello Candiya Bongomin y Munene, 2020). La literatura anterior no ha explorado herramientas para establecer tasas de interés ajustadas al riesgo de acuerdo con

los estándares del BCBS en el sector de las microfinanzas. Este enfoque permitiría a las IMF cumplir su misión social, gestionar las tasas de interés y promover la autosostenibilidad financiera de manera más efectiva y eficiente.

Antes de diseñar un modelo de precios para asignar tasas de interés ajustadas al riesgo a los prestatarios, es importante medir el riesgo crediticio de cada solicitante. Esto requiere un modelo de calificación crediticia. Según West (2000), los sistemas de calificación crediticia ofrecen importantes beneficios a las instituciones financieras al reducir el costo del proceso de evaluación crediticia de los clientes, mejorar el flujo de caja, agilizar las decisiones crediticias y permitir un seguimiento estrecho de las deudas incobrables.

A partir de esta motivación, nuestro objetivo es producir nuevo conocimiento sobre la predicción del riesgo de incumplimiento y el establecimiento de tasas de interés ajustadas al riesgo en las IMF. El objetivo principal es desarrollar una herramienta para que las IMF determinen los precios de los microcréditos y los requisitos de capital con base en un enfoque IRB de Basilea III (BCBS 2017). Para lograr esto, empleamos un diseño de calificación crediticia utilizando un modelo de red neuronal artificial de perceptrón multicapa (MLP) para calcular la probabilidad de incumplimiento. Además, comparamos el desempeño de este modelo con otro modelo IRB que utiliza la técnica de regresión logística (LR) para determinar la probabilidad de incumplimiento. Para lograr nuestros objetivos, utilizamos una muestra grande de una IMF guatemalteca, que incluye variables financieras y no financieras de aproximadamente 4550 prestatarios durante el período 2019-2021. Finalmente, aplicamos el modelo de fijación de tasas de interés ajustadas al riesgo a tres clientes con diferentes perfiles de riesgo.

El objetivo de la investigación es innovador y representa un avance en la literatura existente por dos razones principales. En primer lugar, la muestra procede de una institución de microfinanzas de un país emergente donde este tema no se ha estudiado en profundidad antes. En segundo lugar, la metodología empleada, que incluye regulaciones de Basilea III, regresión logística y redes neuronales, rara vez se ha utilizado para examinar el incumplimiento y la posterior implementación de una herramienta de fijación de precios en las instituciones de microfinanzas. Se espera que este enfoque produzca resultados más precisos y fiables en comparación con estudios anteriores.

Nuestros hallazgos no sólo se basan en las conclusiones de investigaciones anteriores, sino que también podrían ser valiosos para los gerentes de IMF, analistas financieros, académicos, reguladores, formuladores de políticas y personas que buscan microcréditos para financiar un proyecto empresarial, particularmente en tiempos de crisis emergentes como la provocada por la pandemia de COVID-19 (Badr El Din, 2022).

Para lograr nuestro objetivo, hemos estructurado el documento de la siguiente manera: en la Sección 2, describiremos el conjunto de datos y definiremos la variable dependiente y las variables independientes necesarias para la investigación. La Sección 3 presentará la metodología de investigación y el diseño experimental. En la Sección 4, presentamos los resultados y los discutimos. Finalmente, sacamos algunas conclusiones sobre la investigación.

2. Datos y variables

2.1. Selección de la muestra

Utilizamos un conjunto de datos de microcrédito de una institución de microfinanzas en Guatemala. El conjunto de datos incluye 4550 préstamos a microempresas (2182 fallidos y 2368 no fallidos) de una IMF guatemalteca llamada Cooperativa Guayacán. Los préstamos corresponden al período 2019-2021 e incluyen información del cliente como: (a) características personales; (b) ratios económicos y financieros de su microempresa; (c) características de la operación financiera actual; y (d) variables relacionadas con el contexto macroeconómico.

La selección de esta IMF guatemalteca es adecuada para nuestros objetivos de investigación por varias razones. En primer lugar, ofrece información completa sobre el comportamiento de pago de los clientes, incluyendo datos cualitativos y cuantitativos, así como datos sociodemográficos, financieros y macroeconómicos (Durango-Gutiérrez et al. 2023; Blanco et al. 2013; Van Gool et al. 2012; Karlan y Zinman 2011). En segundo lugar, centrarse en un período de estudio de tres años nos permite evaluar el impacto de variables específicas en el crecimiento de los préstamos de las IMF (Shahriar y Garg 2017; Shahriar et al. 2016). Además, la institución nos ha proporcionado una muestra seleccionada aleatoriamente que representa el 52 % de su cartera total de microcrédito empresarial durante el período analizado, lo que garantiza la confiabilidad y representatividad de nuestros resultados.

Además, hemos dividido nuestra base de datos en dos sub-muestras: una muestra de prueba que comprende el 75 % de los casos y una muestra de validación que comprende el

25 % de los casos. Después de esta segmentación, los parámetros de construcción del modelo se configuraron utilizando un procedimiento de validación cruzada de 10 pasos (Hastie et al. 2009).

2.2 Variable dependiente

Según estudios previos (Durango-Gutiérrez et al. 2023; Blanco et al. 2013; Rayo et al. 2010; Schreiner 2002), este artículo considera una variable dependiente en el modelo estadístico propuesto. Es una variable binaria con un valor de 1 para préstamos que tienen al menos 30 días de retraso en el pago, lo que genera costos adicionales para la IMF, y un valor de 0 para préstamos que no tienen un retraso de 30 días en el pago, lo que genera costos adicionales para el prestamista. De manera consistente con estudios previos, un microcrédito con un retraso de al menos 30 días en su pago se define como un préstamo moroso.

2.3 Variables independientes

En la Tabla 8 se presentan las variables independientes (o explicativas) utilizadas en este estudio. Como se puede observar, siguiendo investigaciones previas, hemos estructurado dichas variables en cuatro tipos (características personales del prestatario; ratios económicos y financieros de su microempresa; características de la operación financiera actual; y variables relacionadas con el contexto macroeconómico), que hemos agrupado en dos clases: variables idiosincráticas y variables sistemáticas.

Las variables idiosincrásicas son específicas del perfil del cliente y se clasifican en variables no financieras, variables de crédito y ratios correspondientes a la información financiera (Blanco-Oliver et al. 2016; Irimia-Dieguez et al. 2015).

En cuanto a la variable género, estudios previos (Blanco-Oliver et al. 2024; Lara-Rubio et al. 2024; Abdullah y Quayes 2016; Zeballos et al. 2014; Blanco et al. 2013) sugieren que las mujeres tienen menores tasas de incumplimiento en las microfinanzas. en comparación con los hombres. Por lo tanto, esperamos que el estimador “beta” tenga signo negativo. En cuanto al estado civil, Beisland et al. (2019) y Cozarenco y Szafarz (2018) encontraron que los individuos pertenecientes a una unidad familiar tienden a exhibir una mayor confianza y responsabilidad al tratar con instituciones financieras, lo que podría reducir la probabilidad de incumplimiento. Por lo tanto, anticipamos un signo negativo para la variable estado civil.

Tabla 8. Descripción de las variables independientes

VARIABLE	ACRONIM	CONCEPT	EXPECTED SIGN (β)
IDIOSYNCRATIC VARIABLES			
<i>Non-financial variables</i>			
Gender	Gen	0 = Male 1 = Female	-
Civil status	Civil_St	0 = Single 1 = Family unit	-
Zone	Zone	0 = Central zone 1 = Outskirts	-
Employment status	Lab-Sit	0 = Owner 1 = Dependent	-
Age	Age	Age at the time of application	+ / -
Sector	Sector	0 = Commerce 1 = Production 2 = Services	+ / -
Educational Level	Ed_ Level	0 = Bachelor 1 = Technician 2 = Professional	-
Durationas a borrower of MFI	Old	Number of months as a client in the MFI	-

VARIABLE	ACRONIM	CONCEPT	EXPECTED SIGN (β)
Previously granted loans	Cred_Grant	Number of loans granted in the MFI	-
Credit denied	Denied_Cred	Number of loans denied in the MFI	+
Number of current credits	Current_Cred	Number of current loans in the MFI	+
Credit arrears	Delay	Number of loans in arrears	+
Average arrears	Delay_Av	Average arrears	+
Fees on a defaulted loan (%)	Arrears	Percentage of arrears to total fees	+
<i>Financial Ratios</i>			
Asset Rotation	R1	Income sales / total assets	-
Liquidity	R2	ability to pay / liquid assets (%)	-
Leverage 1	R3	Total liabilities / Shareholders' equity (%)	-
Leverage 2	R4	Total liabilities / (Total liabilities + shareholders' total equity) (%)	+
ROA	R5	Net income / Total assets (%)	-
ROE	R6	Net income / Shareholders' equity (%)	-
<i>Loan Variables</i>			
Propósito / Destino del crédito	Purpose	0 = Fixed asset 1 = Work capital	+
Duration	Duration	Number of monthly fees for applied loan.	+
Amount	Amount	Amount of microcredit (USD)	+
Interest rate	Int_Rate	Annual interest rate applied	+
Garantía	Guarant	0 = Personal 1 = Pledge	+
Credit analyst forecast	Forecast	0 = no payment problems 1 = with payment problems	+
SISTEMATIC VARIABLES			
Gross Domestic Product	GDP	Rate of annual change of Gross Domestic Product during loan term	-
Consumer Price Index	CPI	Rate of annual change of Consumer Price Index during loan term	-
Exchange rate	ER	Rate of annual change of variation of exchange rate during loan term	+
Unemployment rate	UR	Rate of annual change of variation of unemployment rate during loan term	+

Además, las investigaciones de Gutiérrez-Nieto et al. (2016) y Rayo et al. (2010) indican que los clientes que viven en áreas urbanas tienen una mayor capacidad para pagar sus préstamos. Esto sugiere que su probabilidad de pagar sus préstamos debería ser mayor en comparación con los clientes que viven en áreas rurales económicamente más desafiadas. En consecuencia, anticipamos una correlación negativa para la variable zona en la estimación. Por otro lado, Durango-Gutiérrez et al. (2023) y Van Gool et al. (2012) han destacado la situación laboral del cliente como un factor que podría influir en la probabilidad de impago de los clientes de microcrédito. Argumentan que los autónomos plantean un menor riesgo de impago debido a su amplia experiencia con las IMF (Newman et al. 2014).

De acuerdo con Blanco et al. (2013), no hay evidencia empírica sobre la relación entre la variable *Edad* y la probabilidad de impago, por lo que no se puede determinar el signo esperado del estimador de esta variable. Igual sucede con la variable *Sector*, en la que tampoco existe evidencia empírica que, en microfinanzas, un sector sea más arriesgado que otro en el cumplimiento con las obligaciones de pago.

Según Lin et al. (2017) y Elloumi y Kammoun (2013), el riesgo de incumplimiento se reduce cuando los clientes de las IMF tienen un mayor nivel de educación, por lo que esperamos obtener un signo negativo para el estimador de Educación. Por su parte, Lara-Rubio et al. (2017) defienden que la antigüedad de la relación IMF-cliente implica que el banco conoce al detalle el historial de pagos de un cliente, y por eso una mayor cifra en la variable *Old* contribuiría a reducir la probabilidad de impago. Asimismo, se espera que la variable *Cred_Grant* tenga signo negativo en el estimador por las mismas razones que la variable *Old*.

En línea con Lara-Rubio et al. (2017) y Durango et al. (2022), los rechazos previos de préstamos están asociados con un mayor riesgo de dificultades financieras para los clientes. Por lo tanto, anticipamos que la variable Denied_Cred tendrá un signo positivo. La variable Current_Cred indica el nivel actual de endeudamiento del cliente con la IMF. La investigación de Durango et al. (2022) y Blanco et al. (2013) sugiere una relación directa entre los préstamos actuales de un cliente y la probabilidad de retraso en el pago, por lo que esperamos un coeficiente positivo para esta variable. Las variables Delay y Delay_Av están estrechamente vinculadas a la probabilidad de incumplimiento, por lo que predecimos un coeficiente positivo para sus estimadores.

Las ratios financieras se utilizan comúnmente para categorizar a los clientes bancarios. La primera ratio (R1) muestra cuántas veces los ingresos exceden los activos totales del cliente de microcrédito. Anticipamos un signo negativo en el estimador para esta ratio. La segunda ratio financiera (R2) evalúa la liquidez de la microempresa. Un valor más alto indica una menor probabilidad de incumplimiento esperado. La tercera ratio financiera (R3) mide la relación entre el monto de deuda y capital. Un monto alto de deuda aumenta la probabilidad de incumplimiento, por lo que esperamos un signo positivo en el estimador. En contraste, R4 representa el porcentaje de pasivos en la estructura financiera de las microempresas. Creemos que un alto nivel de pasivos impacta negativamente la capacidad de los microempresarios para pagar, por lo que anticipamos un coeficiente positivo en el estimador. La quinta ratio financiera (R5) mide el rendimiento sobre los activos (ROA). Un mayor rendimiento sobre los activos debería ayudar a reducir la probabilidad de incumplimiento, por lo que se espera un signo negativo en el estimador para esta variable.

Por último, R6 mide el rendimiento sobre el capital (ROE), que es el rendimiento de la propiedad de la empresa.

Al comparar el riesgo con los préstamos para capital de trabajo, es importante considerar que la recuperación de activos a través de la depreciación toma un tiempo más largo (Mustapa et al., 2018). La literatura sobre riesgo crediticio también indica que los bancos que prestan dinero a largo plazo tienen un mayor riesgo de contraparte en comparación con los que prestan a corto plazo. Por lo tanto, deberíamos esperar un coeficiente positivo en la variable duración.

Además, investigaciones previas sobre riesgo crediticio en microfinanzas sugieren que montos de préstamos más pequeños están asociados con una PD más baja (Durango-Gutiérrez et al., 2023; Vogelgesang, 2003; Viswanathan y Shanthi, 2017). Por lo tanto, anticipamos obtener un signo positivo para la variable monto, que se define como el monto otorgado en moneda corriente.

En cuanto al tipo de interés, un tipo elevado implica mayores dificultades para devolver el préstamo, por lo que esperamos una estimación positiva. Además, las IMF suelen exigir garantías cuando un prestatario ha incurrido en impagos previos (Maes y Reed, 2012; Rayo et al., 2010). Se espera un signo positivo en la estimación de la variable garantía.

Por último, la variable pronóstico, que según Cubiles-De-La-Vega et al. (2013) y Blanco et al. (2013), es un factor importante (aunque subjetivo) para determinar el riesgo del microcrédito, refleja el conocimiento personalizado que el agente tiene del prestatario.

De acuerdo con la definición de la variable, esperamos obtener una estimación positiva para esta variable.

El último conjunto de factores incluye variables sistemáticas que mejoran el análisis tradicional del riesgo de impago al considerar la conexión directa entre la morosidad de los clientes y el ciclo económico (Lara-Rubio et al., 2024; Castro et al., 2022).

Las variables PIB e IPC tienen un impacto directo en la PD (Shahriar y Garg 2017). Se espera un estimador de PIB negativo y un estimador de IPC positivo.

Asimismo, un aumento en el valor de la moneda local, en este caso, el Quetzal frente al Dólar estadounidense (ER), aumentaría la PD. Por otro lado, un aumento en la tasa de desempleo (UE) podría reducir la probabilidad de impago. Las variables macroeconómicas mencionadas se calculan utilizando la siguiente expresión

$$\Delta VM_{i,j} = \frac{VM_{i+j} - VM_i}{\Delta VM_i}$$

donde:

$\Delta VM_{i,j}$: tasa de variación de la variable macroeconómica considerada.

VM: variable macroeconómica considerada.

i: momento de la concesión del préstamo.

j: duración del microcrédito.

3. Metodología de la investigación y diseño experimental

3.1 Modelo de regresión logística binaria

De acuerdo con la estructura y características de nuestra muestra con un importante número de variables explicativas categóricas, seleccionamos la Regresión Logística Binaria como técnica paramétrica para construir un modelo cuya respuesta o variable dependiente es una variable *dummy* con valor cero (0) cuando el cliente es pagador en la devolución periódica de la deuda, y uno (1) cuando el cliente incumple según los criterios definidos en el apartado de la variable dependiente.

Así, el modelo de regresión logística puede formularse como:

$$\log \left(\frac{PD(Y_i = 1|X_i)}{1 - PD(Y_i = 1|X_i)} \right) = \hat{\alpha} + \hat{\beta}_1 \cdot X_1 + \hat{\beta}_2 \cdot X_2 + \dots + \hat{\beta}_N \cdot X_N = \hat{\alpha} + \sum_{i=1}^N \hat{\beta}_i \cdot X_i$$

donde $PD(Y_i = 1|X_i)$ es la probabilidad de ocurrencia del evento de interés, en nuestro caso, que la empresa concorra en insolvencia financiera mediante la declaración legal de concurso de acreedores.

$$PD(Y_i = 1|X_i) = \frac{e^{\hat{\alpha} + \sum_{i=1}^N \hat{\beta}_i \cdot X_i}}{1 + e^{\hat{\alpha} + \sum_{i=1}^N \hat{\beta}_i \cdot X_i}}$$

La estimación de máxima verosimilitud (MLE) implica transformar la variable dependiente mediante una función logarítmica, estimar los coeficientes y luego ajustarlos para maximizar la verosimilitud. Este método establece una relación lineal con el logaritmo natural de probabilidades (ODDS) mediante un proceso interactivo. Como resultado,

cuando se conocen los valores de las variables independientes, la probabilidad de incumplimiento se puede calcular directamente utilizando la siguiente fórmula:

$$PD(Y_i = 1|X_i) = \frac{e^{\hat{\alpha} + \sum_{i=1}^N \hat{\beta}_i \cdot X_i}}{1 + e^{\hat{\alpha} + \sum_{i=1}^N \hat{\beta}_i \cdot X_i}}$$

Además de obtener estimaciones consistentes de la probabilidad de impago, el modelo Logit permite identificar los factores de riesgo que explican el impago y su influencia o peso relativo en la probabilidad de que se produzca el impago. Además, estas estimaciones pueden realizarse a distintos niveles de desagregación, incluyendo la estimación de probabilidades para el análisis de microcréditos individuales considerados individualmente.

Este modelo genera un porcentaje para clasificar a los clientes en la cartera de préstamos según su nivel de riesgo. La clasificación de la calidad de la cartera permite hacer coincidir el índice con los criterios de clasificación mediante un método de estratificación. Este proceso ayuda a asignar una calificación crediticia a cada préstamo.

3.2 Modelo de calificación crediticia de redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales (RNA) son modelos matemáticos computacionales que intentan imitar el funcionamiento del cerebro y la forma como este procesa la información. Se cataloga dentro de las técnicas no paramétricas del scoring de crédito como sistemas con la capacidad de aprender a través de entrenamiento. Además, de acuerdo con Blanco et al. (2013), las RNA constituyen un paradigma computacional que proporciona

una amplia variedad de modelos matemáticos no lineales, útiles para abordar una amplia gama de problemas estadísticos.

En nuestra investigación, seguimos las recomendaciones de investigaciones que respaldan una arquitectura específica. Elegimos el perceptrón multicapa (MLP) como enfoque de referencia para modelos no paramétricos para calcular probabilidades (Bishop, 1995) y abordar problemas en estudios comerciales (Montevechi et al., 2024; Vellido et al., 1999).

Basados en estos estudios, hemos utilizado un perceptrón de tres capas, con la capa de salida compuesta por un nodo que proporciona una estimación de la probabilidad de incumplimiento en los clientes de MFI. Se utilizó la función de activación logística $g(u) = eu/(eu + 1)$ para calcular este valor, y también se empleó en la capa oculta $\{v_{ih}, i = 0, 1, 2, \dots, p, h = 1, 2, \dots, H\}$. Los pesos sinápticos para las conexiones entre la entrada de tamaño p y la capa oculta se denotaron como $\{w_h, h = 0, 1, 2, \dots, H\}$. Además, los pesos sinápticos para las conexiones entre los nodos ocultos y el nodo de salida se representaron por $\{w_h, h = 0, 1, 2, \dots, H\}$. La salida de la red neuronal a partir de un vector de entrada $(x_1, \dots, x_p)$ es:

$$\hat{Y} = \left(w_0 + \sum_{h=1}^H w_h g(V_{0h} + \sum_{j=1}^p V_{jh} X_j) \right)$$

La salida de este modelo proporciona una estimación de la probabilidad de impago para el vector de entrada correspondiente. La decisión final en la clasificación puede obtenerse comparando este resultado con un umbral, normalmente fijado en 0.5, llegando así a una decisión de impago si $(y > 0.5)$.

No existe una regla general para determinar el número óptimo de nodos ocultos, un parámetro necesario para el rendimiento óptimo de la red (Kim, 2003). Sin embargo, la forma más común de determinar el tamaño de la capa oculta es mediante experimentos o prueba y error (Tang y Fishwick, 1993; Wong, 1992). En la Figura 1, la estructura típica de un modelo MLP muestra dónde se formuló la deducción matemática para una red con una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. El número de nodos ocultos determina la complejidad del modelo final y las redes de naturaleza más compleja ya no garantizan mejores capacidades de generalización. Una estrategia generalmente aceptada (Hastie et al., 2009) es seleccionar el tamaño de la capa oculta (H) en base a algunos tipos de estudios de validación. Por lo tanto, el tamaño de la capa oculta (H) se seleccionó mediante una búsqueda de validación cruzada de 10 veces en {1, 2 ..., 20}. Finalmente, para problemas de clasificación, una función de error apropiada es el ajuste de máxima verosimilitud (o entropía) condicional (Hastie et al., 2009).

3.3 Diseño de modelo basado en calificación interna

El Comité de Basilea reconoce que, debido a las variaciones en los mercados, las metodologías de calificación, las prácticas y los productos, las instituciones financieras y los supervisores deberán personalizar sus procedimientos operativos. En Guatemala, la adopción de Basilea III, en particular en lo que respecta al modelo basado en calificaciones internas (IRB), es un proceso gradual supervisado por la Superintendencia de Bancos de Guatemala.

Conforme al enfoque IRB para medir el riesgo crediticio, los bancos pueden utilizar sus sistemas de calificación interna, sujetos a la aprobación del supervisor del banco. Los

componentes de riesgo implican el cálculo de la probabilidad de incumplimiento (PD), la pérdida en caso de incumplimiento (LGD), la exposición en caso de incumplimiento (EAD) y el vencimiento efectivo (M) conforme al enfoque avanzado (A-IRB). Por lo tanto, el enfoque IRB se basa en medidas de pérdida inesperada (UL) y pérdida esperada (EL).

Al determinar la probabilidad de incumplimiento (PD), tomamos en cuenta los factores de riesgo asociados con el prestatario y la transacción. Esto incluye considerar el tipo de producto, garantía y el historial de morosidad del prestatario. La PD se calcula con base en la calificación interna asignada al prestatario, utilizando la experiencia interna de incumplimiento, datos externos y modelos estadísticos de incumplimiento. Para los prestatarios con calificación de incumplimiento, la PD es del 100 %. En cuanto a la pérdida en caso de incumplimiento (LGD), el parámetro mínimo es del 30 % para exposiciones no garantizadas y del 10 % para exposiciones garantizadas de bienes comerciales.

En nuestro caso de estudio, analizamos la exposición al riesgo minorista para estimar el requerimiento de capital para préstamos. Basilea III utiliza un cuartil del 99,9 % para evaluar el requerimiento de capital, tomando en consideración las posibles situaciones de incumplimiento dentro de la economía. Esta evaluación depende de la probabilidad de incumplimiento, la gravedad de la pérdida y el coeficiente de correlación del prestatario con las condiciones económicas, según lo determinado por la ecuación (7).

El coeficiente de correlación es una función de la probabilidad predeterminada y varía de 0,03 a 0,16 para este tipo de segmento según la fórmula de Basilea III. De manera similar, el valor de los activos ponderados por riesgo para una posición en mora se calcula como el producto de K, 12,5 y EAD. El requisito de capital (K) para una exposición en

mora es el mayor de los dos valores: 0 y la diferencia entre su LGD y la mejor estimación de la institución de la pérdida esperada.

$$\text{Correlación (R)} = 0,03 \frac{(1-e^{-25PD})}{(1-e^{-25})} + 0,16 \left(1 - \frac{(1-e^{-25PD})}{(1-e^{-25})} \right)$$

$$K = \left[LGD \cdot N \left[\frac{G(PD)}{\sqrt{(1-R)}} + \sqrt{\frac{R}{(1-R)}} \cdot G(0.99) \right] - PD \cdot LGD \right]$$

$$RWA = K \cdot 12,5 \cdot EAD$$

(7)

donde:

K: Requerimiento de capital.

PD: Probabilidad de incumplimiento, obtenida de la calificación crediticia.

ρ (PD): coeficiente de correlación.

LGD: Pérdida dada por defecto. Porcentaje de pérdida en el momento del incumplimiento.

EAD: Exposición por defecto.

RWA: Activos ponderados por riesgo.

EL: Pérdida esperada.

G (0.999): Inversa de la función de distribución normalmente acumulada = -3090.

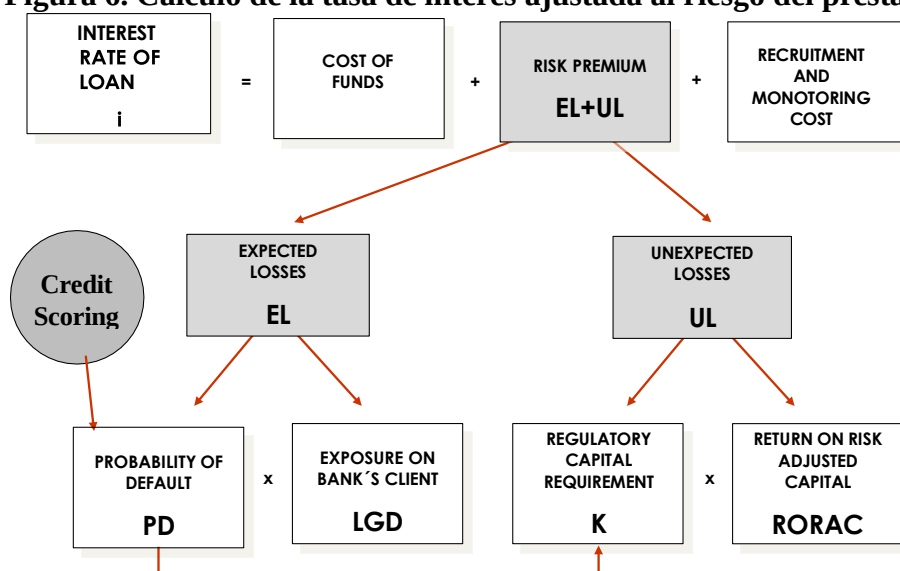
G (PD): Inversa de la función de distribución normalmente acumulada en PD.

El principal aporte de este método se fundamenta en que cada entidad dispone de modelos de calificación en la estimación de la probabilidad de impago (PD), basado en el riesgo sistemático y específico, el valor en riesgo al 99 % y la pérdida esperada, inesperada y catastrófica y factores del acreditado. Por tanto, se puede afirmar que el requerimiento de capital aumenta con la probabilidad de incumplimiento y de gravedad. Además, cuanto más

arriesgada sea la cartera de préstamos de una IMF, mayores serán los requisitos de capital exigidos por dicha entidad.

La Figura 6 resume la metodología que calcula la tasa de interés, que debe negociarse con cada prestatario al considerar el objetivo de obtener el rendimiento objetivo del capital ajustado al riesgo (RORAC). Los resultados de la calificación crediticia influyen en el cálculo de la prima de riesgo y, por lo tanto, también tienen un efecto en la determinación de la tasa de interés de RORAC para cada cliente y en la rentabilidad requerida de las IMF en sus préstamos. La probabilidad de default afecta directamente la cantidad de pérdida esperada e indirectamente afecta el cargo por pérdidas inesperadas a través de su influencia en el cálculo del capital de riesgo.

Figura 6. Cálculo de la tasa de interés ajustada al riesgo del prestatario



La prima de riesgo (Pr) es la suma de los dos componentes, la prima de riesgo derivada de la pérdida esperada (PrEL) y la prima de riesgo correspondiente derivada de la pérdida inesperada (PrUL). Además, la pérdida esperada es el resultado de multiplicar la probabilidad de incumplimiento (PD) por la severidad de incumplimiento (LGD), y la

pérdida inesperada se obtiene del producto de multiplicar el requerimiento de capital regulatorio (K) por el rendimiento del capital ajustado al riesgo en el sector (r), de acuerdo con siguiente fórmula:

$$\text{Risk premium (Pr)} = (\text{Pr EL}) + (\text{Pr UL}) = (\text{PD} \cdot \text{LGD}) + (\text{K} \cdot \text{r})$$

donde:

EL: Pérdida esperada (cubierta con la provisión)

UL: Pérdida inesperada (cubierta con el requisito de capital)

K: Requerimiento de capital

r: Retorno del capital ajustado por riesgo para el sector

Aplicando el enfoque IRB propuesto por las normas sobre requisitos de capital de Basilea III, determinamos el rendimiento objetivo del capital ajustado al riesgo, considerando la rentabilidad del cliente después de impuestos a partir de la siguiente fórmula:

$$RORAC = \frac{FR - FC - OC + EL + UL}{K} \cdot (1 - TR)$$

$$FR = EAD \cdot i$$

$$IC = K \cdot Rf$$

donde:

FR: Ingresos financieros

FC: Costo financiero

OC: Costo operativo

EL: Pérdida esperada

IC: Ingresos del capital

K: Requerimiento de capital

i: Tasa de interés

TR: Tasa impositiva

EAD: Exposición al incumplimiento

Rf: Tasa de interés libre de riesgo

De lo anterior se deduce que la variación en la prima de riesgo de crédito (Pr) siempre aumenta cuando hay incrementos en la probabilidad de incumplimiento (PD), y la tasa de interés también crece cuando hay un aumento en la Prima de Riesgo de Crédito (Pr).

4. Resultados y Discusión

En esta sección comenzaremos comparando los resultados de las regresiones logísticas (LR) y los perceptrones multicapa (MLP). Luego, presentaremos y discutiremos los resultados obtenidos con el enfoque IRB y analizaremos su impacto en la gestión de la IMF comparando la fijación de precios para tres clientes con diferentes perfiles de riesgo.

4.1 Comparación de la precisión de los modelos de probabilidad de incumplimiento

En la Tabla 9 se muestran los coeficientes y niveles de significación de todas las variables incluidas en el modelo de regresión logística. Como se indica en esta tabla, los signos esperados se alinean con las expectativas de signos que hemos justificado en el apartado de variables independientes. La importancia de las variables más significativas en el impago de los microcréditos se puede analizar examinando los valores absolutos de sus

coeficientes. Adicionalmente, las *odds* ratios cuantifican los cambios en la probabilidad de impago cuando la variable independiente aumenta en 1 unidad.

Tabla 9. Variables significativas mediante regresión logística

	B	S.E.	Wald	Exp(B)
Gen (1)	-0,099***	0,061	2,642	0,906
Civil_St (1)	-0,060***	0,060	1,011	0,942
Zone (1)	-0,057***	0,060	0,903	0,945
Lab_Sit(1)	-0,047***	0,060	0,631	0,954
Old	-0,082**	0,011	1,326	0,988
Cred_Grant	-0,180***	0,013	2,139	0,982
Denied_Cred	0,147***	0,060	0,623	1,048
Current_Cred	0,083***	0,060	0,050	1,013
Delay_Fee	0,557***	1,128	0,797	2,737
Delay_Av	0,006***	0,007	0,756	1,006
R1	-0,098***	0,251	0,151	0,907
R2	-0,307**	0,248	1,531	0,736
R3	0,124***	0,332	0,138	1,132
R5	-3,407***	2,116	2,592	0,033
Duration	0,011***	0,011	0,882	1,011
Amount	0,002***	0,002	0,834	1,002
Int_rate	1,735***	3,019	0,330	5,669
Guarant (1)	0,437***	0,191	5,244	1,548
Forecast (1)	0,041*	0,116	0,124	1,042
Constant	-1,248***	0,777	0,102	

(*), (**), (***) Significance of 10 %, 5 % and 1 %, respectively.

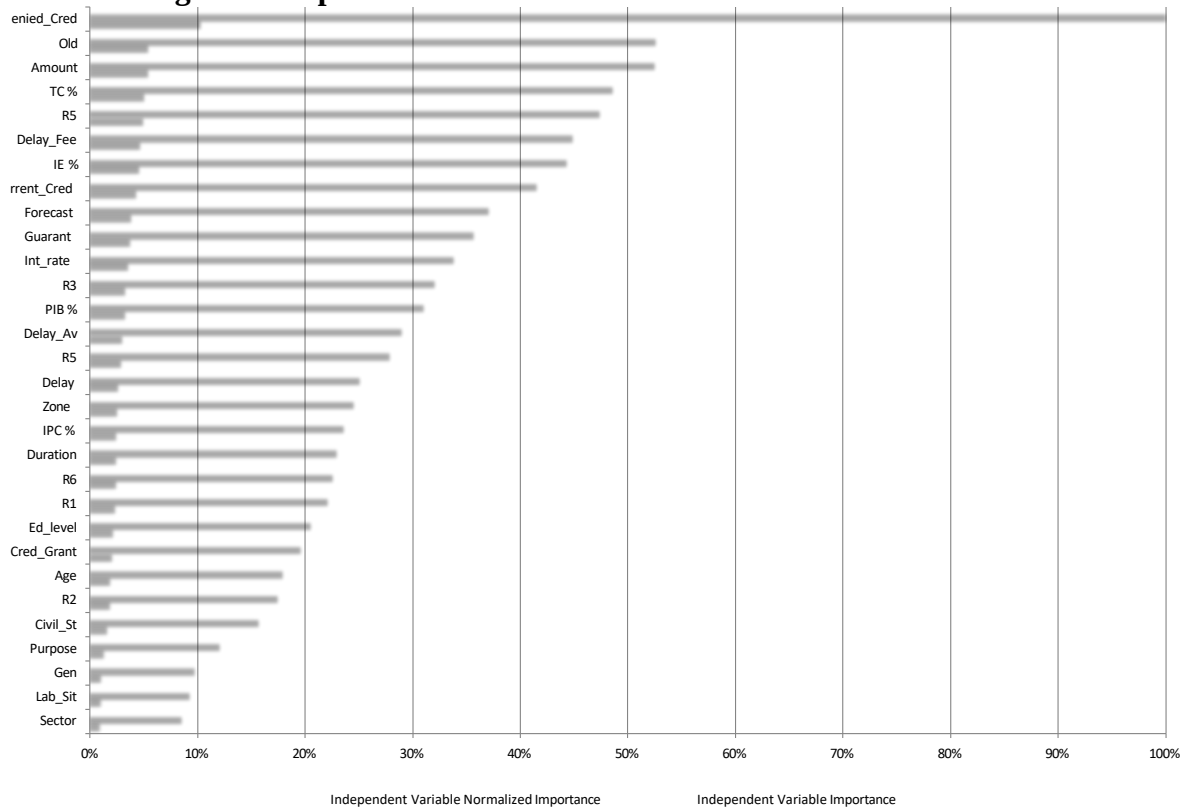
Los resultados que obtuvimos indican que los signos de todas las variables que fueron estadísticamente significativas en el modelo logit de calificación crediticia se alinean con nuestras expectativas y con los resultados de investigaciones previas (Blanco-Oliver et al. 2016, 2024; Durango-Gutiérrez et al. 2023; Beisland et al. 2019); Esto confirma el rigor y la coherencia de nuestro análisis. Además, nuestra evidencia empírica ofrece nuevos conocimientos sobre el riesgo crediticio en las IMF guatemaltecas.

Para la IMF guatemalteca se analizaron 30 variables y se encontró que 19 de ellas eran estadísticamente significativas a niveles de significancia del 1 %, 5 % y 10 % después de aplicar el ajuste de probabilidad. Los coeficientes de regresión beta de las variables revelaron que diez de ellas influyeron positivamente en la PD (número de préstamos no concedidos, préstamos pendientes, número de cuotas en mora, número promedio de días de mora, ratio de endeudamiento, duración del microcrédito, monto del microcrédito, tasa de interés, garantías y pronóstico del analista de crédito), mientras que nueve variables (género femenino, estado civil familiar, residencia en zona rural, trabajador dependiente, tiempo como cliente de la IMF, ratios de rotación, liquidez y ROA) Se encontró que estaban asociados negativamente con la PD.

Contrario a otros estudios en otros países, (Durango-Gutiérrez et al. 2023; Blanco et al. 2013), nuestros hallazgos indican que sólo los factores específicos de cada individuo tienen un impacto en la EP, sin ningún efecto aparente de los factores sistémicos, posiblemente debido a la fuerte influencia de este aspecto en las variables específicas de cada individuo. Los resultados también demuestran que las variables relacionadas con la operación de préstamo juegan un papel significativo en la PD, incluso más que las variables no financieras y las ratios financieras en términos relativos.

La Figura 7 ilustra la importancia normalizada de cada variable para explicar la probabilidad de incumplimiento entre todos los prestatarios de la cartera. Estos resultados resaltan la mayor importancia relativa de factores o variables que fueron estadísticamente significativos en el modelo de regresión logística.

Figura 7. Importancia normalizada de las variables en el modelo MLP



El desempeño de los diferentes modelos de calificación crediticia se evalúa utilizando la matriz de calificación del área bajo la curva ROC (AUC), presentada en la Tabla 10. La matriz de clasificación, que compara los casos observados con los estimados, indica el porcentaje de clasificación correcta para cada uno de los tres modelos utilizando las dos técnicas estadísticas. Se observan diferencias significativas entre los métodos LR y MLP en función de los criterios utilizados. En concreto, el AUC para el análisis LR es del 84,75 %, mientras que el modelo MLP alcanza el 89,17 %. Además, el modelo MLP demuestra una mejora del 10,55 % en el porcentaje de clasificación correcta en comparación con el método LR tradicional. En esencia, la implementación del enfoque de red neuronal reduce significativamente los errores de clasificación para las IMF, lo que proporciona una ventaja competitiva sobre otras IMF que no emplean esta metodología. Esto respalda los hallazgos

de Ince y Aktan (2009) de que los modelos MLP generalmente logran un AUC más alto y menos errores de clasificación en comparación con el enfoque LR tradicional. Estos resultados empíricos validan la superioridad teórica, en particular debido a las propiedades de aprendizaje adaptativo no lineal y no paramétrico de los modelos MLP sobre el modelo LR paramétrico y ampliamente utilizado para la predicción de impagos. Por lo tanto, recomendamos que las IMF utilicen modelos MLP en lugar del modelo LR paramétrico tradicional, ya que incluso un aumento modesto en la precisión podría generar ahorros sustanciales en una gran cartera de préstamos, que podrían ascender a millones de dólares (West, 2000).

Tabla 10. Matriz de clasificación y AUC
LOGISTIC REGRESSION

Observ.	Prediction		PCC
	0	1	
0	1,809	559	76.39 %
1	590	1,592	72.96 %
PCC			74.75 %
AUC: 0,8433			

NEURAL NETWORK

Observ.	Prediction		PCC
	0	1	
0	2019	349	85,26 %
1	320	1862	85,33 %
PCC			85.30 %
AUC: 0,8917			

4.2 Aplicación de la estrategia de precios

Para analizar el efecto de un modelo de cálculo de probabilidad de default en una IMF bajo la normativa de Basilea III, analizamos el efecto y resultado del modelo IRB de pricing propuesto es esta investigación, con tres clientes de diferentes perfiles de riesgo

seleccionados aleatoriamente de nuestra base de datos. La tabla 4 muestra las variables idiosincráticas y sistemáticas, así como la probabilidad de impago estimada para los tres clientes tras aplicar la ecuación obtenida para el modelo LR e introducir los nodos de entrada en el caso de MLP.

De acuerdo con las escalas de rating internacionales, junto con los estándares de la normativa de Basilea III admitidos por la Superintendencia de Bancos de Guatemala, el cliente 1 tiene un reducido riesgo de impago y está supervisado por la gestión de riesgos de la IMF. Por su parte, el cliente 2 presenta una probabilidad de impago moderada que pudiera ser sensible a cambios a un escenario económico y financiero más adverso. También, el cliente 3, con una probabilidad de impago elevada, presenta factores que no dan garantías para el reembolso seguro del préstamo, incluso en un escenario macroeconómico lejano a la recesión.

Luego de estimar las probabilidades de incumplimiento de cada cliente, calculamos el RORAC utilizando un modelo IRB bajo el marco de Basilea III. Finalmente, determinamos la tasa de interés que la IMF debería aplicar a cada uno de los tres clientes de microcrédito. Esta tasa se basa en que la rentabilidad ajustada al riesgo cumpla con el objetivo de rentabilidad mínimo exigido por la entidad para este tipo de operaciones financieras.

La Tabla 11 resume los datos necesarios para diseñar los modelos de fijación de precios para los microcréditos. Los cálculos se basan en un importe medio de microcrédito de 1.500 dólares estadounidenses con vencimiento a un año. La tasa de interés anual actual de la IMF para los clientes seleccionados es del 18,023 %, determinada como el promedio de las tasas de interés diarias de los microcréditos otorgados a las microempresas en el

período de la cartera de préstamos analizada. El costo de la deuda, fijado en 2,25 %, se deriva de las tasas de interés interbancarias del sistema financiero durante el período de cartera 2019-2021, obtenidas de las estadísticas económicas de la Superintendencia de Bancos de Guatemala. La tasa de costos operativos sobre el total de préstamos y depósitos, del 5,24 %, se calcula a partir de los datos financieros mensuales de la IMF en su balance y estado de resultados. La tasa del impuesto corporativo en Guatemala es del 25 %. El RORAC objetivo de 12.03 % se estima como el ROE promedio de la IMF, obtenido de los indicadores financieros de la IMF publicados en la sección estadística de la Superintendencia de Bancos de Guatemala. Finalmente, la tasa libre de riesgo promedio para el período 2019-2021 fue de 1,75 %, tal como lo establece el programa de emisión de bonos soberanos del Ministerio de Finanzas Públicas de Guatemala.

Tabla 11. Datos de tres prestatarios y PD

ACRONIM	Borrower 1	Borrower 2	Borrower 3
Gen	1	0	0
Civil_St	1	0	1
Zone	1	0	0
Lab-Sit	1	1	0
Age	45	27	60
Sector	1	1	0
Ed_Level	2	0	0
Old	36	10	18
Cred_Grant	5	1	2
Denied_Cred	0	0	2
Current_Cred	1	0	0
Delay	0	0	2
Delay_Av	0	0	6
Arrears	0	0	0,1111
R1	0,8405	0,6493	0,4367
R2	0,2793	0,12	0,0821
R3	0,1262	0	0,0995
R4	0,1121	0	0,0905
R5	0,1348	0,0655	0,08654
R6	0,1676	0,0947	0,1037

ACRONIM	Borrower 1	Borrower 2	Borrower 3
Purpose	0	0	0
Duration	12	18	12
Amount	1,45	1	1,2
Int_Rate	0,12	0,15	0,115
Guarant	0	0	1
Forecast	0	0	1
PIB	0,2156	0,0566	0,0348
IPC	0,0219	0,0207	0,0080
TC	-0,0697	-0,0815	-0,1374
IE	0,1014	0,0729	0,0215
PD (LR)	0,39 %	10,36 %	24,50 %
PD (MLP)	0,12 %	2,55 %	29,02 %

Tabla 12. Información general para el diseño del modelo de pricing

CONCEPT	AMOUNT
Microcredit amount	USD 1500
Maturity (years)	1
Interest rate (the same for all 3 customers)	12.32 %
Cost of Debt	2.25 %
Operating Cost	5.24 %
Tax Rate	25 %
RORAC Objective	17.14 %
Risk-free rate (Government bond)	1.75 %

Las Tablas 13 y 14 analizan la información financiera relevante bajo la aplicación del enfoque IRB de Basilea III para los tres clientes seleccionados aleatoriamente. Estos cálculos han sido llevados a cabo respectivamente para el modelo de red neuronal y de regresión logística. La aplicación del enfoque IRB sugiere una mayor precisión de la cifra de requerimientos de capital (fondos propios) sobre el anterior enfoque estándar y, por tanto, de los valores de la rentabilidad del capital (ROC), la rentabilidad del capital, ajustada al riesgo (RORAC) y el tipo de interés (Precio). Este mejor ajuste de las necesidades de capital tiene importantes consecuencias en la solvencia y rentabilidad de la

IMF, ya que mejoran su nivel de competitividad con los bancos comerciales que si disponen de modelos de calificación crediticia y sistemas de fijación de tasas de interés.

Para calcular la utilidad después de impuestos obtenida por la IMF con cada cliente bajo el método IRB de Basilea III, se utiliza la siguiente expresión:

$$Profitability = \frac{(Interest\ Income - Interest\ Expenses - Operating\ Expenses + Capital\ Benefit - Provision) \cdot (1 - Tax\ Rate)}{Stockholders' Equity}$$

Desde un punto de vista teórico, la rentabilidad que un cliente proporciona a una entidad de microfinanzas depende del riesgo del prestatario y del tipo de interés de la operación. Así, aplicando el método IRB con un modelo de cálculo de probabilidad de impago con mayor capacidad predictiva (MLP) (tabla 6), la IMF puede obtener unas rentabilidades más ajustadas al perfil de riesgo para cada cliente. El importe de la prestación se ha calculado de acuerdo con los parámetros establecidos por la norma, que pueden oscilar en función de la clasificación del cliente (tabla 8). Para la determinación de los tipos de interés, se fija un nivel de severidad de la pérdida en caso de impago (LGD) del 45 %, tal y como recomienda la norma de Basilea, para aquellos casos en los que resulte imposible estimar este nivel con la única información de la entidad financiera. En concreto, la IMF obtendría unas rentabilidades del 206,19 %, 43,20 % y -38,63 % respectivamente para los tres clientes seleccionados aleatoriamente.

Tabla 13. Rentabilidad del cliente y fijación de tasas de interés bajo el enfoque IRB de la normativa de Basilea III. Regresión Logística

		BORROWER 1	BORROWER 2	BORROWER 3	BORROWER 1	BORROWER 2	BORROWER 3
		BEFORE THE RATE ADJUSTMENT			AFTER THE RATE ADJUSTMENT		
		12,32 %	12,32 %	12,32 %	7,90 %	10,01 %	23,70 %
BASEL III IRB APPROACH	Interest rate	BORROWER 1	BORROWER 2	BORROWER 3	BORROWER 1	BORROWER 2	BORROWER 3
	PD	0,12 %	2,55 %	29,02 %	0,12 %	2,55 %	29,02 %
	LGD	45,00 %	45,00 %	45,00 %	45,00 %	45,00 %	45,00 %
	Expected Loss (EL)	0,81	17,21	195,89	0,81	17,21	195,89
	Weight	21,89 %	83,15 %	191,36 %	21,89 %	83,15 %	191,36 %
	RWA	328,42 €	1.247,32	2.870,34	328,42	1.247,32	2.870,34
	Basel III - IRB Coefficient	8,00 %	8,00 %	8,00 %	8,00 %	8,00 %	8,00 %
	Stockholders' Equity	26,27 €	99,79 €	229,63 €	26,27	99,79	229,63
	Liabilities	1.473,73 €	1.400,21 €	1.270,37 €	1.473,73	1.400,21	1.270,37
	Total	1.500,00 €	1.500,00 €	1.500,00 €	1.500,00	1.500,00	1.500,00
	Interest income	184,80 €	184,80 €	184,80 €	184,80 €	184,80 €	184,80 €
	Interest expenses	33,16 €	31,50 €	28,58 €	33,16 €	31,50 €	28,58 €
	Operating cost	78,60 €	78,60 €	78,60 €	78,60 €	78,60 €	78,60 €
	RORAC	206,19 %	43,20 %	-38,63 %	17,14 %	17,14 %	17,14 %
	RORAC target	17,14 %	17,14 %	17,14 %	17,14 %	17,14 %	17,14 %
	Price (Interest Rate)	12,32 %	12,32 %	12,32 %	7,90 %	10,01 %	23,70 %

Tabla 14. Rentabilidad del cliente y fijación de tasas de interés bajo el enfoque IRB de la normativa de Basilea III

		BORROWER 1	BORROWER 2	BORROWER 3	BORROWER 1	BORROWER 2	BORROWER 3
		BEFORE THE RATE ADJUSTMENT			AFTER THE RATE ADJUSTMENT		
Interest rate		12,32 %	12,32 %	12,32 %	8,40 %	14,30 %	21,67 %
BASEL III IRB APPROACH		BORROWER 1	BORROWER 2	BORROWER 3	BORROWER 1	BORROWER 2	BORROWER 3
	PD	0,39 %	10,36 %	24,50 %	0,39 %	10,36 %	24,50 %
	LGD	45,00 %	45,00 %	45,00 %	45,00 %	45,00 %	45,00 %
	Expected Loss (EL)	2,62	69,90	165,38	2,62	69,90	165,38
	Weight	44,33 %	130,27 %	191,36 %	44,33 %	130,27 %	191,36 %
	RWA	664,99 €	1.954,08	2.870,34	664,99	1.954,08	2.870,34
	Basel III - IRB Coefficient	8,00 %	8,00 %	8,00 %	8,00 %	8,00 %	8,00 %
	Stockholders' Equity	53,20 €	156,33 €	229,63 €	53,20 €	156,33 €	229,63 €
	Liabilities	1.446,80 €	1.343,67 €	1.270,37 €	1.446,80 €	1.343,67 €	1.270,37 €
	Total	1.500,00 €	1.500,00 €	1.500,00 €	1.500,00 €	1.500,00 €	1.500,00 €
	Interest income	184,80 €	184,80 €	184,80 €	125,93 €	214,46 €	325,04 €
	Interest expenses	33,16 €	31,50 €	28,58 €	32,55 €	30,23 €	28,58 €
	Operating cost	78,60 €	78,60 €	78,60 €	78,60 €	78,60 €	78,60 €
	RORAC	206,19 %	43,20 %	-38,63 %	17,14 %	17,14 %	17,14 %
	RORAC target	17,14 %	17,14 %	17,14 %	17,14 %	17,14 %	17,14 %
	Price (Interest Rate)	12,32 %	12,32 %	12,32 %	8,40 %	14,30 %	21,67 %

Tabla 15. Porcentajes de dotación específica de microcréditos para microempresas

RISK CATEGORY	PROVISION (%)
A. Normal risk	0.00 %
B. Above normal risk	5.00 %
C. Expected loss	20.00 %
D. With significant expected losses	50.00 %
E. High risk of irrecoverability.	100.00 %

Source: Norm n° JM-93 – 2005 SIB.

Sin embargo, nuestro modelo de precios no pretende calcular la rentabilidad de los clientes de una IMF después de aplicar una tasa de interés fija, sino más bien fijar una tasa de interés ajustada al riesgo crediticio de cada prestatario después de que la institución fije una meta de rentabilidad para sus operaciones de microcrédito. En este sentido, la IMF guatemalteca en este estudio considera que el RORAC de sus operaciones debe ser de 17.14 %, independientemente del nivel de riesgo de cada cliente. Así, para cumplir con esta meta de rentabilidad, y dados los datos de partida de la Tabla 16, así como los perfiles de riesgo de cada cliente, la IMF debería fijar una tasa de interés de 7.90 %, reduciendo con ello la tasa de interés para este prestatario en 4.42 % en comparación con la tasa de interés actual que cobra la IMF (12.32 %). De igual forma, para el cliente 2, la tasa de interés ajustada al riesgo se fijaría en 10.01 %, que es 2.31 % menor que la tasa de interés actual de la IMF. Finalmente, la tasa de interés ajustada por riesgo para el prestatario 3 sería 23,70 %, 11,38 % más alta que la tasa actual de la IMF. La Tabla 17 replica el mismo procedimiento para el modelo de precios estimado a partir de un modelo que calcula la probabilidad de incumplimiento utilizando regresión logística. La Tabla 20 resume los cambios en las tasas de interés después de ajustar los perfiles de riesgo para cada técnica de cálculo de probabilidad de incumplimiento.

Tabla 16. Resumen de resultados de la fijación de los tipos de interés

Credit-scoring method		Borrower 1	Borrower 2	Borrower 3
Neural Network	Before rate adjustment	12,32 %	12,32 %	12,32 %
	After rate adjustment	7,90 %	10,01 %	23,70 %
	Difference	-4,42 %	-2,31 %	11,38 %
Logistic Regression	Before the rate adjustment	12,32 %	12,32 %	12,32 %
	After the rate adjustment	8,40 %	14,30 %	21,67 %
	Gap	-3,92 %	1,98 %	9,35 %

Nuestra investigación indica que las IMF pueden beneficiarse del uso de modelos de precios bajo el enfoque basado en calificaciones internas (IRB). Estos modelos son cruciales para mejorar la gestión de la solvencia y la rentabilidad de las IMF mediante la asignación de tasas de interés ajustadas al riesgo y requisitos de capital más precisos. Esto permite a las IMF prosperar en un panorama financiero dominado por grandes bancos internacionales que operan en el sector de las microfinanzas, e incluso competir con ellos utilizando herramientas que los grandes bancos han estado empleando durante años.

Además de las ventajas mencionadas anteriormente, la aplicación de sistemas de precios bajo el enfoque IRB proporciona a las IMF una herramienta para continuar su desarrollo de manera justa y eficiente. Su misión principal es ayudar a las personas de bajos ingresos y excluidas que enfrentan dificultades para acceder a servicios de ahorro y crédito a crear una microempresa.

4.3 Implicaciones prácticas y políticas

Los resultados de la estrategia de fijación de precios presentada en la Sección 4.2 subrayan el potencial significativo de los modelos de fijación de precios ajustados al riesgo crediticio basados en la probabilidad de impago para transformar el sector de las

microfinanzas. Este modelo, que cumple plenamente con las normas de Basilea III, proporciona una herramienta muy precisa para determinar las tasas de interés. Podría permitir a las IMF mejorar su sostenibilidad financiera y ofrecer microcrédito de una manera más equitativa.

Al aplicar diferentes tasas de interés basadas en los perfiles de riesgo individuales, las IMF pueden aliviar la carga financiera de los clientes de menor riesgo, promoviendo así la inclusión financiera y potencialmente reduciendo las tasas de impago.

Nuestra investigación muestra que este enfoque no sólo ayuda a las IMF a alcanzar sus objetivos de rentabilidad, sino que también hace que el crédito esté más fácilmente disponible para quienes más lo necesitan. Esto es particularmente crucial en economías en desarrollo como Guatemala, donde el acceso limitado al crédito obstaculiza el progreso económico. Además, el uso de modelos de redes neuronales para pronosticar el riesgo de impago proporciona un mayor nivel de precisión en comparación con los modelos de regresión logística tradicionales. Las capacidades predictivas mejoradas de estos modelos garantizan que las tasas de interés se alineen más estrechamente con el riesgo real, lo que reduce la probabilidad de impagos y pérdidas financieras para las IMF.

El modelo de fijación de precios basado en el riesgo crediticio que se propone en este estudio constituye un avance significativo en el campo de las microfinanzas. Tiene el potencial de establecer un nuevo estándar para las estrategias de fijación de precios dentro del sector. Este enfoque promueve tanto la sostenibilidad financiera como el impacto social, lo que lo convierte en un modelo potencial para las IMF de todo el mundo.

Los resultados de esta investigación pueden ser utilizados por los administradores financieros de los bancos, las asociaciones de actores de la inclusión financiera, los reguladores financieros y las autoridades fiscales para desarrollar nuevas regulaciones que promuevan una mayor inclusión financiera para las personas de bajos ingresos. Es importante que los administradores financieros, las autoridades financieras y fiscales estén atentos a las posibles señales de advertencia en el comportamiento de ciertas variables. La falta de comprensión de estas tendencias podría conducir a restricciones en el acceso al crédito bancario para las personas de bajos ingresos, lo que resultaría en una disponibilidad limitada de microcrédito y tasas de interés más altas. El estudio recomienda que los reguladores establezcan pautas específicas para estos modelos y que los administradores de las IMF amplíen sus estrategias para abarcar áreas históricamente desatendidas, como el sector agrícola y las comunidades rurales. Esto es crucial para mejorar el acceso a los servicios financieros y apoyar el desarrollo económico local.

Además, los resultados de nuestra investigación podrían ayudar a diseñar políticas gubernamentales destinadas a mejorar la inclusión financiera y social de las personas vulnerables. Al identificar los factores de riesgo entre los clientes de las instituciones de microfinanzas, los gobiernos pueden dirigir los subsidios hacia los prestatarios más solventes. Esto puede conducir a un mejor desempeño de estas instituciones y su impacto social general.

4.4 Limitaciones de la investigación

Esta investigación proporciona información valiosa sobre la implementación de modelos de fijación de precios ajustados al riesgo en el sector de las microfinanzas. Sin embargo, es esencial reconocer ciertas limitaciones. En primer lugar, la dependencia del

estudio de datos históricos de una región geográfica específica, como Guatemala, puede limitar la aplicabilidad de los resultados a otros contextos. Los entornos de las microfinanzas varían significativamente entre países debido a las diferencias en los marcos regulatorios, las condiciones económicas y los factores culturales. Como resultado, la eficacia de la estrategia de fijación de precios propuesta puede no ser la misma en otras regiones con diferentes escenarios financieros.

Además, si bien el uso de modelos de redes neuronales para predecir el riesgo de impago es innovador, presenta desafíos en términos de interpretación y transparencia del modelo. Las partes interesadas en el sector de las microfinanzas, especialmente aquellas con conocimientos técnicos limitados, pueden tener dificultades para comprender y confiar en las decisiones generadas por estos modelos. Esto podría impedir la adopción generalizada de estas técnicas avanzadas, en particular en contextos donde los reguladores exigen altos niveles de transparencia del modelo.

Adicional, los datos utilizados en este estudio, si bien son exhaustivos, pueden no reflejar plenamente todos los matices del comportamiento de los prestatarios y los shocks económicos externos que pueden afectar las tasas de impago. Por ejemplo, no se incluyeron en el modelo eventos macroeconómicos inesperados o cambios en las condiciones económicas locales, lo que podría afectar su precisión predictiva. Por último, es fundamental considerar las implicaciones éticas de aplicar precios basados en el riesgo en las microfinanzas. Si bien este enfoque podría conducir a tasas de interés más justas, existe el riesgo de excluir inadvertidamente a los prestatarios más riesgosos, que a menudo son los más vulnerables. Esto plantea importantes preguntas sobre el equilibrio entre la

sostenibilidad financiera y la misión social en las microfinanzas, una tensión que las investigaciones futuras deberían explorar más a fondo.

5. Conclusiones

En consonancia con su importante misión social, las IMF deben mejorar sus modelos de gestión si quieren sobrevivir en un entorno macroeconómico inestable y en un sector de microfinanzas en el que la banca comercial ha ido ganando terreno en los últimos años. Para lograr este objetivo, con criterios de eficacia y eficiencia, las IMF pueden ganar competitividad respecto de la banca comercial a través de herramientas que les permitan calcular probabilidades de impago de forma fiable y robusta, lo que permitiría calcular requerimientos de capital y fijar tipos de interés ajustados al riesgo crediticio de cada cliente bajo el enfoque IRB de la normativa de Basilea III.

Nuestra investigación representa un avance con respecto a los hallazgos anteriores por tres razones principales. En primer lugar, nuestros resultados se basan en investigaciones anteriores que respaldan que un modelo de perceptrón multicapa para predecir las probabilidades de incumplimiento ofrece una mayor precisión y menores costos de clasificación en comparación con la técnica clásica de regresión logística. Además, nuestros hallazgos tienen implicaciones importantes para mejorar la eficiencia, la solvencia y la rentabilidad de las IMF al reducir las pérdidas por incumplimiento, las provisiones por quiebra y los procesos de recuperación. Por lo tanto, nuestros resultados sugieren que las redes neuronales de perceptrón multicapa son la técnica más adecuada para el sector de las microfinanzas.

Los resultados de nuestra investigación respaldan la idea de que, con el método IRB, los requisitos de capital se cuantifican con mayor precisión en comparación con el antiguo método estándar. Este enfoque puede ayudar a IMF a mejorar su rentabilidad y eficiencia de gestión, lo que a su vez puede mejorar su capacidad para captar fondos en mercados financieros más competitivos.

Además, nuestra investigación destaca la importancia de un modelo de fijación de precios en la industria de las microfinanzas. Este modelo sirve como una herramienta crucial para que las IMF defiendan y aumenten su participación en el mercado mientras continúan su misión de financiar a los pobres sin imponer tasas de interés altas. Al utilizar un modelo de fijación de precios para determinar la rentabilidad deseada para clientes con diferentes perfiles de riesgo, las IMF pueden maximizar sus ganancias y satisfacer las demandas de sus accionistas y financiadores. Estos modelos también sirven como herramientas de gestión, mejorando la eficiencia y reduciendo los incumplimientos, lo que en última instancia ayuda a las IMF a lograr la autosuficiencia financiera y competir con los bancos tradicionales en igualdad de condiciones.

En segundo lugar, nuestra investigación confirma que, con el método IRB, los requisitos de capital se cuantifican con mucha más precisión que con el antiguo método estándar. Además, las IMF podrán mejorar la rentabilidad y la eficiencia de su gestión mediante este método, lo que también mejorará su capacidad para captar financiación en los mercados financieros en condiciones más competitivas.

En tercer lugar, el principal hallazgo de nuestra investigación es que un modelo de precios en la industria de las microfinanzas es una herramienta importante que permite a las

IMF defender y aumentar su participación de mercado para continuar llevando a cabo su misión original, que es financiar a los pobres sin la necesidad de cobrar altas tasas de interés. Al seleccionar aleatoriamente a tres clientes con diferentes perfiles de riesgo, nuestros resultados establecen a priori la rentabilidad deseada para cada uno de ellos, lo que permite a la institución maximizar sus ganancias y satisfacer las demandas de sus accionistas y financiadores. En consecuencia, estos modelos son vistos como herramientas de gestión que pueden ayudar a aumentar la eficiencia y reducir las pérdidas por incumplimiento de los microcréditos para que las IMF puedan lograr la autosuficiencia financiera necesaria y competir en igualdad de condiciones con los bancos tradicionales. Además, nuestros hallazgos pueden contribuir al diseño de políticas gubernamentales destinadas a promover la inclusión financiera y social de las personas vulnerables. Además, al aumentar la solvencia y la rentabilidad, las IMF aseguran su supervivencia en un sector en el que los bancos comerciales han entrado a través de la reducción de escala.

Contribuciones de los autores

Conceptualización, P.D.-G., J.L.-R., A.N.-G. y D.B.-C.; metodología, P.D.-G., J.L.-R. y D.B.-C.; software, J.L.-R. y D.B.-C.; validación, P.D.-G., J.L.-R., A.N.-G. y D.B.-C.; análisis formal, P.D.-G., J.L.-R., A.N.-G. y D.B.-C.; investigación, P.D.-G., J.L.-R., A.N.-G.; curación de datos, P.D.-G., J.L.-R., A.N.-G. y D.B.-C.; Redacción: preparación del borrador original, P.D.-G., J.L.-R., A.N.-G. y D.B.-C. Todos los autores han leído y aceptado la versión publicada del manuscrito.

Financiación: Esta investigación no recibió financiación externa.

Declaración de consentimiento informado: No corresponde.

Declaración de disponibilidad de datos: Los datos están disponibles a pedido de los autores.

Conflictos de intereses: Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

6. Referencias

- Abdullah and S. Quayes. (2016). Do women borrowers augment financial performance of MFIs? *Applied Economics* 48: 5593–604. <https://doi.org/10.1080/00036846.2016.1181831>.
- Aguilar, G., and J. Portilla. (2019). Technical change in the Peruvian regulated microfinance sector. *Latin American Business Review* 20: 5–35. <https://doi.org/10.1080/10978526.2018.1560225>.
- Al-Azzam, M., and C. Parmeter. (2021). Competition and microcredit interest rates: International evidence. *Empirical economics* 60: 829–68. <https://doi.org/10.1007/s00181-019-01766-6>.
- Altinbas, H., and G. C. Akkaya. (2017). Improving the performance of statistical learning methods with a combined meta-heuristic for consumer credit risk assessment. *Risk Management* 19: 255–80. <https://doi.org/10.1057/s41283-017-0021-0>.
- Asencios, R., C. Asencios, and E. Ramos. (2023). Profit scoring for credit unions using the multilayer perceptron, XGBoost and TabNet algorithms: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications* 213: 119201. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119201>.
- Badr El Din, A. I. (2022). Lessons for African microfinance providers and regulators in the aftermath of COVID-19. *Enterprise Development & Microfinance* 33: 182–91. <https://doi.org/10.3362/1755-1986.21-00020>.
- Balushi, Y. A., S. Locke, and Z. Boulanouar. (2018). Islamic financial decision-making among SMEs in the Sultanate of Oman: An adaption of the theory of planned behaviour. *Journal of Behavioral and Experimental Finance* 20: 30–38. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2018.06.001>.
- Bank of Guatemala (2021). Desempeño Macroeconómico Reciente y Perspectivas. December 3. Available online:

- <https://www.banguat.gob.gt/sites/default/files/banguat/Publica/conferencias/cbanguat787.pdf> (accessed on 20 April 2024).
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2017). Basel III: Finalising Post-Crisis Reforms. Bank for International Settlements. Available online: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.pdf> (accessed on 15 April 2024).
- Beisland, L. A., B. Déspallier, and R. Mersland. (2019). The Commercialization of the Microfinance Industry: Is There a “Personal Mission Drift” Among Credit Officers? *Journal of Business Ethics* 158: 119–34. <https://doi.org/10.1007/s10551-017-3710-4>.
- Bettoni, L., M. Santos, and G. Oliveira Filho. (2023). The impact of microcredit on small firms in Brazil: A potential to promote investment, growth and inclusion. *Journal of Policy Modeling* 45: 592–608. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2023.04.005>.
- Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. 1st ed. USA: Oxford University Press.
- Blanco, A., R. Pino-Mejías, J. Lara, and S. Rayo. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications* 40: 356–64. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.051>.
- Blanco-Oliver, A., A. Irimia-Dieguez, and M. D. Oliver-Alfonso. (2016). Hybrid model using logit and nonparametric methods for predicting micro-entity failure. *Investment Management and Financial Innovations* 13: 35–46. [https://doi.org/10.21511/imfi.13\(3\).2016.03](https://doi.org/10.21511/imfi.13(3).2016.03).
- Blanco-Oliver, A., A. Samaniego, and M. J. Palacin-Sanchez. (2024). How do loan officer-borrower gender-driven behavioural differences impact on the microfinance lending market? *Borsa Istanbul Review* 24: 435–48. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2024.02.004>.
- Brau, J.C., S. Hiatt, and W. Woodworth. (2009). Evaluating impacts of microfinance institutions using Guatemalan data. *Managerial Finance* 35: 953–74. <https://doi.org/10.1108/03074350911000025>.
- Castro, J. A. M., P. M. E. Jiménez, and M. R. Ortega. (2022). Efecto de las variables macroeconómicas en los índices de morosidad de los bancos en México, durante el periodo COVID-19 versus el periodo previo. *RAN-Revista Academia & Negocios* 8: 55–70. <https://doi.org/10.29393/RAN8-4EVJM30004>.

- Cepeda, I., I. Lacalle-Calderón, and M. Torralba. (2021): “Microfinance and Violence Against Women in Rural Guatemala” *Journal of Interpersonal Violence* 36: 1391–413. <https://doi.org/10.1177/088626051773878>.
- Concha, E. T. (2009). Microfinanzas: Diagnóstico del sector de la micro y pequeña empresa y su tecnología crediticia. *Contabilidad y Negocios* 4: 23–32. <https://doi.org/10.18800/contabilidad.200902.003>.
- Cozarenco, A., and A. Szafarz. (2018). Gender biases in bank lending: Lessons from microcredit in France. *Journal of Business Ethics* 147: 631–50. <https://doi.org/10.1007/s10551-015-2948-y>.
- Cubiles-De-La-Vega, M. D., A. Blanco, R. Pino, and J. Lara. (2013). Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on Statistical Learning techniques. *Expert Systems with Applications* 40: 6910–17. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.06.031>.
- DGRV. (2022). Datos y ranking de Cooperativas de Ahorro y Crédito en América Latina y el Caribe. Available online: <https://www.dgrv.coop/es/publication/datos-y-ranking-de-cacs-en-america-latina-y-el-caribe/> (accessed on 3 May 2024).
- Durango, M. P., J. Lara-Rubio, A. N. Galera, and A. Blanco-Oliver. (2022). The effects of pricing strategy on the efficiency and self-sustainability of microfinance institutions: A case study. *Applied Economics* 54: 2032–47. <https://doi.org/10.1080/00036846.2021.1983149>.
- Durango-Gutiérrez, M. P., J. Lara-Rubio, and A. Navarro-Galera. (2023). Analysis of default risk in microfinance institutions under the Basel III framework. *International Journal of Finance & Economics* 28: 1261–1278. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2475>.
- ECLAC (Economic Commission for Latin America and the Caribbean). (2009). Equality at the center of sustainable United Nations. Available online: <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/b1da0f9d-3746-43f8-9bb3-fa7b31f7ca4d/content> (accessed on 6 April 2024).
- EIU (Economist Intelligence Unit). (2020). *Microscopio Global de 2020: El papel de la inclusión financiera en la respuesta frente a la COVID-19*. Nueva York.

- Elloumi, A., and A. Kammoun. (2013). Les déterminants de la performance de remboursement des microcrédits en Tunisie. *Annals of Public and Cooperative Economics* 84: 267–87. <https://doi.org/10.1111/apce.12014>.
- Financial Stability Board. FSB. (2023). Promoting Global Financial Stability. 2023 FSB Annual Report. Available online: <https://www.fsb.org/wp-content/uploads/P111023.pdf> (accessed on 10 April 2024).
- Findevgateway. (2022). Portal FinDev un programa de CGAP. Guatemala, América Latina y el Caribe. Available online: <https://www.findevgateway.org/es/pais/guatemala> (accessed on 15 May 2024).
- Gutiérrez-Nieto, B., C. Serrano-Cinca, and J. Camón-Cala. (2016). A credit score system for socially responsible lending. *Journal of Business Ethics* 133: 691–701. <https://doi.org/10.1007/s10551-014-2448-5>.
- Hastie, T., R. Tibshirani, J. H. Friedman, and J. H. Friedman. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and prediction*. New York: Springer.
- IDB. (2020). El Microscopio Global de 2020. El Papel de la Inclusión Financiera en la Respuesta Frente a la COVID-19. Available online: <https://idbinvest.org/es/publications/el-microscopio-global-de-2020-el-papel-de-la-inclusion-financiera-en-la-respuesta> (accessed on 22 May 2024).
- Ince, H, and B. Aktan. (2009). A comparison of data mining techniques for credit scoring in banking: A managerial perspective. *Journal of Business Economics and Management* 10: 233–40. <https://doi.org/10.3846/1611-1699.2009.10.233-240>.
- Irimia-Diéguez, A., A. Blanco-Oliver, and M. J. Vazquez-Cueto. (2015). A comparison of classification/regression trees and logistic regression in failure model. *Procedia Economics and Finance* 23: 9–14. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00493-1](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00493-1).
- Kalita, A., C. Biswas, A. K. Saikia, and S. Islam. (2022). Impact of Microfinance on Agriculture Sector: An Analysis. *International Journal of Early Childhood Special Education* 14: 2301–6. <https://doi.org/10.9756/INT-JECSE/V14I3.273>.
- Karlan, D., and J. Zinman. (2011). Microcredit in Theory and Practice: Using Randomized Credit Scoring for Impact Evaluation. *Science* 332: 1278–1284. <https://doi.org/10.1126/science.1200138>.

- Lara-Rubio, J., A. Blanco-Oliver, and R. Pino-Mejías. (2017). Promoting entrepreneurship at the base of the social pyramid via pricing systems: A case study. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 24: 12–28. <https://doi.org/10.1002/isaf.1400>.
- Lara-Rubio, J., F. J. Galvez-Sánchez, V. Molina-Moreno, and A. Navarro-Galera. (2024). Analysing credit risk in persons with disabilities as an instrument of financial inclusion. *Journal of Social and Economic Development* 1–23. <https://doi.org/10.1007/s40847-024-00346-4>.
- Lepetit, L., E. Nys, P. Rous, and A. Tarazi. (2008). The Expansion of Services in European Banking: Implications for Loan Pricing and Interest Margins. *Journal of Banking & Finance* 32: 2325–35. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.09.025>.
- Lin, X., X. Li, and Z. Zheng. (2017). Evaluating borrower’s default risk in peer-to-peer lending: Evidence from a lending platform in China. *Applied Economics* 49: 3538–45. <https://doi.org/10.1080/00036846.2016.1262526>.
- Maes, J. P., and L. R. Reed. (2012). *State of the Microcredit Summit Campaign Report 2012*. Washington, DC: Microcredit Summit Campaign.
- Maudos, J., and J. F. De Guevara. (2004). Factors explaining the interest margin in the banking sectors of the European Union. *Journal of Banking & Finance* 28: 2259–81. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2003.09.004>.
- Mohamed, T. S., and M. M. Elgammal. (2023). Does the extent of branchless banking adoption enhance the social and financial performance of microfinance institutions? *Applied Economics* 56: 1671–88. <https://doi.org/10.1080/00036846.2023.2177595>.
- Montevechi, A. A., R. de Carvalho Miranda, A. L. Medeiros, and J. A. B. Montevechi. (2024). Advancing credit risk modelling with Machine Learning: A comprehensive review of the state-of-the-art. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 137: 109082. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109082>.
- Mustapa, W. N. B. W., A. Al Mamun, and M. D. Ibrahim. (2018). Development initiatives, micro-enterprise performance and sustainability. *International Journal of Financial Studies* 6: 74. <https://doi.org/10.3390/ijfs6030074>.
- Newman, A., S. Schwarz, and D. Borgia. (2014). How does microfinance enhance entrepreneurial outcomes in emerging economies? The mediating mechanisms of

- psychological and social capital. *International Small Business Journal* 32: 158–79. <https://doi.org/10.1177/0266242613485611>.
- UN (United Nations). (2019). Ocho amenazas a la economía mundial. Departamento de asuntos económicos y sociales. Available online: <https://www.un.org/es/desa/world-economic-situation-and-prospects-wesp-2019> (accessed on 5 May 2024).
- Okello Candiya Bongomin, G., and J. C. Munene. (2020). Financial inclusion of the poor in developing economies in the twenty-first century: Qualitative evidence from rural Uganda. *Journal of African Business* 21: 355–74. <https://doi.org/10.1080/15228916.2019.1646601>.
- Pietrapiana, F., J. M. Feria-Dominguez, and A. Troncoso. (2021). Applying wrapper-based variable selection techniques to predict MFIs profitability: Evidence from Peru. *Journal of Development Effectiveness* 13: 84–99. <https://doi.org/10.1080/19439342.2021.1884119>.
- Rahayu, N. S. (2020). The intersection of Islamic microfinance and women's empowerment: A case study of Baitul Maal wat Tamwil in Indonesia. *International Journal of Financial Studies* 8: 37. <https://doi.org/10.3390/ijfs8020037>.
- Rayo, S., J. Lara, and D. Camino. (2010). A credit scoring model for institutions of microfinance under the Basel II Normative. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science* 15: 89–124.
- Roa, M. J., A. Villegas, and I. Garrón. (2022). Interest rate caps on microcredit: Evidence from a natural experiment in Bolivia. *Journal of Development Effectiveness* 14: 125–42. <https://doi.org/10.1080/19439342.2021.1968934>.
- Ruthenberg, D., and Y. Landskroner. (2008). Loan pricing under Basel II in an imperfectly competitive banking market. *Journal of Banking & Finance* 32: 2725–2733. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2008.07.009>.
- Saunders, A., and L. Schumacher. (2000). The determinants of bank interest rate margins: An international study. *Journal of international Money and Finance* 19: 813–32. [https://doi.org/10.1016/S0261-5606\(00\)00033-4](https://doi.org/10.1016/S0261-5606(00)00033-4).
- Schreiner, M. (2002). Aspects of outreach: A framework for discussion of the social benefits of microfinance. *Journal of International Development* 14: 591–603.

- Shahriar, A. Z. M., and M. Garg. (2017). Lender-entrepreneur relationships and credit risk: A global analysis of microfinance institutions. *International Small Business Journal* 35: 829–54. <https://doi.org/10.1002/jid.908>.
- Shahriar, A. Z. M., S. Schwarz, and A. Newman. (2016). Profit orientation of microfinance institutions and provision of financial capital to business start-ups. *International Small Business Journal* 34: 532–52.
- Tang, Z., and P. A. Fishwick. (1993). Feedforward neural nets as models for time series forecasting. *ORSA journal on computing*, 5: 374–385. <https://doi.org/10.1287/ijoc.5.4.374>.
- Van Gool, J., W. Verbeke, P. Sercu, and B. Baesens. (2012). Credit scoring for microfinance: Is it worth it? *International Journal of Finance and Economics* 17: 103–23. <https://doi.org/10.1002/ijfe.444>.
- Vellido, A., P. J. G. Lisboa, and K. Meehan. (1999). Segmentation of the on-line shopping market using neural networks. *Expert systems with applications* 17: 303–14. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(99\)00042-1](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(99)00042-1).
- Viswanathan, P. K., and S. K. Shanthi. (2017). Modelling credit default in microfinance-an Indian case study. *Journal of Emerging Market Finance* 16: 246–58. <https://doi.org/10.1177/0972652717722084>.
- Vogelgesang, U. (2003). Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behavior. *World Development* 31: 2085–2114. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2003.09.004>.
- Wennekers, S., A. Van Wennekers, R. Thurik, and P. Reynolds. (2005). Nascent entrepreneurship and the level of economic development. *Small Business Economics* 24: 293–309. <https://doi.org/10.1007/s11187-005-1994-8>.
- West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computer and Operational Research* 27: 1131–1152. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00149-5](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00149-5).
- Wong, F. S., P. Z. Wang, T. H. Goh, and B. K. Quek. (1992). Fuzzy neural systems for stock selection. *Financial Analysts Journal* 48: 47–52. <https://www.jstor.org/stable/4479504>.
- Wulandari, P., and M. Pramesti. (2021). Designing sustainable Islamic Microfinance to enhance the accessibility of poor borrowers in Indonesia: An appreciative intelligence

approach. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 716: 012065. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/716/1/012065>.

Zeballos, E., A. Cassar, and B. Wydick. (2014). Do risky microfinance borrowers really invest in risky projects? Experimental evidence from Bolivia. *Journal of Development Studies* 50: 276–87. <https://doi.org/10.1080/00220388.2013.858124>.

Aviso legal/Nota del editor: Las declaraciones, opiniones y datos contenidos en todas las publicaciones son únicamente de los autores y colaboradores individuales y no de MDPI ni de los editores. MDPI y/o los editores no se hacen responsables de ningún daño a personas o propiedades que resulte de las ideas, métodos, instrucciones o productos a los que se hace referencia en el contenido.

CAPÍTULO 5

Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación

1. Conclusiones del trabajo de investigación

La investigación presentada en los tres artículos aporta avances significativos y nuevo conocimiento sobre la gestión del riesgo crediticio en las instituciones microfinancieras, mediante el diseño de modelos avanzados y basados en enfoque innovadores. A continuación mostramos los hallazgos logrados para cumplir cada uno de los tres objetivos de investigación planteados, los cuales nos han permitido alcanzar el objetivo principal de nuestra tesis que consiste en contribuir a mejorar la eficiencia y sostenibilidad de la gestión de las IMF, mediante el análisis de factores de riesgo crediticio, el diseño de un sistema de fijación de precios y la propuesta de un instrumento para desarrollar estrategias óptimas que permitan minimizar el citado riesgo.

Objetivo 1. Identificar los factores de riesgo asociados al incumplimiento de los préstamos en las instituciones microfinancieras, mediante un análisis integral de variables idiosincrásicas y sistémicas.

Para responder a este objetivo, las conclusiones del primer artículo publicado subrayan la importancia de enfocar la gestión del riesgo crediticio en factores internos clave, identificados en cada una de las IMF. Para las IMF en Bolivia, los resultados indicaron que cinco variables idiosincrásicas estaban correlacionadas positivamente con la PD. Estas variables incluyen el monto del préstamo, el número de pagos en mora, la garantía del préstamo ofrecida y la evaluación del analista de crédito sobre la solvencia del cliente. Se destaca que el riesgo de impago del microcrédito es mayor cuando el monto del préstamo y

el número de cuentas morosas son altos, la garantía está comprometida y el analista prevé problemas de pago. Además, se encontró que dos variables idiosincráticas estaban inversamente asociadas con la PD: el género del prestatario y el número de préstamos previamente otorgados. En concreto, los resultados indican que las políticas gubernamentales para abordar la crisis económica son más necesarias para las IMF cuyos clientes ofrecen más garantías y tienen mayores retrasos en los pagos. Esto también debe tener en cuenta las evaluaciones de los analistas financieros sobre la solvencia crediticia del prestatario.

En el caso de Colombia, los resultados indican que cuatro variables (género masculino, monto del préstamo, existencia de una garantía de préstamo y pronóstico del analista) tienen una influencia similar en las tasas de incumplimiento a la observada en Bolivia. Esto sugiere que el impacto negativo de estos factores en las tasas de incumplimiento puede no depender del contexto socioeconómico o el marco regulatorio del país del prestatario, sino que podría ser común entre las economías emergentes. Desde una perspectiva de política pública, estos hallazgos sugieren la necesidad de contar con estrategias internacionales comunes para todos los países de América Latina con el objetivo de mitigar el riesgo de impago de las IMF cuyos clientes tienen mayores retrasos en los pagos y mayores garantías. En particular, nuestros hallazgos sugieren que las instituciones reguladoras deberían desarrollar medidas de control basadas en las variables específicas de cada caso de IMF

Objetivo 2. Definir un sistema de fijación de precios de microcrédito y establecer los requisitos de capital con base en el enfoque basado en calificación interna (IRB) de Basilea III, utilizando un modelo de calificación crediticia de perceptrón multicapa (MLP).

En respuesta a este segundo objetivo, el segundo artículo resalta las ventajas de utilizar modelos de calificación crediticia basados en redes neuronales artificiales, específicamente perceptrones multicapa (MLP), para la gestión del riesgo crediticio. Nuestro estudio arroja tres hallazgos clave. En primer lugar, los resultados indican que, en línea con Ince y Aktan (2009), pero en contraste con Bekhet y Kamel (2014), la calificación crediticia del perceptrón multicapa (MLP) no solo proporciona una mayor precisión, sino que también incurre en costos de clasificación errónea esperados más bajos en comparación con el método clásico de regresión logística (LR) para microcrédito. En concreto, el MLP reduce los costes de clasificación errónea en un 13,78 % respecto al modelo LR. Estos hallazgos respaldan el uso de modelos de calificación crediticia de MLP, ya que permiten a las IMF gestionar de manera más eficiente y profesional el riesgo crediticio de su cartera. Lo anterior conduce a menores costos de análisis de crédito, menores pérdidas de prestatarios en mora, decisiones crediticias más rápidas y cobranza de pagos priorizada.

En segundo lugar, hemos descubierto que implementar un enfoque basado en calificaciones internas (IRB), utilizando probabilidades de incumplimiento de un modelo de calificación crediticia MLP ofrece los mayores beneficios para la IMF analizada. Esto es evidente en forma de requisitos de capital reducidos y mejores tasas de interés ajustadas al riesgo. La IMF objeto de estudio experimenta una reducción en los requisitos de capital de más de \$200.000 al aplicar este modelo en comparación con el enfoque estándar.

Adicionalmente, las tasas de interés disminuyen un 20,28 % y un 30,12 % con los métodos estándar e IRB, respectivamente, en comparación con las tasas de interés reales cobradas por la IMF. Reducciones tan significativas de las tasas de interés pueden permitir a cualquier IMF ampliar su participación de mercado, incluso en una industria con tasas de

crecimiento negativas, y competir eficazmente con nuevos competidores como los bancos comerciales. Al reducir las tasas de interés de los microcréditos, existe un aumento potencial en el número de microempresas establecidas por personas de todo el espectro socioeconómico. Esto tiene implicaciones positivas para el desarrollo social y económico de estos individuos y sus respectivos países

Y, en tercer lugar, nuestra investigación sugiere que, al igual que la industria bancaria formal (Ruthenberg y Landskroner 2008), el enfoque IRB es más sensible al riesgo que el enfoque estandarizado en el sector de las microfinanzas. Los prestatarios con una probabilidad de incumplimiento (PD) inferior al 20,38 % se beneficiarán de que la IMF utilice el método IRB, ya que dará como resultado una tasa de interés entre el 8,32 % y el 18,16 %. Por otro lado, los clientes con una PD superior al 20,38 % preferirán que la IMF utilice el método estándar, ya que implicaría una tasa de interés fija del 18,16 %.

Objetivo 3. Diseñar una herramienta dirigida a desarrollar una estrategia de fijación de precios para el riesgo de microcrédito para prestatarios de instituciones de microfinanzas (IMF), que les permita determinar los precios de los microcréditos y los requerimientos de capital sobre la base de un enfoque IRB de Basilea III.

Para lograr este objetivo, el tercer artículo confirma que los modelos de perceptrón multicapa superan a los métodos tradicionales de regresión logística en términos de precisión y costos de clasificación y representa un avance con respecto a los hallazgos anteriores por tres razones principales. En primer lugar, nuestros resultados se basan en investigaciones anteriores que respaldan que un modelo de perceptrón multicapa para predecir las probabilidades de incumplimiento ofrece una mayor precisión y menores

costos de clasificación en comparación con la técnica clásica de regresión logística. Además, nuestros hallazgos tienen implicaciones importantes para mejorar la eficiencia, la solvencia y la rentabilidad de las IMF al reducir las pérdidas por incumplimiento, las provisiones por quiebra y los procesos de recuperación. Por lo tanto, nuestros resultados sugieren que las redes neuronales de perceptrón multicapa son la técnica más adecuada para el sector de las microfinanzas.

Además, nuestra investigación destaca la importancia de un modelo de fijación de precios en la industria de las microfinanzas. Este modelo sirve como una herramienta crucial para que las IMF defiendan y aumenten su participación en el mercado mientras continúan su misión de financiar a los pobres sin imponer tasas de interés altas.

En segundo lugar, nuestra investigación confirma que, con el método IRB, los requisitos de capital se cuantifican con mucha más precisión que con el antiguo método estándar. Además, las IFM podrán mejorar la rentabilidad y la eficiencia de su gestión mediante este método, lo que también mejorará su capacidad para captar financiación en los mercados financieros en condiciones más competitivas.

En tercer lugar, el principal hallazgo de nuestra investigación es que un modelo de precios en la industria de las microfinanzas es una herramienta importante que permite a las IMF defender y aumentar su participación de mercado para continuar llevando a cabo su misión original, que es financiar a los pobres sin la necesidad de cobrar altas tasas de interés. Al seleccionar aleatoriamente a tres clientes con diferentes perfiles de riesgo, nuestros resultados establecen a priori la rentabilidad deseada para cada uno de ellos, lo que permite a la institución maximizar sus ganancias y satisfacer las demandas de sus accionistas y financiadores

En conjunto, los artículos publicados destacan la necesidad de que las IMF adopten enfoques avanzados y personalizados en la gestión de riesgos, como el uso de modelos de MLP y el IRB. La implementación de estos métodos puede mejorar la precisión en la calificación crediticia, reducir los requisitos de capital y ajustar las tasas de interés de manera más efectiva. Además, al alinear mejor las tasas de interés con el riesgo real, las IMF pueden no solo aumentar su eficiencia operativa y su rentabilidad, sino también contribuir al desarrollo económico y social de los prestatarios en un entorno competitivo. La investigación también sugiere que es crucial que las políticas regulatorias y las estrategias de gestión se adapten a las características específicas de cada contexto nacional para maximizar los beneficios y reducir el riesgo de incumplimiento.

2. Implicaciones del trabajo de investigación

2.1 Implicaciones académicas

La investigación realizada ofrece un nuevo conocimiento integral sobre cómo las instituciones microfinancieras pueden optimizar la gestión del riesgo crediticio mediante la adopción de modelos avanzados de calificación y enfoques regulatorios innovadores.

En primer lugar, el estudio demuestra que el modelo de perceptrón multicapa (MLP) ofrece ventajas significativas en comparación con el método tradicional de regresión logística (LR). El MLP no solo mejora la precisión predictiva, sino que también reduce los costos asociados con la clasificación errónea. Este hallazgo aporta nuevo conocimiento al mostrar cómo los avances tecnológicos en modelos predictivos pueden disminuir las pérdidas por incumplimiento y acelerar la toma de decisiones. De este modo, el MLP

contribuye a la rentabilidad y sostenibilidad operativa de las IMF, proporcionando una base para optimizar la gestión del riesgo y fortalecer la eficiencia del sector microfinanciero.

En segundo lugar, el nuevo conocimiento derivado del análisis muestra que el enfoque basado en calificaciones internas (IRB), alimentado por las probabilidades de incumplimiento generadas por el MLP, ofrece beneficios financieros sustanciales. La aplicación del IRB permite a las IMF reducir de manera significativa los requisitos de capital y ajustar las tasas de interés con mayor precisión. Esto facilita la expansión del mercado y promueve el desarrollo socioeconómico al mejorar el acceso a microcréditos para una gama más amplia de prestatarios.

En tercer lugar, los resultados introducen nuevas revelaciones sobre la sensibilidad del método IRB en comparación con el enfoque estandarizado. El IRB ofrece tasas de interés ajustadas al riesgo para prestatarios con una probabilidad de incumplimiento (PD) inferior a un umbral específico, mientras que el enfoque estándar proporciona tasas fijas para aquellos con una PD superior. Este ajuste preciso en las tasas de interés optimiza la gestión del riesgo y refuerza la competitividad de las IMF frente a los bancos comerciales.

En esencia, se subraya la importancia de que las IMF adopten enfoques avanzados y personalizados en la gestión del riesgo crediticio. La implementación de modelos MLP y el enfoque IRB no solo mejoran la precisión en la calificación crediticia y reducen los requisitos de capital, sino que también permiten ajustar las tasas de interés de manera más efectiva. Este nuevo conocimiento contribuye a una mayor eficiencia operativa y rentabilidad de las IMF, y al desarrollo económico y social de sus prestatarios.

A continuación, se presentan las principales implicaciones académicas derivadas de los hallazgos de esta investigación, que contribuyen al avance en la metodología de evaluación del riesgo micro crediticio.

Estudio de factores contextuales

Al analizar cómo los factores específicos del contexto influyen en el riesgo de incumplimiento, la investigación amplía el entendimiento de las dinámicas locales en el sector de microfinanzas. Esto resalta la importancia de considerar factores contextuales en la investigación académica y puede conducir a estudios más profundos sobre cómo las características locales afectan la efectividad de los modelos de gestión del riesgo. Según estudios de Ramírez-Virviescas, y Guevara-Castañeda, (2021) las instituciones microfinancieras necesitan ajustar sus enfoques según las características particulares de cada mercado para optimizar su efectividad y sostenibilidad. Desestimar los factores contextuales puede resultar en la aplicación de modelos que no se alinean con las necesidades y realidades de los prestatarios locales. Por lo tanto, es fundamental entender las especificidades de cada mercado de microfinanzas. Elementos como la cultura, la economía, la regulación y la infraestructura local pueden tener un impacto considerable en el comportamiento de pago de los prestatarios y en la habilidad de las IMF para manejar de manera efectiva el riesgo crediticio.

Innovación en modelos predictivos

La investigación demuestra que los modelos de perceptrón multicapa (MLP) superan a los métodos tradicionales de regresión logística (LR) en términos de precisión y costos de clasificación errónea. Este hallazgo subraya la necesidad de adoptar modelos de aprendizaje

automático avanzados en la evaluación del riesgo crediticio. Las técnicas de MLP ofrecen un enfoque más robusto y preciso, lo que puede revolucionar la forma en que se evalúan y gestionan los riesgos en el sector de las microfinanzas. Este avance metodológico proporciona una base sólida para futuras investigaciones sobre la aplicación de técnicas de aprendizaje profundo y redes neuronales en otras áreas de la gestión financiera. (Iravaya, 2021).

Desarrollo de nuevas herramientas

Evidenciamos como el sector financiero está adoptando cada vez más herramientas de aprendizaje automático (ML) para gestionar el riesgo crediticio (EBA, 2023; Alonso y Carbo, 2022). En este contexto, las instituciones financieras enfrentan el desafío de incorporar avances tecnológicos mientras cumplen con los requisitos regulatorios. Es crucial proponer soluciones, desde la academia y la investigación que ayuden a medir los costos y beneficios de evaluar los modelos de ML y evidenciar cómo se alinean con la normativa vigente. Desde una perspectiva estratégica, disponer de una metodología estructurada para evaluar estos modelos podría aumentar la transparencia y superar las barreras a la innovación en la industria financiera. La investigación destaca la importancia de desarrollar herramientas analíticas avanzadas, como los modelos IRB, que mejoren la precisión en la cuantificación de riesgos y los requisitos de capital. La integración de estos modelos puede servir como base para la creación de nuevas herramientas académicas y prácticas en la gestión de riesgos financieros (Alonso y Carbo, 2020; Alonso y Carbo, 2021).

2.2 Implicaciones para la política regulatoria y práctica

2.2.1 Adaptación de políticas regulatorias

Los hallazgos destacan la necesidad de adaptar las políticas regulatorias a las características específicas de las IMF y los contextos nacionales. Según un estudio de Han et al. (2021), las políticas regulatorias deben ser flexibles y adaptadas a las realidades de cada mercado, lo que podría influir en la forma en que se diseñan y aplican las regulaciones en la práctica. Este aspecto puede estimular nuevas investigaciones sobre la relación entre políticas regulatorias y prácticas de gestión del riesgo en distintos entornos económicos.

Además, la investigación sugiere que las IMF deben adoptar un enfoque proactivo en la gestión del riesgo, anticipándose a los cambios regulatorios y adaptando sus estrategias en consecuencia. Esto implica desarrollar capacidades internas para monitorear el entorno regulatorio, identificar riesgos emergentes y ajustar sus prácticas de gestión del riesgo de manera oportuna (Ayayi y Wijesiri, 2022). Por otro lado, los resultados destacan la importancia de la colaboración entre IMF, reguladores y otros actores clave para desarrollar un marco regulatorio efectivo y adaptado a las necesidades del sector. La participación activa de las IMF en el proceso de formulación de políticas puede ayudar a asegurar que las regulaciones sean realistas, aplicables y apoyen el crecimiento sostenible del sector (Gull et al., 2023).

En resumen, esta investigación subraya la necesidad de un enfoque flexible y contextualizado en la regulación de las IMF, que tenga en cuenta las características específicas del sector y promueva prácticas de gestión del riesgo efectivas. Además, resalta la importancia de la colaboración entre IMF y reguladores para desarrollar un marco

regulatorio que apoye el crecimiento y la sostenibilidad del sector microfinanciero (Han et al, (2021); Ayayi y Wijesiri, (2022); Cai et al, (2023)).

2.2.2 Estrategias internacionales de regulación

La similitud de factores influyentes entre los países latinoamericanos como, Bolivia, Colombia y Guatemala sugiere que podrían ser útiles generar estrategias internacionales comunes para mitigar el riesgo de incumplimiento. Este hallazgo podría impulsar estudios comparativos adicionales sobre cómo las IMF en diferentes regiones responden a políticas regulatorias uniformes y cómo estas políticas afectan su eficiencia y sostenibilidad a nivel global (Wang et al., 2020).

2.2.3 Implicaciones para la gestión

Como principales implicaciones para la gestión derivadas de esta investigación, se destaca el potencial de transformar la operación y gestión del riesgo en las Instituciones Microfinanciera, impactando significativamente tanto sus estrategias internas como sus relaciones con clientes y reguladores.

Adopción de Modelos Avanzados: La investigación muestra que el modelo de perceptrón multicapa (MLP) supera a la regresión logística (LR) en términos de precisión y costos de clasificación errónea. Para los gestores de IMF, esto implica una necesidad urgente de adoptar modelos de aprendizaje automático avanzados, como MLP, para mejorar la precisión en la evaluación del riesgo crediticio. La implementación de estos modelos puede llevar a una gestión del riesgo más efectiva, permitiendo a las IMF identificar y mitigar riesgos de manera más eficiente (Malik, et al 2023; Katterbaue. et al, 2021).

Reducción de costos y mejora en la eficiencia: El uso de MLP puede reducir significativamente los costos asociados con la clasificación errónea y la gestión del riesgo. Los gestores de IMF pueden beneficiarse de menores costos operativos relacionados con el análisis de crédito y la recuperación de préstamos, así como de una mayor eficiencia en el proceso de toma de decisiones crediticias. Esto puede traducirse en una reducción de pérdidas por impago y una mayor capacidad para gestionar una cartera de préstamos más grande con recursos limitados (Condori-Alejo et al 2021).

Optimización del requisito de capital y tasas de interés: la investigación sugiere que el enfoque basado en calificaciones internas (IRB) ofrece beneficios significativos, como la reducción de los requisitos de capital y la mejora de las tasas de interés ajustadas al riesgo. Para los gestores, esto significa que la adopción del modelo IRB puede optimizar la asignación de capital y reducir las tasas de interés para prestatarios con menor riesgo, permitiendo una mayor competitividad en el mercado.

Ajuste de tasas de interés: Los gestores deben considerar la implementación del modelo IRB para ajustar las tasas de interés según el riesgo de incumplimiento. Esto no solo puede mejorar la rentabilidad de la IMF, sino que también puede aumentar el acceso a microcréditos para un mayor número de prestatarios. Un ajuste adecuado de las tasas de interés puede contribuir a la expansión de la cartera de clientes y al desarrollo de más microempresas, según lo evidencian (Ubarhande y Chandani, 2021).

2.2.4 Estrategias de gestión del riesgo basadas en contextos locales

Adaptación a variables contextuales: Los hallazgos indican que factores idiosincráticos y sistémicos específicos influyen en el riesgo de incumplimiento dependiendo de cada jurisdicción. Los gestores deben adaptar sus estrategias de gestión del riesgo a las características locales y contextuales del mercado en el que operan. Esto implica realizar análisis detallados de variables como el monto del préstamo, la garantía ofrecida, y las evaluaciones de los analistas de crédito, así como considerar factores específicos de cada país (Piot-Lepetit y Tchakoute, 2021).

Diferenciación en el enfoque de clientes: La investigación sugiere que el enfoque en variables específicas del cliente, como el género y el historial de crédito, puede ser crucial. Los gestores deben implementar análisis diferenciados para prestatarios masculinos y femeninos y considerar los perfiles de riesgo de manera individualizada. Esto puede ayudar a personalizar la oferta de productos y servicios, así como a mejorar la efectividad en la gestión del riesgo y la recuperación de préstamos (Ruthenberg & Landskroner, 2008).

2.2.5 Desarrollo de políticas y estrategias de inclusión

Políticas de inclusión financiera: La investigación resalta la importancia de reducir las tasas de interés para fomentar el acceso a microcréditos y apoyar el desarrollo socioeconómico. Los gestores deben trabajar en el diseño de políticas y estrategias que no solo reduzcan el riesgo, sino que también promuevan la inclusión financiera. Esto puede implicar colaboraciones con organismos reguladores para crear un entorno que facilite el acceso a microfinanzas para poblaciones vulnerables.

Adaptación a condiciones macroeconómicas: Los hallazgos sugieren que las IMF deben estar preparadas para adaptarse a condiciones económicas cambiantes, como crisis económicas o pandemias. Esto implica, como se identifica en los estudios de *International Monetary Fund (FMI)*, el desarrollo de estrategias de gestión del riesgo que sean flexibles y resilientes frente a eventos macroeconómicos adversos, asegurando así la estabilidad y sostenibilidad de las finanzas. (FMI, 2024)

En definitiva, la investigación tiene importantes implicaciones para la gestión en las IMF. La adopción de modelos avanzados como MLP, la implementación del enfoque IRB, la adaptación a variables contextuales y la promoción de políticas de inclusión financiera son aspectos clave que pueden mejorar la gestión del riesgo, reducir costos, optimizar el uso del capital y fomentar el desarrollo económico y social. Estas implicaciones ofrecen a los gestores de IMF herramientas valiosas para enfrentar los desafíos actuales y futuros en un entorno financiero cada vez más competitivo.

2.3 Implicaciones para los agentes de interés

Las implicaciones de la investigación sobre el uso de modelos avanzados en la evaluación del riesgo crediticio para los agentes públicos son amplias y pueden influir significativamente en las políticas y estrategias de regulación y apoyo a las IMF. A continuación, se detallan las principales implicaciones para los agentes públicos:

Desarrollo de políticas de regulación y supervisión

Implementación de modelos avanzados: Los resultados de la investigación sugieren que el modelo de perceptrón multicapa (MLP) ofrece una mayor precisión en la evaluación del

riesgo crediticio en comparación con métodos tradicionales. Los agentes públicos pueden considerar la promoción y regulación de la adopción de estos modelos avanzados dentro del sector de microfinanzas. Esto puede implicar la creación de directrices que alienten a las IMF a integrar tecnologías de aprendizaje automático para mejorar la gestión del riesgo y la eficiencia operativa (Katterbauer y Moschetta, 2022)

Actualización de normas regulatorias: La implementación del enfoque basado en calificaciones internas (IRB) muestra beneficios significativos en la reducción de requisitos de capital y ajuste de tasas de interés. Los agentes públicos pueden actualizar las normas regulatorias para permitir y promover el uso del enfoque IRB, asegurando que las IMF puedan aprovechar estas herramientas para optimizar su capital y mejorar la oferta de microcréditos (BCBS, 2022).

Fomento de la inclusión financiera y social

Políticas de inclusión financiera: Los hallazgos sugieren que la reducción de tasas de interés a través de modelos de calificación avanzados puede aumentar el acceso a microcréditos y apoyar el desarrollo socioeconómico. Los agentes públicos pueden desarrollar políticas que fomenten la inclusión financiera, promoviendo el acceso a microcréditos para poblaciones vulnerables y apoyando a las IMF en la reducción de barreras financieras (UNDP, 2023).

Apoyo a la innovación en microfinanzas: Los agentes públicos pueden ofrecer incentivos para la innovación en el sector de microfinanzas, como subsidios o beneficios fiscales para las IMF que adopten tecnologías avanzadas en la evaluación del riesgo. Esto puede ayudar

a mejorar la eficiencia del sector y garantizar que las IMF puedan competir de manera efectiva con los bancos tradicionales.

Fortalecimiento de la capacitación y el desarrollo de capacidades

Capacitación en nuevas tecnologías: Para implementar modelos avanzados de evaluación del riesgo, los agentes públicos pueden apoyar la capacitación de personal en las IMF. Esto puede incluir la organización de talleres y programas de formación sobre el uso de redes neuronales y modelos de calificación interna. La capacitación adecuada puede asegurar que las IMF utilicen estas tecnologías de manera efectiva y segura (OECD, 2022).

Desarrollo de infraestructura tecnológica: Los agentes públicos también pueden colaborar en el desarrollo de infraestructura tecnológica que facilite la implementación de modelos avanzados en las IMF. Esto puede incluir la inversión en sistemas de información y herramientas tecnológicas que permitan a las IMF gestionar y analizar datos de manera más eficiente (WBG, 2019).

Resiliencia en tiempos de crisis: La investigación muestra que los modelos avanzados pueden ayudar a las IMF a manejar mejor los riesgos durante crisis económicas. Los agentes públicos pueden diseñar estrategias y políticas para fortalecer la resiliencia del sector de microfinanzas frente a eventos macroeconómicos adversos, como recesiones o pandemias. Esto puede incluir la creación de fondos de contingencia o mecanismos de apoyo financiero para las IMF durante períodos de alta volatilidad.

Evaluación de impacto de política

Los agentes públicos pueden llevar a cabo evaluaciones periódicas del impacto de las políticas relacionadas con las microfinanzas y ajustar las regulaciones según sea necesario. La investigación sugiere que las condiciones locales y el contexto económico juegan un papel importante en el riesgo de incumplimiento. Los agentes públicos deben monitorear estos factores y adaptar las políticas para abordar eficazmente los desafíos emergentes (UNDP, 2023).

Impulso de estrategias de colaboración regional

Los hallazgos muestran similitudes en los factores de riesgo en las IMF objeto de estudio de Bolivia, Colombia y Guatemala; los agentes públicos pueden fomentar la colaboración regional para desarrollar estrategias comunes de gestión del riesgo en microfinanzas. Esto puede incluir la creación de marcos regulatorios armonizados y la promoción de mejores prácticas en la región de América Latina (OECD, 2022).

Los agentes públicos pueden apoyar en la investigación y desarrollo regional en el campo de las microfinanzas, especialmente en el contexto de América Latina. Promover estudios y colaboraciones regionales puede ayudar a entender mejor las dinámicas de riesgo y a desarrollar soluciones más efectivas para las IMF (García-Pérez et al, 2020).

Finalmente, los agentes públicos tienen la oportunidad de influir positivamente en el sector de microfinanzas mediante la adopción y regulación de modelos avanzados de evaluación del riesgo, el fomento de la inclusión financiera, la capacitación y el desarrollo de capacidades, la creación de estrategias de resiliencia, y el impulso de la colaboración regional. Estas acciones pueden mejorar la eficiencia y efectividad del sector de

microfinanzas, promover el desarrollo económico y social, y asegurar una mayor estabilidad frente a crisis económicas.

2.3.1 Limitaciones del trabajo de investigación

Las limitaciones al trabajo de investigación deben identificarse con claridad para proporcionar una perspectiva completa sobre la validez y la aplicabilidad de los hallazgos. En este contexto del estudio sobre el uso de modelos avanzados para la evaluación del riesgo crediticio en la industria microfinanciera, a continuación, indicamos las limitaciones que presenta esta tesis doctoral.

Limitaciones de datos y muestras

Datos históricos y representatividad: La investigación se basa en datos de IMF en Bolivia y Colombia entre 2012 y 2015, así como los de Guatemala cubren los periodos 2021 al 2023. Los cambios económicos, regulatorios y tecnológicos posteriores a este período pueden afectar la aplicabilidad de los resultados a contextos actuales. Además, los datos disponibles pueden no ser completamente representativos de todas las IMF en estos países o en otras regiones similares (Bates, 2018).

Tamaño de la muestra: La muestra de empresas utilizada en los tres artículos de investigación proviene de tres países latinoamericanos debido a la poca disponibilidad de la profundidad de los datos. Nuestros hallazgos, por lo tanto, no se pueden generalizar a las IMF pertenecientes a otras regiones geográficas, por tanto, el tamaño de la muestra puede ser limitado y no representar adecuadamente la diversidad de IMF en términos de tamaño,

ubicación y tipo de clientes. Esto puede influir en la generalización de los resultados a otras IMF o a diferentes contextos económicos y regulatorios.

Limitaciones contextuales

Variabilidad regional: La investigación ha sido limitada a tres países (Bolivia, Colombia y Guatemala). Las diferencias en el contexto socioeconómico, el marco regulatorio y las prácticas de microfinanzas en otros países pueden afectar la validez y aplicabilidad de los hallazgos a otras regiones (García-Pérez, 2020).

Factores socioeconómicos específicos: Las variables idiosincráticas y sistémicas identificadas en el estudio pueden no tener el mismo impacto en diferentes contextos socioeconómicos o durante diferentes ciclos económicos. Adusei, M., y Adeleye, (2021). Por ejemplo, factores como la pandemia de COVID-19 pueden haber alterado significativamente las condiciones de mercado desde el período de estudio.

Limitaciones en la aplicación práctica

Implementación de modelos avanzados: La transición hacia el uso de modelos avanzados como el MLP y el enfoque IRB puede ser costosa y técnica; la adopción de modelos avanzados requiere una inversión significativa en infraestructura tecnológica. Esto incluye la adquisición de hardware potente, software especializado y plataformas de análisis de datos que puedan manejar grandes volúmenes de información y realizar cálculos complejos (Bates et al. 2020). Así mismo, las IMF deben actualizar sus sistemas informáticos para integrar estos modelos. Esta actualización puede involucrar la compra de nuevos equipos, la instalación de software y la actualización de bases de datos. Las IMF más pequeñas o

menos desarrolladas pueden enfrentar dificultades para implementar estas tecnologías de manera efectiva, limitando la aplicabilidad de las recomendaciones del estudio para todos los participantes del sector (Van et al. 2021).

Políticas regulatorias y contexto: La adopción de políticas recomendadas basadas en los hallazgos del estudio puede verse afectada por la resistencia al cambio o la falta de apoyo institucional. La implementación efectiva de cambios en las políticas regulatorias y la regulación del riesgo crediticio puede requerir tiempo y coordinación entre múltiples partes interesadas. Schuetz y Venkatesh, (2020); Muindi y Mutwiri, (2021).

Limitaciones en la evaluación de impacto

Efectos longitudinales: El estudio no aborda completamente los efectos a largo plazo de la implementación de modelos avanzados sobre la sostenibilidad y el crecimiento de las IMF. La evaluación de cómo estos modelos afectan la resiliencia y la estabilidad de las IMF a lo largo del tiempo sería crucial para comprender su impacto completo (Gupta y Sharma, 2023).

Impacto en clientes y comunidades: El estudio se centra en la eficacia de los modelos en la gestión del riesgo y la eficiencia operativa. Sin embargo, el impacto de estas prácticas en los clientes finales y en las comunidades a las que sirven las IMF no se explora en detalle. Las implicaciones sociales y económicas más amplias requieren una investigación adicional (Morduch, 2023).

3. Futuras líneas de investigación

La presente tesis doctoral pretende servir como marco de referencia y base para el desarrollo de futuros trabajos de investigación, que puedan solventar las limitaciones expuestas en el epígrafe anterior. Entre las líneas de investigación que serían susceptibles de realización en un futuro destacamos las siguientes:

En primer lugar, sería interesante estudiar instituciones microfinancieras de otros países de América Latina y el Caribe de mercados emergentes, así como de otros continentes para comparar los resultados. Ampliar el estudio para incluir IMF en diferentes regiones geográficas y contextos socioeconómicos podría proporcionar una visión más completa de la aplicabilidad y efectividad de modelos avanzados, como el perceptrón multicapa (MLP) y el enfoque IRB. Investigar cómo estos modelos se adaptan a diferentes entornos económicos y regulatorios contribuiría a una mejor comprensión de su utilidad global.

Una prometedora segunda línea de investigación se centra en el desarrollo y la evaluación de modelos predictivos avanzados, como las técnicas avanzadas de machine. Al realizar estudios comparativos entre diferentes técnicas de modelado predictivo, como redes neuronales profundas, máquinas de soporte vectorial (SVM) y modelos de ensamblaje, podría ofrecer insight sobre cuál es el más adecuado para distintos contextos de microfinanzas. Esto también incluiría la evaluación de técnicas emergentes en aprendizaje automático y sus aplicaciones prácticas.

Y finalmente, sería interesante examinar cómo la aplicación de modelos avanzados puede influir en el crecimiento y la expansión de las IMF, incluyendo la apertura a nuevos mercados y la ampliación de la base de clientes. Evaluar el impacto de la reducción en las tasas de interés y los requisitos de capital en la capacidad de las IMF para atraer nuevos prestatarios y expandir sus operaciones, para su sostenibilidad y eficiencia en la industria.

4. Referencias

- Adusei, M., y Adeleye, N. (2021). Financiación de microempresas emergentes y desempeño financiero de instituciones de microfinanzas. *Journal of Small Business & Entrepreneurship*, 36(2), 183–206. <https://doi-org.ezproxy.eafit.edu.co/10.1080/08276331.2020.1842047>
- Ali, A., Ramakrishnan, S., Faisal, F. y Ullah, Z. (2023). Análisis bibliométrico de las tendencias de investigación global sobre instituciones de microfinanzas y microfinanzas: sugiriendo nuevas agendas de investigación. *Revista Internacional de Finanzas y Economía*, 28(4), 3552-3573.
- Alonso, A., & Carbo, JM (2020). Machine learning en riesgo crediticio: midiendo el dilema entre predicción y coste supervisor. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3724374>
- Alonso, A., & Carbó, JM (2021). Entendiendo el desempeño de los modelos de aprendizaje automático para predecir el impago crediticio: un nuevo enfoque para la evaluación supervisora.
- Ampountolas, A., Nyarko Nde, T., Date, P. y Constantinescu, C. (2021). Un enfoque de aprendizaje automático para la calificación de microcréditos. *Risks*, 9(3), 50.
- Ayayi, A. G., & Wijesiri, M. (2022). Is there a trade-off between environmental performance and financial sustainability in microfinance institutions? Evidence from South and Southeast Asia. *Business Strategy and the Environment*, 31(4), 1552-1565.
- Bates, S., Hastie, T., and Tibshirani, R. (2024). Validación cruzada: ¿qué estima y qué tan bien lo hace? *Journal of the American Statistical Association*, 119 (546), 1434-1445.
- BCBS. Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). (2021) Basel III: Finalising post-crisis

- reforms..<https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.pdf>
- Cai, J., Meki, M., Quinn, S., Field, E., Kinnan, C., Morduch, J. y Said, F. (2023). Microfinanzas. *VoxDevLit*, 3(2), 26.
- Condori-Alejo, H. I., Aceituno-Rojo, M. R., & Alzamora, G. S. (2021). Rural micro-credit assessment using machine learning in a Peruvian microfinance institution. *Procedia Computer Science*, 187, 408-413-
- EBA. European Banking Authority. Machine learning for IRB models. A follow-up report from the consultation on the discussion paper on machine learning for IRB models. EBA/REP/2023/28
- El-Nasharty, H. (2022). The Role Of Microfinance In Poverty Reduction: Countries Experiences by Regions 2000-2018. *Innovation Journal of Social Sciences and Economic Review*, 4(1), 1-09.
- FMI. International Monetary Fund. 2024. Global Financial Stability Report: The Last Mile: Financial Vulnerabilities and Risks. Washington, DC, April
- García-Pérez, I., Fernández-Izquierdo, M. Á., & Muñoz-Torres, M. J. (2020). Microfinance institutions fostering sustainable development by region. *Sustainability*, 12(7), 2682.
- Gupta, PK y Sharma, S. (2023). Revisión de la literatura sobre el efecto de las instituciones de microfinanzas en la pobreza en los países del sur de Asia y su sostenibilidad. *Revista internacional de mercados emergentes*, 18(8), 1827-1845.
- Gull, AA, Abid, A., Hussainey, K., Ahsan, T. y Haque, A. (2023). Reformas de gobernanza corporativa y calidad de la divulgación de riesgos: evidencia de una economía emergente. *Journal of Accounting in Emerging Economies*, 13 (2), 331-354.
- Han, L., Xiang, X. y Yang, X. (2021). Economías emergentes y financiación de las pymes. *Antología de investigación sobre estrategias de éxito y supervivencia para pequeñas empresas*, 16-39.
- Ince, H. and Aktan, B. (2009): “A comparison of data mining techniques for credit scoring in banking: A managerial perspective” *Journal of Business Economics and Management*, 10(3), pp. 233-240.
- Iravaya, C. (2021). *Effect of Credit Risk Management Practices on Financial Performance of Micro-finance Organizations in Kenya* (Doctoral dissertation, University of Nairobi).

- Katterbauer, K., & Moschetta, P. (2022). A deep learning approach to risk management modeling for Islamic microfinance. *European Journal of Islamic Finance*, 9(2), 35-43.
- Liu, A., Urquía-Grande, E., López-Sánchez, P., & Rodríguez-López, Á. (2023). Investigación en microfinanzas y TIC: un análisis bibliométrico. *Evaluación y planificación de programas*, 97, 102215.
- Malik, Z., Ahmad, N. y Ahmed, W. (2023). Exploración de la influencia de las microfinanzas en el emprendimiento mediante técnicas de aprendizaje automático. *Journal of Information Technology Management*, 15(Número especial: EIntelligent and Security for Communication, Computing Application (ISCCA-2022)), 139-156.
- Morduch, J. (2023). Rethinking poverty, household finance, and microfinance. In *Handbook of Microfinance, Financial Inclusion and Development* (pp. 21-40). Edward Elgar Publishing.
- Muindi, C. W., & Mutwiri, N. M. (2021). Collateral requirement as a determinant of portfolio quality of microfinance institutions: Why does it matter? Insights from microfinance banks in Kenya. *International Academic Journal of Economics and Finance*, 3(6), 362-374
- OECD (2022), Financing SMEs and Entrepreneurs 2022: An OECD Scoreboard, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/e9073a0f-en>
- Piot-Lepetit, I., & Tchakoute Tchuigoua, H. (2021). Ownership and performance of microfinance institutions in Latin America: A pseudo-panel Malmquist index approach. *Journal of the Operational Research Society*, 73(5), 1167–1180. <https://doi-org.ezproxy.eafit.edu.co/10.1080/01605682.2021.1895683>
- Ramírez-Virviescas, N., & Guevara-Castañeda, D. (2021). Las microfinanzas rurales en Colombia y el proceso de financiarización: un estudio de caso. *Apuntes del CENES*, 40(71), 219-251.
- Ruthenberg, David, and Yoram Landskroner. 2008. Loan pricing under Basel II in an imperfectly competitive banking market. *Journal of Banking & Finance* 32: 2725–33.
- Schuetz, S., & Venkatesh, V. (2020). Blockchain, adoption, and financial inclusion in India: Research opportunities. *International journal of information management*, 52, 101936
- UNDP. (2023). "Human Development Report 2023." United Nations Development

Programme.<https://hdr.undp.org/system/files/documents/global-report-document/hdr2023-24reporten.pdf>

- Ubarhande, P., & Chandani, A. (2021). Elements of credit rating: a hybrid review and future research Agenda. *Cogent Business & Management*, 8(1), 1878977.
- Van, L. T. H., Vo, A. T., Nguyen, N. T., & Vo, D. H. (2021). Financial inclusion and economic growth: An international evidence. *Emerging Markets Finance and Trade*, 57(1), 239-263
- Wang, H., Forbes, C. S., Fenech, J. P., & Vaz, J. (2020). The determinants of bank loan recovery rates in good times and flawed – New evidence. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 177, 875–897
- WBG. World Bank. 2019. Global Financial Development Report 2019/2020: Bank Regulation and Supervision a Decade after the Global Financial Crisis. Washington, DC: World Bank. doi:10.1596/978-1-4648-1447-1. License: Creative Commons Attribution CC BY 3.0
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35–62

REFERENCIAS CONSOLIDADAS

- Abdullah and S. Quayes. (2016). Do women borrowers augment *the* financial performance of MFIs? *Applied Economics* 48: 5593–604.
<https://doi.org/10.1080/00036846.2016.1181831>.
- Abusharbeh, MT (2023). Modelado de los factores de riesgo de la cartera de las instituciones de microfinanzas en Palestina. *Cogent Economics & Finance*, 11 (1).
<https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2186042>
- Adusei, M., y Adeleye, N. (2021). Financiación de microempresas emergentes y desempeño financiero de instituciones de microfinanzas. *Journal of Small Business & Entrepreneurship*, 36 (2), 183–206. <https://doi-org.ezproxy.eafit.edu.co/10.1080/08276331.2020.1842047>
- Afolabi, T. S., Obamuyi, T. M., & Egbetunde, T. (2020). Credit risk and financial performance: Evidence from microfinance banks in Nigeria. *IOSR Journal of Economics and Finance*, 11(1), 8-15.
- Aguilar, G., and J. Portilla. (2019). Technical change in the Peruvian regulated microfinance sector. *Latin American Business Review* 20: 5–35.
<https://doi.org/10.1080/10978526.2018.1560225>.
- Al-Azzam, M., and C. Parmeter. (2021). Competition and microcredit interest rates: International evidence. *Empirical economics* 60: 829–68.
<https://doi.org/10.1007/s00181-019-01766-6>.
- Ali, A., Ramakrishnan, S., Faisal, F., & Ullah, Z. (2023). Bibliometric analysis of global research trends on microfinance institutions and microfinance: Suggesting new research agendas. *International Journal of Finance & Economics*, 28(4), 3552-3573.
- Alimukhamedova, N. (2019). Can the microfinance promise be kept? A macro perspective. *Development Policy Review*, 37(6), 812-842.
- Alonso, A., & Carbo, JM (2020). Machine learning en riesgo crediticio: midiendo el dilema entre predicción y coste supervisor.<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3724374>

- Alonso, A., & Carbó, JM (2021). Entendiendo el desempeño de los modelos de aprendizaje automático para predecir el impago crediticio: un nuevo enfoque para la evaluación supervisora.
- Altınbas, H., and G. C. Akkaya. (2017). Improving the performance of statistical learning methods with a combined meta-heuristic for consumer credit risk assessment. *Risk Management* 19: 255–80. <https://doi.org/10.1057/s41283-017-0021-0>.
- Altman, E.I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: A comparison of linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3), 505-529.
- Ampountolas, A., Nyarko Nde, T., Date, P. y Constantinescu, C. (2021). Un enfoque de aprendizaje automático para la calificación de microcréditos. *Risks*, 9 (3), 50.
- Andía, G. A., & Goicochea, J. P. (2020). Competition, social reach, and financial sustainability in Peruvian regulated microfinance (No. 2020-493). Departamento de Economía-Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Asencios, R., C. Asencios, and E. Ramos. (2023). Profit scoring for credit unions using the multilayer perceptron, XGBoost, and TabNet algorithms: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications* 213: 119201. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119201>
- ASFI, Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero. (2019). *Principales Indicadores Financieros*, Available at: www.asfi.gob.bo/index.php/int-fin-estadisticas/int-fin-principales-indicadores-financieros.html (accessed 20 February 2020)
- Assefa, E., Hermes, N. and Meesters, A. (2012): “Competition and the Performance of Microfinance Institutions,” Working Paper, Available from Internet: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2029568
- Ayayi, A. G., & Wijesiri, M. (2022). Is there a trade-off between environmental performance and financial sustainability in microfinance institutions? Evidence from South and Southeast Asia. *Business Strategy and the Environment*, 31(4), 1552-1565.
- Badr El Din, A. I. (2022). Lessons for African microfinance providers and regulators in the aftermath of COVID-19. *Enterprise Development & Microfinance* 33: 182–91. <https://doi.org/10.3362/1755-1986.21-00020>.

- Baklouti, I. (2014). A psychological approach to microfinance credit scoring via a classification and regression tree. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 21(4), 193–208.
- Balushi, Y. A., S. Locke, and Z. Boulanouar. (2018). Islamic financial decision-making among SMEs in the Sultanate of Oman: An adaption of the theory of planned behavior. *Journal of Behavioral and Experimental Finance* 20: 30–38. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2018.06.001>.
- Bank of Guatemala (2021). Desempeño Macroeconómico Reciente y Perspectivas. December 3. Available online: <https://www.banguat.gob.gt/sites/default/files/banguat/Publica/conferencias/cbanguat787.pdf> (accessed on 20 April 2024).
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2006). *International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework*.
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2011). *A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems revised version June 2011*.
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2017). *Basel III: Finalising Post-Crisis Reforms*. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.pdf>
- Bassem, B.S. (2009): “Governance and performance of microfinance institutions in Mediterranean countries” *Journal of Business Economics and Management*, 10(1), pp. 31-43.
- Bates, S., Hastie, T., and Tibshirani, R. (2024). Validación cruzada: ¿qué estima y qué tan bien lo hace?. *Journal of the American Statistical Association*, 119 (546), 1434-1445.
- BCBS. Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). (2021 Basel III: Finalising post-crisis reforms.. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.pdf>
- Beisland, L. A., Déspallier, B., & Mersland, R. (2019). The Commercialization of the Microfinance Industry: Is There a “Personal Mission Drift’ Among Credit Officers? *Journal of Business Ethics*, 158(1), 119–134. <https://doi.org/10.1007/s10551-017-3710-4>.
- Bekhet, H.A. and Kamel, S.F.E. (2014): “Credit risk assessment model for Jordanian commercial banks: Neural scoring approach” *Review of Development Finance*, 4, pp. 20-28.

- Bell, AJ, y Sejnowski, TJ (1995). Un enfoque de maximización de la información para la separación ciega y la deconvolución ciega. *Neural Computation*, 7 (6), 1129-1159.
- Bennouna, G., & Tkiouat, M. (2019). Scoring in microfinance: credit risk management tool—Case of Morocco. *Procedia computer science*, 148, 522-531.
- Bermúdez Vera, I. M., Manotas Duque, D. F., & Olaya Ochoa, J. (2020). Modelo para la estimación del deterioro por riesgo de crédito. *Suma de negocios*, 11(25), 149-157.
- Bettendorf, T. (2019). Spillover effects of credit default risk in the euro area and the effects on the Euro: A GVAR approach. *International Journal of Finance & Economics*, 24(1), 296-312.
- Bettoni, L., M. Santos, and G. Oliveira Filho. (2023). The impact of microcredit on small firms in Brazil: A potential to promote investment, growth and inclusion. *Journal of Policy Modeling* 45: 592–608. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2023.04.005>.
- BIS. Bank for International Settlements. (2015). *85th Annual Report*.
- Bishop, C.M. (1995): *Neural networks for pattern recognition*. 1st ed. USA: Oxford University Press.
- Blanco, A., Pino-Mejías, R., Lara, J., & Rayo, S. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 356-364.
- Blanco, A., R. Pino-Mejías, J. Lara, and S. Rayo. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications* 40: 356–64. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.051>.
- Blanco-Oliver, A., A. Irimia-Díez, and M. D. Oliver-Alfonso. (2016). Hybrid model using logit and nonparametric methods for predicting micro-entity failure. *Investment Management and Financial Innovations* 13: 35–46. [https://doi.org/10.21511/imfi.13\(3\).2016.03](https://doi.org/10.21511/imfi.13(3).2016.03).
- Blanco-Oliver, A., A. Samaniego, and M. J. Palacin-Sanchez. (2024). How do loan officer-borrower gender-driven behavioral differences impact the microfinance lending market? *Borsa Istanbul Review* 24: 435–48. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2024.02.004>.
- Blanco-Oliver, A., Irimia-Díez, A., & Oliver-Alfonso, M. D. (2016). Hybrid model using logit and nonparametric methods for predicting micro-entity failure. *Investment Management and Financial Innovations*, 13(3), 35–46.

- Blanco-Oliver, A., Reguera-Alvarado, N., y Veronesi, G. (2021). Riesgo crediticio en la industria de las microfinanzas: el papel de la afinidad de género. *Journal of Small Business Management*, 59(2), 280–311. <https://doi.org/10.1080/00472778.2020.1844487>
- Bluhm, C., Overbeck, L., & Wagner, C. (2003). *An Introduction to Credit Risk Modeling*. Chapman and Hall/CRC, Boca Raton.
- Blum, J. (2008): “Why ‘Basel II’ may need a leverage ratio restriction” *Journal of Banking and Finance*, 32(8), pp. 1699-1707.
- Bohoslavsky, J. P., & Rulli, M. (2020). Covid-19, international financial institutions and the continuity of androcentric policies in Latin America. *Revista Estudos Feministas*, 28(2).
- Boyes, W. J., Hoffman, D. L., & Low, S. A. (1989). An Econometric Analysis of the Bank Credit Scoring Problem. *Journal of Econometrics*, 40, 3–14.
- Brau, JC., S. Hiatt, and W. Woodworth. (2009). Evaluating impacts of microfinance institutions using Guatemalan data. *Managerial Finance* 35: 953–74. <https://doi.org/10.1108/03074350911000025>.
- Bunn, P., & Redwood, V. (2003). *Company accounts-based modeling of business failures and the implications for financial stability*. Bank of England Working Paper No. 210.
- Cai, J., Meki, M., Quinn, S., Field, E., Kinnan, C., Morduch, J. y Said, F. (2023). Microfinanzas. *VoxDevLit* , 3 (2), 26.
- Castro, J. A. M., P. M. E. Jiménez, and M. R. Ortega. (2022). Efecto de las variables macroeconómicas en los índices de morosidad de los bancos en México, durante el periodo COVID-19 versus el periodo previo. *RAN-Revista Academia & Negocios* 8: 55–70. <https://doi.org/10.29393/RAN8-4EVJM30004>.
- Castro, V. (2013). Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI. *Economic Modelling*, 31, 672–683.
- Cepeda, I., I. Lacalle-Calderón, and M. Torralba. (2021): “Microfinance and Violence Against Women in Rural Guatemala” *Journal of Interpersonal Violence* 36: 1391–413. <https://doi.org/10.1177/088626051773878>.

- CGAP. Consultative Group to Assist the Poor. (2006). *Competition and Microcredit Interest Rates*. Available at: www.cgap.org/research/publication/competition-and-microcredit-interest-rates (accessed 22 December 2019).
- CGAP. Consultative Group to Assist the Poor. (2018). *Financial Inclusion Insights 2018*. Available at: <https://www.cgap.org/research/slide-deck/financial-inclusion-insights-2018> (accessed 10 December 2019).
- CGAP Consultative Group to Assist the Poor. (2023), *Harnessing Inclusive Finance: A Path Toward Thriving and Sustainable Futures*, CGAP VII Strategy (FY24-FY28), <https://www.cgap.org/about/key-documents/cgap-vii-strategy>
- CGAP. Consultative Group to Assist the Poor. (2024). Available at: <https://www.findevgateway.org/es/blog/2024/04/en-un-mundo-pospandemico-que-tan-saludables-estan-las-imf>
- Chen, J., Chang, A. Y., & Bruton, G. D. (2017). Microfinance: Where are we today and where should the research go in the future? *International Small Business Journal* 35(7), 793–802.
- Chen, S., Doerr, S., Frost, J., Gambacorta, L., & Shin, H. S. (2023). The fintech gender gap. *Journal of Financial Intermediation*, 54, 101026.
- Chinoda, T., & Kapingura, F. M. (2023). The impact of digital financial inclusion and bank competition on bank stability in sub-Saharan Africa. *Economies*, 11(1), 15.
- Concha, E. T. (2009). Microfinanzas: Diagnóstico del sector de la micro y pequeña empresa y su tecnología crediticia. *Contabilidad y Negocios* 4: 23–32. <https://doi.org/10.18800/contabilidad.200902.003>.
- Condori-Alejo, H. I., Aceituno-Rojo, M. R., & Alzamora, G. S. (2021). Rural micro-credit assessment using machine learning in a Peruvian microfinance institution. *Procedia Computer Science*, 187, 408-413
- Cozarenco, A. & Szafarz, A. (2018). Gender biases in bank lending: lessons from microcredit in France. *Journal of Business Ethics*, 147(3), 631–650.
- Cozarenco, A., and A. Szafarz. (2018). Gender biases in bank lending: Lessons from microcredit in France. *Journal of Business Ethics* 147: 631–50. <https://doi.org/10.1007/s10551-015-2948-y>

- Cozarenco, A., Hartarska, V., y Szafarz, A. (2022). Subsidios a instituciones de microfinanzas: ¿cómo afectan la eficiencia de costos y la desviación de la misión? *Applied Economics*, 54 (44), 5099–5132.
<https://doi.org/10.1080/00036846.2022.2041176>
- Cubiles-De-La-Vega, M. D., A. Blanco, R. Pino, and J. Lara. (2013). Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on Statistical Learning techniques. *Expert Systems with Applications* 40: 6910–17.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.06.031>.
- Cubiles-de-la-Vega, M. D., Blanco, A., Pino, R., and Lara, J. (2013): “Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on Statistical Learning techniques” *Expert Systems with Applications*, 40(17), pp. 6910-6917.
- Cuéllar-Fernández, B., Fuertes-Callén, Y., Serrano-Cinca, C., & Gutiérrez-Nieto, B. (2016). Determinants of margin in microfinance institutions. *Applied Economics*, 48(4), 300-311.
- Curran, S. P., & Mingers, J. (1994). Neural networks, decision tree induction, and discriminant analysis: An empirical comparison. *Journal of the Operational Research Society*, 45(4), 440-450.
- De las Oportunidades, B., & de Colombia, S. F. (2023). Reporte de inclusión financiera. *Banco de las Oportunidades*.
- De Oliveira Crevelari, H. E. (2017). *A Different Perspective on the Debate Between Nonprofit and For-Profit Microfinance Organizations*. Honors Thesis, Utah, USA: Utah State University. Merrill-Cazier Library.
<https://digitalcommons.usu.edu/cgi/viewcontent.Cgi?article=1207&context=honors>
- Demirgüç-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D. y Ansar, S. (2022). *Base de datos Global Findex 2021: Inclusión financiera, pagos digitales y resiliencia en la era de la COVID-19*. Publicaciones del Banco Mundial.
- Demirgüç-Kunt, A., Pedraza, A., y Ruiz-Ortega, C. (2021). Desempeño del sector bancario durante la crisis de COVID-19. *Journal of Banking & Finance*, 133, 106305.
- Demuth, H. and Beale, M. (1997): *Neural network toolbox for use with matlab user's guide*. 4th ed. Natick: The Math Works Inc.

- DGRV. (2022). Datos y ranking de Cooperativas de Ahorro y Crédito en América Latina y el Caribe. Available online: <https://www.dgrv.coop/es/publication/datos-y-ranking-de-cacs-en-america-latina-y-el-caribe/> (accessed on 3 May 2024).
- Dichter et al (2023). *60 Decibels Microfinance index Report 2023*. Available:<https://60decibels.com/wp-content/uploads/2023/09/60-Decibels-Microfinance-Index-Report-2023-5.pdf>
- Dihn, T., & Kleimeier, S. (2007) A credit scoring model for Vietnam's retail banking market. *International Review of Financial Analysis*, 16(5), 471–495.
- Dube, A., & Kamath, R. (2019). Microfinance Group Processes and Crises: Responses to Economic and Psychological Threats. *The Journal of Development Studies*, 55(10), 2273-2285.
- Duho, KCT (2023). Determinantes de la suficiencia de capital y de la reserva de capital voluntaria entre instituciones de microfinanzas en un mercado emergente. *Cogent Economics & Finance*, 11 (2). <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2285142>
- Durango, M. P., J. Lara-Rubio, A. N. Galera, and A. Blanco-Oliver. (2022). The effects of pricing strategy on the efficiency and self-sustainability of microfinance institutions: A case study. *Applied Economics* 54: 2032–47. <https://doi.org/10.1080/00036846.2021.1983149>.
- Durango-Gutiérrez, M. P., J. Lara-Rubio, and A. Navarro-Galera. (2023). Analysis of default risk in microfinance institutions under the Basel III framework. *International Journal of Finance & Economics* 28: 1261–1278. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2475>.
- EBA. European Banking Authority. Machine learning for IRB models. A follow-up report from the consultation on the discussion paper on machine learning for IRB models. EBA/REP/2023/28
- Ec.europa.eu. Comisión Europea, Dirección General de Empleo, Asuntos Sociales e Inclusión, *Código europeo de buena conducta para la provisión de microcréditos – Actualización 2022*, Oficina de Publicaciones de la Unión Europea, 2022, <https://data.europa.eu/doi/10.2767/36063>
- ECLAC (Economic Commission for Latin America and the Caribbean). (2009). Equality at the center of sustainable United Nations. Available online:

- <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/b1da0f9d-3746-43f8-9bb3-fa7b31f7ca4d/content> (accessed on 6 April 2024).
- Ediagbonya, V., & Tioluwani, C. (2023). The role of fintech in driving financial inclusion in developing and emerging markets: issues, challenges, and prospects. *Technological Sustainability*, 2(1), 100-119.
- EIU (Economist Intelligence Unit), 2018. *Global Microscope 2018. The Enabling Environment for Financial Inclusion*. Recuperado de https://content.centerforfinancialinclusion.org/wp-content/uploads/sites/2/2018/11/EIU_Microscope_2018_PROOF_10.pdf
- EIU (Economist Intelligence Unit). (2020). *Microscopio Global de 2020: El papel de la inclusión financiera en la respuesta frente a la COVID-19*. Nueva York.
- Elgin, C., & Uras, B. R. (2013). Public debt, sovereign default risk and shadow economy. *Journal of Financial Stability*, 9(4), 628–640.
- Elloumi, A., and A. Kammoun. (2013). Les déterminants de la performance de remboursement des microcrédits en Tunisie. *Annals of Public and Cooperative Economics* 84: 267–87. <https://doi.org/10.1111/apce.12014>.
- El-Nasharty, H. (2022). The Role Of Microfinance In Poverty Reduction: Countries Experiences by Regions 2000-2018. *Innovation Journal of Social Sciences and Economic Review*, 4(1), 1-09
- EU. European Union. (2015). Stability and growth pact. Strasbourg: European and Financial Affairs.
- EU. European Union. (2018). *European Code of Good Conduct for Microcredit Provision. Employment, Social Affairs & Inclusion*. European Commission
- European Union. (2015). *Stability and Growth Pact. Strasbourg: European and Financial Affairs*.
- Fersi, M., & Boujelbène, M. (2022). Overconfidence and credit risk-taking in microfinance institutions: a cross-regional analysis. *International Journal of Organizational Analysis*, 30(6), 1672-1693.
- Financial Stability Board. FSB. (2023). Promoting Global Financial Stability. 2023 FSB Annual Report. Available online: <https://www.fsb.org/wp-content/uploads/P111023.pdf> (accessed on 10 April 2024).

- Findevgateway. (2022). Portal FinDev un programa de CGAP. Guatemala, América Latina y el Caribe. Available online: <https://www.findevgateway.org/es/pais/guatemala> (accessed on 15 May 2024).
- FMI. International Monetary Fund. (2015). World Economic Outlook. Uneven growth: Short-and long-term factors.
- FMI. International Monetary Fund. (2019). The World Economy: Synchronized Slowdown, Precarious Outlook. Washington D. C., USA.
- FMI. International Monetary Fund. (2024). Global Financial Stability Report: The Last Mile: Financial Vulnerabilities and Risks. Washington, DC, April
- Gallego-Losada, M. J., Montero-Navarro, A., García-Abajo, E., & Gallego-Losada, R. (2023). Digital financial inclusion. Visualizing the academic literature. *Research in International Business and Finance*, 64, 101862. *Internacionales*. 64, 101862.
- Gálvez-Sánchez, F. J., Lara-Rubio, J., Verdú-Jóver, A. J., & Meseguer-Sánchez, V. (2021). Research advances on financial inclusion: A bibliometric analysis: sustainability, 13(6), 3156.
- García-Pérez, I., Fernández-Izquierdo, M. Á., & Muñoz-Torres, M. J. (2020). Microfinance institutions fostering sustainable development by region. *Sustainability*, 12(7), 2682.
- Garz, S., Giné, X., Karlan, D., Mazer, R., Sanford, C., & Zinman, J. (2021). Consumer protection for financial inclusion in low-and middle-income countries: Bridging regulator and academic perspectives. *Annual Review of Financial Economics*, 13(1), 219-246.
- Gicić, A., & Subasi, A. (2019). Credit scoring for a microcredit data set using the synthetic minority oversampling technique and ensemble classifiers. *Expert Systems*, 36(2), e12363.
- Gordy, M. B. (2003). A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules. *Journal of Financial Intermediation*, 12(3), 199–232.
- Greene, W. H. (1993). *A Statistical Model for Credit Scoring*. NYU Working Paper No. EC-92-29.
- Guha, B. and Chowdhury, P.R. (2013): “Micro-finance competition: motivated micro-lenders, double- dipping and default” *Journal of Development Economic*, 105, pp. 83-105.

- Gull, AA, Abid, A., Hussainey, K., Ahsan, T. y Haque, A. (2023). Reformas de gobernanza corporativa y calidad de la divulgación de riesgos: evidencia de una economía emergente. *Journal of Accounting in Emerging Economies*, 13 (2), 331-354.
- Gupta, PK y Sharma, S. (2023). Revisión de la literatura sobre el efecto de las instituciones de microfinanzas en la pobreza en los países del sur de Asia y su sostenibilidad. *Revista internacional de mercados emergentes* , 18 (8), 1827-1845.
- Gutiérrez-Nieto, B., C. Serrano-Cinca, and J. Camón-Cala. (2016). A credit score system for socially responsible lending. *Journal of Business Ethics* 133: 691–701. <https://doi.org/10.1007/s10551-014-2448-5>.
- Han, L., Xiang, X. y Yang, X. (2021). Economías emergentes y financiación de las pymes. *Antología de investigación sobre estrategias de éxito y supervivencia para pequeñas empresas* , 16-39.
- Hart, G. W. (1992). Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), 1870-1891.
- Hartarska, V., & Nadolnyak, D. (2007). Do regulated microfinance institutions achieve better sustainability and outreach? Cross-country evidence. *Applied Economics*, 39(10), 1207-1222. doi:10.1080/00036840500461840
- Hastie. T., Tibshirani. R., & Friedman, J. H. (2001). *The Elements of Statistical Learning*. Springer Verlag.
- Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J.H. (2009): *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. 2nd ed. New York: Springer Series in Statistics.
- Hernandez, M. A., & Torero, M. (2014). Parametric versus nonparametric methods in risk scoring: an application to microcredit. *Empirical Economics*, 46(3), 1057–1079.
- Huyghebaert, N., Quan, Q., & Sun, L. (2014). Financing decisions after partial privatization in China: Can a stock market quotation really provide discipline? *Journal of Financial Intermediation*, 23(1), 27–46.
- Hwang, R., Chung, H., & Ku, J. (2013). Predicting recurrent financial distresses with autocorrelation structure: an empirical analysis from an emerging market. *Journal of Financial Services Research*, 43(3), 321–341.

- IADB. Inter-American Development Bank. (2017). Global Microscope 2016: The enabling environment for financial inclusion. <https://www.iadb.org/es>
- IADB. Inter-American Development Bank. (2020). Global Microscope 2020: The role of financial inclusion in the Covid-19 response. <https://www.centerforfinancialinclusion.org/global-microscope-2020>
- IDB. (2020). El Microscopio Global de 2020. El Papel de la Inclusión Financiera en la Respuesta Frente a la COVID-19. Available online: <https://idbinvest.org/es/publications/el-microscopio-global-de-2020-el-papel-de-la-inclusion-financiera-en-la-respuesta> (accessed on 22 May 2024).
- IFB. Impact Finance Barometer (2023). *The financial system, economic players, and territorial challenges* Available: https://www.convergences.org/wp-content/uploads/2023/09/BFI-2023_EN-min.pdf
- Illangakoon, G. (2024). Risk Management and Performance of Microfinance Industry. *South Asian Journal of Social Studies and Economics*, 21(3), 1-17.
- Ince, H, and B. Aktan. (2009). A comparison of data mining techniques for credit scoring in banking: A managerial perspective. *Journal of Business Economics and Management* 10: 233–40. <https://doi.org/10.3846/1611-1699.2009.10.233-240>.
- Inekwe, J. N. (2019). Lending risk in MFIs: The extreme bounds of microeconomic and macroeconomic factors. *Journal of Small Business Management*, 57(2), 538-558.
- Interamerican Development Bank, IADB (2016). Global Microscope 2016. The enabling environment for financial inclusion. Economist Intelligence Unit.
- Inter-American Development Bank. (2017). *Global Microscope 2016: The enabling environment for financial inclusion*. <https://www.iadb.org/es>
- Interamerican Development Bank, IADB (2020). *Global Microscope 2020: The role of financial inclusion in the COVID-19 response*. Economist Intelligence Unit. <https://www.centerforfinancialinclusion.org/global-microscope-2020>
- International Monetary Fund. IMF. (2015). *World Economic Outlook. Uneven Growth. Short-and Long Term Factors*.
- Ioannidou, V., Ongena, S., & Peydro, J. L. (2015). Monetary policy, risk-taking, and pricing: evidence from a quasi-natural experiment. *Review of Finance*, 19(1), 95–144.

- Iravaya, C. (2021). *Effect of Credit Risk Management Practices on Financial Performance of Micro-finance Organizations in Kenya* (Doctoral dissertation, University of Nairobi).
- Irimia-Diéguez, A., A. Blanco-Oliver, and M. J. Vazquez-Cueto. (2015). A comparison of classification/regression trees and logistic regression in failure model. *Procedia Economics and Finance* 23: 9–14. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00493-1](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00493-1).
- Janda, K. and Svárovská, B. (2010): “Investing into microfinance” *Journal of Business Economics and Management*, 11(3), pp. 483-510.
- Kalita, A., C. Biswas, A. K. Saikia, and S. Islam. (2022). Impact of Microfinance on Agriculture Sector: An Analysis. *International Journal of Early Childhood Special Education* 14: 2301–6. <https://doi.org/10.9756/INT-JECSE/V14I3.273>.
- Karimu, A., Salia, S., Hussain, J. G., & Tingbani, I. (2019). Are competitive microfinance services worth regulating? Evidence from microfinance institutions in Sub-Saharan Africa. *International Journal of Finance & Economics*, 1-17.
- Karlan, D., and J. Zinman. (2011). Microcredit in Theory and Practice: Using Randomized Credit Scoring for Impact Evaluation. *Science* 332: 1278–1284. <https://doi.org/10.1126/science.1200138>.
- Katterbauer, K., & Moschetta, P. (2022). A deep learning approach to risk management modeling for Islamic microfinance. *European Journal of Islamic Finance*, 9(2), 35-43
- Kim, K. J. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing*, 55(1–2), 307-319.
- Kingdon, J., & Feldman*, K. (1995). Genetic algorithms and applications to finance. *Applied Mathematical Finance*, 2(2), 89-116.
- Kiruthika & Dilsha, M. (2015) A Neural Network Approach for Microfinance Credit Scoring. *Journal of Statistics and Management Systems*, 18(1-2), 121–138.
- Kleimeier, S. & Dinh, T. (2007). Credit scoring model for Vietnam’s retail banking market. *International Review of Financial Analysis*, 16(5), 471–495.
- Kumar, A., Das, R., KS, A., Bathla, S., & Jha, G. K. (2021). Examining institutional credit access among agricultural households in Eastern India: Trends, patterns, and determinants. *Agricultural Finance Review*, 81(2), 250-264

- Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1–28.
- Lara-Rubio, J., A. Blanco-Oliver, and R. Pino-Mejías. (2017). Promoting entrepreneurship at the base of the social pyramid via pricing systems: A case study. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 24: 12–28. <https://doi.org/10.1002/isaf.1400>.
- Lara-Rubio, J., F. J. Galvez-Sánchez, V. Molina-Moreno, and A. Navarro-Galera. (2024). Analysing credit risk in persons with disabilities as an instrument of financial inclusion. *Journal of Social and Economic Development* 1–23. <https://doi.org/10.1007/s40847-024-00346-4>.
- Le, Tt, Dao, Lp, Do, Nm, Truong, Thl, Nguyen, Ttd Y Tran, Ct (2020). Determinantes de la autosostenibilidad operativa de las instituciones de microfinanzas en Vietnam. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7 (10), 183-192.
- Lepetit, L., E. Nys, P. Rous, and A. Tarazi. (2008). The Expansion of Services in European Banking: Implications for Loan Pricing and Interest Margins. *Journal of Banking & Finance* 32: 2325–35. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.09.025>.
- Leveau, A., & Mercado, C. (2014). Sostenibilidad en las instituciones microfinancieras: ¿ la regulación hace alguna diferencia?. *Apuntes: Revista de Ciencias Sociales*, (60/61), 221-266.
- Li, Y., & Chen, W. (2020). A comparative performance assessment of ensemble learning for credit scoring. *Mathematics*, 8(10), 1756.
- Lieli, R. P., & White, H. (2010). The construction of empirical credit scoring rules based on maximization principles. *Journal of Econometrics*, 157, 110–119.
- Lin, J., & Sung, J. (2017). Comparative study of the regulatory framework on microfinance. *Journal of Basic and Applied Research*, 3(2), 53–58.
- Lin, X., X. Li, and Z. Zheng. (2017). Evaluating borrower’s default risk in peer-to-peer lending: Evidence from a lending platform in China. *Applied Economics* 49: 3538–45. <https://doi.org/10.1080/00036846.2016.1262526>.
- Liu, A., Urquía-Grande, E., López-Sánchez, P., & Rodríguez-López, Á. (2023). Investigación en microfinanzas y TIC: un análisis bibliométrico. *Evaluación y planificación de programas* , 97 , 102215.

- Machiavello, E. (2017). *Microfinance and Financial Inclusion: The challenge of regulating alternative forms of finance*. New York, NY, USA: Routledge Research in Finance and Banking Law.
- Maeenuddin, Hamid, SA, Fahlevi, M., Nassir, AM, y Hashim, PM (2023). Predictores de la sostenibilidad de las microfinanzas: evidencia empírica de Bangladesh. *Cogent Economics & Finance*, 11 (1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2202964>
- Maes, J. P., & Reed, L. R. (2012). *State of the Microcredit Summit Campaign Report 2012. Microcredit Summit Campaign, Washington, DC*.
- Malik, Z., Ahmad, N. y Ahmed, W. (2023). Exploración de la influencia de las microfinanzas en el emprendimiento mediante técnicas de aprendizaje automático. *Journal of Information Technology Management* , 15 (Número especial: EIntelligent and Security for Communication, Computing Application (ISCCA-2022)), 139-156.
- Maudos, J., and J. F. De Guevara. (2004). Factors explaining the interest margin in the banking sectors of the European Union. *Journal of Banking & Finance* 28: 2259–81. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2003.09.004>.
- Meki Muhammad & Quinn Simon. Microfinanzas: una visión general, *Oxford Review of Economic Policy* , Volumen 40, Número 1. (2024). Pp. 1-7, <https://doi.org/10.1093/oxrep/grae004>
- Mester, L. J. (1997). What's the point of credit scoring? *Business Review*, 3(Sep/Oct), 3–16.
- Meyer, J. (2019). Alcance y desempeño de las instituciones de microfinanzas: la importancia del rendimiento de la cartera. *Applied Economics*, 51 (27), 2945–2962. <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1564016>
- Mohamed, T. S., and M. M. Elgammal. (2023). Does the extent of branchless banking adoption enhance the social and financial performance of microfinance institutions? *Applied Economics* 56: 1671–88. <https://doi.org/10.1080/00036846.2023.2177595>.
- Montevechi, A. A., R. de Carvalho Miranda, A. L. Medeiros, and J. A. B. Montevechi. (2024). Advancing credit risk modelling with Machine Learning: A comprehensive review of the state-of-the-art. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 137: 109082. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109082>.

- Montgomery, H. and Weiss, J. (2011): Can commercially-oriented microfinance help meet the millennium development goals? Evidence from Pakistan” *World Development*, 39(1), pp. 87-109.
- Moradi, S., & Mokhtab Rafiei, F. (2019). A dynamic credit risk assessment model with data mining techniques: evidence from Iranian banks. *Financial Innovation* 5(15), 1–27.
- Morduch, J. (1999): “The microfinance promise” *Journal of Economic Literature*, 37(4), pp. 1569-1614.
- Morduch, J. (2023). Rethinking poverty, household finance, and microfinance. In *Handbook of Microfinance, Financial Inclusion and Development* (pp. 21-40). Edward Elgar Publishing.
- Muindi, C. W., & Mutwiri, N. M. (2021). Collateral requirement as a determinant of portfolio quality of microfinance institutions: Why does it matter? Insights from microfinance banks in Kenya. *International Academic Journal of Economics and Finance*, 3(6), 362-374
- Mustapa, W. N. B. W., A. Al Mamun, and M. D. Ibrahim. (2018). Development initiatives, micro-enterprise performance and sustainability. *International Journal of Financial Studies* 6: 74. <https://doi.org/10.3390/ijfs6030074>.
- Navarro-Galera, A., Lara-Rubio, J., Buendía-Carrillo, D., & Rayo- Cantón, S. (2017). What can increase the default risk in local governments? *International Review of Administrative Sciences*, 83(2), 397-419.
- Navarro-Galera, A., Lara-Rubio, J., Buendía-Carrillo, D., & Rayo- Cantón, S. (2020). Analyzing political and systemic determinants of financial risk in local governments. *Transylvanian Review of Administrative Sciences*, 16(59), 104-123.
- Newman, A., S. Schwarz, and D. Borgia. (2014). How does microfinance enhance entrepreneurial outcomes in emerging economies? The mediating mechanisms of psychological and social capital. *International Small Business Journal* 32: 158–79. <https://doi.org/10.1177/0266242613485611>.
- Nogueira, S., Duarte, F., & Gama, AP (2020). Microfinanzas: ¿dónde estamos y hacia dónde vamos? *Desarrollo en la Práctica*, 30 (7), 874-889. <https://doi.org/10.1080/09614524.2020.1782844>

- OECD. (2019). Latin American Economic Outlook 2018. Paris, France: OECD Development Center. <https://doi.org/10.1787/leo-2018-en>.
- OECD. (2021). Organisation for Economic Co-operation and Development. International Development Statistics (IDS) online databases <https://www.oecd.org/dac/financing-sustainable-development/development-finance-data/idsonline.htm>
- OECD (2022), Financing SMEs and Entrepreneurs 2022: An OECD Scoreboard, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/e9073a0f-en>
- OIT (Oficina Internacional del Trabajo), 2024. *Finanzas solidarias - Informe anual 2023*, Ginebra.
- Okello Candiya Bongomin, G., and J. C. Munene. (2020). Financial inclusion of the poor in developing economies in the twenty-first century: Qualitative evidence from rural Uganda. *Journal of African Business* 21: 355–74. <https://doi.org/10.1080/15228916.2019.1646601>.
- Olson, D. L., Denle, D., & Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52(2), 464–473.
- Orazi, S., Martinez, L. B., & Vigier, H. P. (2019). La inclusión financiera en América Latina y Europa. *Ensayos de Economía*, 29(55), 181-204.
- Pedroza, P. A. (2010). *Microfinanzas en América Latina y el Caribe: El sector en cifras 2010*. FOMIN. Inter-American Development Bank.
- Pérez Caldentey, E. (2018). La inclusión financiera para la inserción productiva y el papel de la banca de desarrollo.
- Pérez-Martín, A., Pérez-Torregrosa, A., Rabasa, A., & Vaca, M. (2020). Feature Selection to Optimize Credit Banking Risk Evaluation Decisions for the Example of Home Equity Loans. *Mathematics*, 8(11), 1971.
- Pietrapiana, F., J. M. Fera-Dominguez, and A. Troncoso. (2021). Applying wrapper-based variable selection techniques to predict MFIs profitability: Evidence from Peru. *Journal of Development Effectiveness* 13: 84–99. <https://doi.org/10.1080/19439342.2021.1884119>.
- Piot-Lepetit, I., & Tchakoute Tchuigoua, H. (2021). Ownership and performance of microfinance institutions in Latin America: A pseudo-panel malmquist index

- approach. *Journal of the Operational Research Society*, 73(5), 1167–1180.
<https://doi-org.ezproxy.eafit.edu.co/10.1080/01605682.2021.1895683>
- Polyakov, K., & Zhukova, L. (2019, November). Comparative analysis of predictive analytics models in classification problems. In *2019 Actual Problems of Systems and Software Engineering (APSSE)* (pp. 162-169). IEEE
- Quayes, S. (2012). Depth of outreach and financial sustainability of microfinance institutions. *Applied Economics*, 44(26), 3421-3433. doi:10.1080/00036846.2011.577016
- Rahayu, N. S. (2020). The intersection of Islamic microfinance and women's empowerment: A case study of Baitul Maal wat Tamwil in Indonesia. *International Journal of Financial Studies* 8: 37. <https://doi.org/10.3390/ijfs8020037>.
- Rahman, M. W., & Luo, J. (2011). The development perspective of finance and microfinance sector in China: How far are microfinance regulations? *International Journal of Economics and Finance*, 3(1), 160-170.
- Rahman, T., Khaleque, M. A., & Arifuzzaman, M. (2022). Does Regulation Matter? Assessing the Long-run Impact of Regulation on the Cost Efficiency of the Microfinance Institutions in Bangladesh. *Asia-Pacific Journal of Rural Development*, 32(2), 148-169.
- Ramírez-Virviescas, N., & Guevara-Castañeda, D. (2021). Las microfinanzas rurales en Colombia y el proceso de financierización: un estudio de caso. *Apuntes del CENES*, 40(71), 219-251.
- Rayo, S., J. Lara, and D. Camino. (2010). A credit scoring model for institutions of microfinance under the Basel II Normative. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science* 15: 89–124.
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). A credit scoring model for institutions of microfinance under the Basel II normative. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 15(28), 89-124.
- Reinke, J. (1998). How to lend like mad and make a profit: A micro-credit paradigm versus the start-up fund in South Africa. *Journal of Development Studies*, 34(3), 44–61.
- Repullo, R. and Suarez, J. (2004): “Loan pricing under Basel capital requirements” *Journal of Financial Intermediation*, 13(4), pp. 496-521.

- Rhyne, E., & Christen. R. (1999). *Microfinance enters the marketplace*. Washington, DC: USAID.
- Roa, M. J., A. Villegas, and I. Garrón. (2022). Interest rate caps on microcredit: Evidence from a natural experiment in Bolivia. *Journal of Development Effectiveness* 14: 125–42. <https://doi.org/10.1080/19439342.2021.1968934>.
- Roberts, P.W. (2013): “The Profit orientation of microfinance institutions and effective interest rates” *World Development*, 41, pp. 120-131.
- Rodrigues, B. D., & Stevenson, M. J. (2013). Takeover prediction using forecast combinations. *International Journal of Forecasting*, 29(4), 628–641.
- Rumelhart, D.E., Hinton, D.E. and Williams, R.J. (1986): *Learning internal representations by error propagation in parallel distributed processing*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Ruthenberg, D., and Y. Landskroner. (2008). Loan pricing under Basel II in an imperfectly competitive banking market. *Journal of Banking & Finance* 32: 2725–2733. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2008.07.009>.
- Ruthenberg, David, and Yoram Landskroner. 2008. Loan pricing under Basel II in an imperfectly competitive banking market. *Journal of Banking & Finance* 32: 2725–33.
- Saeed, A., Javed, AY y Noreen, U. (2018). Microfinanzas, gobernanza y desempeño: una perspectiva del sur de Asia. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 23 (46), 247-265.
- Santos, R., Schröter-Schlaack, C., Antunes, P., Ring, I., & Clemente, P. (2015). Reviewing the role of habitat banking and tradable development rights in the conservation policy mix. *Environmental Conservation*, 42(4), 294–305.
- Satchidananda, S. S., & Simha, J. B. (2006). Comparing decision trees with logistic regression for credit risk analysis. *International Institute of Information Technology, Bangalore, India*.
- Saunders, A., and L. Schumacher. (2000). The determinants of bank interest rate margins: An international study. *Journal of international Money and Finance* 19: 813–32. [https://doi.org/10.1016/S0261-5606\(00\)00033-4](https://doi.org/10.1016/S0261-5606(00)00033-4).
- Schreiner, M. (2002). Aspects of outreach: A framework for discussion of the social benefits of microfinance. *Journal of International Development* 14: 591–603.

- Schreiner, M. (2004): “Scoring arrears at a microlender in Bolivia” *Journal of Microfinance*, 6(2), pp. 65- 88.
- Schuetz, S., & Venkatesh, V. (2020). Blockchain, adoption, and financial inclusion in India: Research opportunities. *International journal of information management*, 52, 101936
- Schularick, M., & Taylor, A. M. (2012). Credit booms gone bust: Monetary policy, leverage cycles, and financial crises, 1870-2008. *American Economic Review*, 102(2), 1029–61.
- Serrano-Cinca, C. (1997). Redes neuronales feedforward en la clasificación de información financiera. *La Revista Europea de Finanzas*, 3 (3), 183–202. <https://doi.org/10.1080/135184797337426>
- Serrano-Cinca, C., Gutiérrez-Nieto, B., & Reyes, N. M. (2016). A social and environmental approach to microfinance credit scoring. *Journal of Cleaner Production*, 112: 3504–3513.
- Shahriar, A. Z. M., & Garg, M. (2017). Lender–entrepreneur relationships and credit risk: A global analysis of microfinance institutions. *International Small Business Journal*, 35(7), 829-854.
- Shahriar, A. Z. M., S. Schwarz, and A. Newman. (2016). Profit orientation of microfinance institutions and provision of financial capital to business start-ups. *International Small Business Journal* 34: 532–52.
- Shahriar, A. Z. M., Schwarz, S., & Newman, A. (2016). Profit orientation of microfinance institutions and provision of financial capital to business start-ups. *International Small Business Journal*, 34(4), 532–552.
- Sharma, M., & Zeller, M. (1997). Repayment performance in group-based credit programs in Bangladesh: An empirical analysis. *World Development*, 25(10), 1731–1742.
- Shi, B., Zhao, X., Wu, B., & Dong, Y. (2019). Credit rating and microfinance lending decisions are based on loss-given default (LGD). *Finance Research Letters*, 30, 124-129.
- Siwale, J., & Godfroid, C. (2022). Digitizing microfinance: on the route to losing the traditional ‘human face ’ of microfinance institutions. *Oxford Development Studies*, 50(2), 177-191.

- Superintendencia Financiera de Colombia. (2016). Financial Inclusion Report 2016 Available at: www.superfinanciera.gov.co/inicio/informes-y-cifras/informes/10085394 (accessed 19 January 2019).
- Tang, Z., and P. A. Fishwick. (1993). Feedforward neural nets as models for time series forecasting. *ORSA journal on computing*, 5: 374–385. <https://doi.org/10.1287/ijoc.5.4.374>.
- Trujillo, V. and Navajas, S. (2016): *Financial Inclusion and Financial Systems in Latin America and the Caribbean: Data and Trends*. Inter-American Development Bank.
- Ubarhande, P., & Chandani, A. (2021). Elements of credit rating: a hybrid review and future research Agenda. *Cogent Business & Management*, 8(1), 1878977.
- UN (United Nations). (2019). Ocho Amenazas a la Economía Mundial. Departamento de asuntos económicos y sociales. Available online: <https://www.un.org/es/desa/world-economic-situation-and-prospects-wesp-2019>
- UN (United Nations). (2024). Informe anual de los aspectos más destacados del Departamento de Asuntos Económicos y Sociales de las Naciones Unidas 2022-2023, Disponible <https://www.un.org/en/desa/highlights-report-2022-2023>
- UNDP. (2023). "Human Development Report 2023." United Nations Development Programme. <https://hdr.undp.org/system/files/documents/global-report-document/hdr2023-24reporten.pdf>
- Union Nations. (2016). *Economic Survey of Latin America and the Caribbean 2016: The 2030 Agenda for Sustainable Development and the challenges of financing for development*.
- United State Agency International Development. USAID. (2011). *Evaluation Policy. Evaluation. Learning From Experience*. Washington, DC.
- Urueña-Mejía, J. C., Gutierrez, L. H., & Rodríguez-Lesmes, P. (2023). Financial inclusion and business practices of microbusiness in Colombia. *Eurasian Business Review*, 13(2), 465-494.
- US Department of the Treasury. (2013). *Initiatives about Debt Limit*. Washington, DC: *State and Local Government Series*.

- Van Gool, J., W. Verbeke, P. Sercu, and B. Baesens. (2012). Credit scoring for microfinance: Is it worth it? *International Journal of Finance and Economics* 17: 103–23. <https://doi.org/10.1002/ijfe.444>.
- Van, L. T. H., Vo, A. T., Nguyen, N. T., & Vo, D. H. (2021). Financial inclusion and economic growth: An international evidence. *Emerging Markets Finance and Trade*, 57(1), 239-263
- Vellido, A., Lisboa, P. J., & Vaughan, J. (1999). Neural networks in business: A survey of applications (1992–1998). *Expert Systems with Applications*, 17(1), 51-70.
- Vellido, A., P. J. G. Lisboa, and K. Meehan. (1999). Segmentation of the on-line shopping market using neural networks. *Expert systems with applications* 17: 303–14. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(99\)00042-1](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(99)00042-1).
- Venables, W.N. and Ripley, B.D. (2002): *Modern applied statistics with S*. 4th ed. New York: Springer.
- Vigano, L.A. (1993): “Credit scoring model for development banks: An African case study” *Savings and Development*, 17, pp. 441-482.
- Viganò, L. (1993). Credit scoring model for development banks: An African case study. *Savings and Development*, 17(4), 441–482.
- Viswanathan, P. K., and S. K. Shanthi. (2017). Modelling credit default in microfinance-an Indian case study. *Journal of Emerging Market Finance* 16: 246–58. <https://doi.org/10.1177/0972652717722084>.
- Vogelgesang, U. (2003). Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behavior. *World Development* 31: 2085–2114. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2003.09.004>.
- Wagner, C. and Winkler, A. (2013): “The vulnerability of microfinance to financial turmoil - evidence from the global financial crisis” *World Development*, 51, pp. 71-90.
- Wang, H., Forbes, C. S., Fenech, J. P., & Vaz, J. (2020). The determinants of bank loan recovery rates in good times and flawed – New evidence. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 177, 875–897.
- WBG. World Bank Group. (2015). *World governance indicators*. Washington, DC: Worldwide Governance Indicators
- WBG. World Bank Group. (2019). *Global Financial Development Report 2019/2020: Bank Regulation and Supervision a Decade after the Global Financial Crisis*. Washington,

- DC: World Bank. doi:10.1596/978-1-4648-1447-1. License: Creative Commons Attribution CC BY 3.0 IGO
- WBG. World Bank. (2023). *A New Era in Development Annual Report 2023: Sustainable, inclusive, and resilient development*. Washington, DC: World Bank. Available: <https://www.bancomundial.org/es/about/annual-report#anchor-annual>
- WBG. World Bank. (2024). *World Development Report 2024: The Middle-Income Trap*. Washington, DC: World Bank. doi:10.1596/978-1-4648-2078-6. License: Creative Commons Attribution CC BY 3.0 IGO
- Wennekers, S., A. Van Wennekers, R. Thurik, and P. Reynolds. (2005). Nascent entrepreneurship and the level of economic development. *Small Business Economics* 24: 293–309. <https://doi.org/10.1007/s11187-005-1994-8>.
- West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computer and Operational Research* 27: 1131–1152. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00149-5](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00149-5).
- Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision support systems*, 11(5), 545-557.
- Wong, F. S. (1991). Time series forecasting using backpropagation neural networks. *Neurocomputing*, 2(4), 147–159.
- Wong, F. S., P. Z. Wang, T. H. Goh, and B. K. Quek. (1992). Fuzzy neural systems for stock selection. *Financial Analysts Journal* 48: 47–52. <https://www.jstor.org/stable/4479504>.
- World Bank, «World development report», 2014
- World Bank. (2014). *World Bank Annual Report 2014*. Washington, DC: World Bank.
- World Bank. (2016). *World Bank Annual Report 2016*. Washington, DC: World Bank.
- World Bank. (2017). *World Bank Annual Report 2017*. Washington, DC: World Bank.
- Worldwide Bank. (2015). *World Governance Indicators*. Washington, DC: Worldwide Governance Indicators.
- Wulandari, P., and M. Pramesti. (2021). Designing sustainable Islamic Microfinance to enhance the accessibility of poor borrowers in Indonesia: An appreciative intelligence approach. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 716: 012065. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/716/1/012065>.

- Xia, Y., Zhao, J., He, L., Li, Y. y Niu, M. (2020). Un nuevo método de conjunto heterogéneo dinámico basado en árboles para la calificación crediticia. *Expert Systems with Applications*, 159, 113615.
- Yang, M., Lim, MK, Qu, Y., Li, X. y Ni, D. (2023). Redes neuronales profundas con regularización L1 y L2 para la predicción del riesgo crediticio corporativo de alta dimensión. *Expert Systems with Applications*, 213, 118873
- Yang, Y., Nie, G., & Zhang, L. (2009). Retail exposures credit scoring models for Chinese commercial banks. In: *International Conference on Computational Science* (633–642). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Yoon, Y., Swales Jr, G., and Margavio, TM (1993). Una comparación entre el análisis discriminante y las redes neuronales artificiales. *Journal of the Operational Research Society*, 44 (1), 51-60.
- Zafra-Gómez, J. L., López-Hernández, A. M., & Hernández-Bastida, A. (2009). Developing an alert system for local governments in financial crisis. *Public Money and Management*, 29(3), 175–181.
- Zeballos, E., A. Cassar, and B. Wydick. (2014). Do risky microfinance borrowers really invest in risky projects? Experimental evidence from Bolivia. *Journal of Development Studies* 50: 276–87. <https://doi.org/10.1080/00220388.2013.858124>.
- Zeller, M. (1998). Determinants of repayment performance in credit groups: The role of program design, intra-group risk pooling, and social cohesion. *Economic Development and Cultural Change*, 46(3), 599–620.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35–62.
- Zhong, X., & Zhou, S. (2020). Risk analysis method of bank microfinance based on multiple genetic artificial neural networks. *Neural Computing and Applications*, 32, 1-11.