

Factores que influyen en el riesgo de crédito de instituciones microfinancieras peruanas: cajas municipales de ahorro y crédito

Factors that Influence the Credit Risk of Peruvian Microfinance Institutions: Municipal Savings and Credit Banks

Emerson Toledo Concha

Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú
toledo.ej@pucp.edu.pe

<https://orcid.org/0000-0002-1660-0305>

Fecha de recepción: 27 de abril de 2022

Fecha de aceptación: 25 de octubre de 2022

Fecha de publicación: 1 de noviembre de 2022

La industria microfinanciera en el Perú busca constantemente identificar los factores que le permitan tener una mejor gestión y controlar su nivel de morosidad, puesto que en los últimos años se observa un importante incremento de provisiones, y ello se refleja en la disminución de los resultados económicos de un importante grupo de instituciones microfinancieras. El presente trabajo de investigación tiene como objetivo analizar si las decisiones de gestión en referencia al tamaño de la cartera promedio por deudor y el total de deudores por empleados son factores determinantes que impactaron en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito en el Perú entre los años 2016-2019. Esta investigación tiene un enfoque cuantitativo, para cuyo fin la información histórica de datos ha sido procesada utilizando una herramienta estadística (CRISP-DM), además de técnicas de minería de datos y el uso de regresiones logísticas. Adicionalmente, los resultados han sido corroborados por expertos en el sector microfinanciero. La relevancia de esta investigación radica en permitir la toma de mejores decisiones estratégicas que lleven a un mejor control del indicador de morosidad y, por ende, a que este grupo de instituciones pueda mejorar sus resultados.

Palabras claves: microfinanzas, CRISP-DM, morosidad, riesgo de crédito

The microfinance industry in Peru is constantly seeking to identify the factors that allow it to have better management and control its level of delinquency, since in recent years there has been a significant increase in provisions, reflected in the decrease in the economic results of an important group of microfinance institutions. The objective of this research work is to analyze whether the management decisions in reference to the size of the average portfolio per debtor and the total number of debtors per employee were determining factors that impacted the credit risk of the municipal savings and credit banks in Peru between the years 2016-2019. This research has a quantitative approach, for whose purpose the historical data information has been processed using a statistical tool (CRISP-DM), as well as data mining techniques and the use of logistics regressions. In addition, the results have been corroborated by experts in the microfinance sector. The relevance of this research lies in allowing the making of better strategic decisions that lead to a better control of the delinquency indicator and, therefore, to the improvements of results by this group of institutions.

Key words: microfinance, CRISP-DM, delinquency, credit risk

1. Introducción

Existe en el mundo un abanico de estrategias de desarrollo enfocadas en la reducción de la pobreza. El emprendedurismo de la población es una de ellas, logrando que se creen millones de empleos y autoempleos en el mundo. En ese sentido, las microempresas son parte fundamental del sistema económico de muchos países y, en particular, del peruano.

El otorgamiento de créditos a la micro y pequeña empresa conlleva mayores riesgos que otros sectores de la economía. De cara a ello, la banca tradicional y las instituciones especializadas en la atención a este sector realizan constantes estudios a fin de identificar los factores (internos o externos) que afectan a uno de los riesgos más importantes: el *riesgo de crédito*. El manejo inadecuado de este indicador puede traer consecuencias negativas a largo plazo para la institución financiera, comprometiendo su continuidad y sostenibilidad empresarial, además de tener un impacto en el sistema financiero y en la incertidumbre de los millones de ahorristas que han confiado su dinero a estas instituciones.

La oferta de instituciones microfinancieras (IMF) en el Perú incluye a las cajas municipales de ahorro y crédito (CMAC). Se trata de entidades financieras reguladas por el Estado, de propiedad de los gobiernos municipales de cada provincia, que reciben depósitos del público y se especializan en el otorgamiento de créditos a la micro y pequeña empresa. Económicamente, buscan un crecimiento constante en sus operaciones, rentabilidad y, por consiguiente, su sostenibilidad en el tiempo. Las CMAC tienen representación a través de la Federación Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito¹ (Fepcmac), institución formada con autonomía económica, financiera y administrativa.

Aguilar (2014) hace referencia al crecimiento escalonado de las microfinanzas en el Perú; sin embargo, este crecimiento acelerado ha venido acompañado de importantes transformaciones en este sector, siendo una de ellas la sobreoferta de entidades, que provoca una gran competitividad entre ellas y permite a las CMAC competir con la banca financiera tradicional.

Las CMAC, en su afán de competir con la banca tradicional, vienen presentando un crecimiento elevado en los préstamos otorgados al sector de la micro y pequeña empresa², lo cual distorsiona el concepto por el cual fueron creadas. Estas acciones conducen a que puedan tener un mayor riesgo, puesto que los préstamos en el sector microfinanciero no están respaldados con garantías, a diferencia de la banca tradicional, donde sus estándares de evaluación son diferentes. Ello se observa en cómo gestionan o afrontan los problemas producidos por la asimetría³ de la información que presentan los prestatarios, ocasionando mayores barreras de entrada al no tener, en muchos casos, la información necesaria para que el analista evalúe bien su operación. Superar el proceso de admisión, favoreciendo

1 La Fepcmac se creó mediante el Decreto Supremo N° 191-86 y se rige por Decreto Supremo N° 157-90, que norma el funcionamiento de las CMAC en todo el país.

2 Según el artículo 2 de la Ley 28015, Ley de Promoción y Formalización de la Micro y Pequeña Empresa: «La Micro y Pequeña Empresa es la unidad económica constituida por una persona natural o jurídica, bajo cualquier forma de organización o gestión empresarial contemplada en la legislación vigente, que tiene como objeto desarrollar actividades de extracción, transformación, producción, comercialización de bienes o prestación de servicios».

3 La «información asimétrica» refiere a cuando alguna de las partes, prestatarios o prestamistas, no cuenta con la misma información de un producto.

la inclusión financiera en muchos de los casos, se refleja en el otorgamiento del crédito, donde el monto del préstamo otorgado está relacionado con el nivel de riesgo del crédito que la institución le asigna. Por lo tanto:

- El primer objetivo de la investigación es demostrar que la cartera promedio por deudor (medida como la cartera total entre el número de prestatarios) tiene una relación positiva con el riesgo de crédito de las CMAC. Se postula que, a mayor cartera en la institución —considerando el promedio por cada deudor—, mayor incidencia en el riesgo de crédito de las referidas instituciones.
- El segundo objetivo de esta investigación consiste en analizar cómo la gestión de un portafolio/cartera de prestatarios (medido como la cantidad de deudores por empleado) tiene relación directa con el riesgo de crédito, ya que esta variable permitirá conocer la capacidad que tiene cada empleado en la administración de los prestatarios, postulando que una mayor cantidad de prestatarios a gestionar podría representar una mayor exposición al riesgo de crédito. El riesgo de tener más prestatarios por empleado se acentúa si los asesores o analistas dejan la institución para irse a otra, originando en muchos casos que su cartera de prestatarios sea asignada a otro analista. Por ello, las entidades deben tener mucho cuidado con los indicadores de deserción de analistas de créditos o, sobre todo, del personal en sí, puesto que existe un riesgo si el indicador de rotación de personal se incrementa y genera la pérdida de fidelidad del prestatario. Aquice *et al.* (2019) identifican las causas de la alta rotación del personal del área de negocios (analistas de créditos).

En ese sentido, este trabajo de investigación se centra en validar que las variables presentadas, como las de cartera promedio por deudor y total deudores por empleado, tienen un impacto directo en el riesgo de crédito (indicador definido como la sumatoria de las carteras vencidas, refinanciadas/reestructuradas y en cobranza judicial, dividida por el saldo de la cartera de crédito). Los hallazgos de este trabajo permitirán que este conjunto de instituciones financieras peruanas, especializadas en el otorgamiento de créditos a la micro y pequeña empresa, pueda mejorar el control de la morosidad y las consecuencias negativas que esta puede generar en sus instituciones.

Esta investigación tiene un enfoque cuantitativo, utilizando para su realización una metodología estadística, así como entrevistas exhaustivas a expertos en el tema con el objetivo de validar las variables analizadas. Para obtener los resultados deseados, se utilizará la información disponible en el sistema de cajas municipales (data de 48 meses, periodo 2016-2019) reportadas por la Superintendencia de Banca y Seguros (SBS).

Respecto a las limitaciones del estudio, se pudo identificar un evento que aparentemente podría haber influido en los datos seleccionados durante el periodo de análisis: el Niño Costero, un fenómeno natural que afectó a la zona norte del Perú entre octubre de 2017 y octubre de 2018; no obstante, a pesar de este factor, el tratamiento de estos datos se ha realizado de tal manera que permita su análisis y, luego, corregir los

datos aplicando promedios móviles. Esto debe ser considerado por los investigadores que deseen continuar con el estudio a futuro.

2. Revisión de la literatura

Esta investigación está enfocada en identificar si las variables cartera promedio por deudor y total de deudores por empleado impactan directamente en el riesgo de crédito de las CMAC en el periodo 2016-2019.

Las CMAC son parte de la oferta de IMF en el Perú. Son entidades financieras reguladas por el Estado, de propiedad de los gobiernos municipales de cada provincia, que reciben depósitos del público y se especializan en el otorgamiento de créditos a la micro y pequeña empresa. Rebolledo y Soto (2004) mencionan el objetivo por el cual fueron creadas las instituciones especializadas en la atención de este sector:

La banca especializada en microfinanzas se caracteriza por haber desarrollado tecnologías de crédito particularmente apropiadas para evaluar clientes de bajos ingresos y microempresas. Sobre la base de las características de las personas (especialmente las socio-económicas) pertenecientes a cada uno de estos niveles, estas entidades desarrollan políticas comerciales, de riesgo, de cobranzas, de nuevos productos, etc. Por ejemplo, el personal contratado (como promotores de créditos) que atenderá a los segmentos de bajos ingresos tiene similar nivel socioeconómico que las personas de esos segmentos, con el fin de desarrollar una relación más directa con el cliente (p. 7).

Yunus (2008), en su libro, *El banquero de los pobres*, refiere que el primer banco especializado en este sector (Grameen Bank) trajo el crédito a los pobres, a las mujeres y a los analfabetos. Dirigido a personas que tenían un emprendimiento, este banco comenzó a otorgar créditos pequeños para que los clientes pudieran invertir ese dinero y obtener ingresos. Es decir, las microfinanzas surgen como respuesta a las barreras de acceso al crédito tradicional que enfrentaban las personas de bajos recursos.

Las CMAC, en su afán de competir con la banca tradicional, viene presentando un crecimiento elevado en los préstamos otorgados al sector MYPE. Vela *et al.* (2012) señalan que

La variable, crecimiento promedio de las colocaciones, es de mucho interés puesto que cuando existe afán de aumentar la cuota en el mercado puede conllevar a que las instituciones financieras relajen sus controles y aumente la morosidad en sus colocaciones y se debe tener en cuenta que un nuevo crédito no se vuelve moroso en forma inmediata, sino que tiene que pasar su fecha de vencimiento para que influya en su cartera morosa (p. 16).

Por otra parte, aunque el riesgo existe en toda inversión, Ross *et al.* (2012) identifican el riesgo que afecta específicamente un solo activo o un pequeño grupo de activos, el cual sí puede ser controlable para la empresa. En este caso, el riesgo de crédito se encuentra enmarcado dentro de los riesgos que afrontan las instituciones financieras, y el identificar los factores que lo afectan ayudará a mejorar la gestión en las entidades

microfinancieras. Asimismo, cabe indicar que el riesgo de crédito se refleja en el nivel de morosidad que presenta la entidad financiera.

El control de la morosidad en las entidades financieras es de vital importancia, pues los incumplimientos de los pagos por parte de los prestatarios afectan los ingresos de las instituciones, a la par que incrementan las provisiones por no pago de préstamos, impactando en los resultados financieros de la institución y en el nivel patrimonial. Larralde *et al.* (2011) indican que el riesgo de crédito afecta directamente a las potenciales ganancias o pérdidas en el patrimonio. Los autores manifiestan, además, que este riesgo se encuentra siempre que el pago de la operación dependa del comportamiento de los prestatarios.

Westley y Shaffer (1997), citados en Aguilar y Camargo (2004), «señalan además que elevados niveles de morosidad pueden afectar la relación de largo plazo de las IMF con sus clientes, deteriorando la lealtad de los mismos y generando un efecto de contagio que los lleva a adoptar una actitud de no pago» (p. 19).

Además, la teoría referente a las microfinanzas nos dice que los montos de los créditos a otorgar al sector de la micro y pequeña empresa deben ser reducidos, acorde con el tamaño del negocio en el sector (Yunus, 2008); y que los siguientes préstamos deben seguir una tendencia escalonada en cuanto a los montos, aspecto que es parte fundamental de la tecnología crediticia en microfinanzas. Lopez y Perez (2017) postulan, por su parte, que dentro de las determinantes que explican la morosidad de las cajas rurales se debe considerar la tecnología crediticia.

El otorgamiento de préstamos elevados puede ocasionar un mayor riesgo de crédito en la medida que estos se utilicen para otros fines. Lara (2010) refiere que cuando los prestamistas obtienen montos mayores a lo requerido, pueden aprovechar este oportunismo y direccionarlo a un destino diferente a lo acordado en su contrato inicial, pudiendo tener dificultades en su recuperación. Para evitar que aquello suceda, los asesores o funcionarios de las entidades microfinancieras deben de realizar una evaluación rigurosa a sus clientes con el fin de disminuir la probabilidad de impago. Un monto de préstamo no adecuado puede ocasionar un sobreendeudamiento en los deudores, factor que explica la morosidad, como señalan Paredes y Ugarte (2015). Por ello, el monto promedio de los préstamos tiene una relación con el sector que se pretende atender y con el riesgo de crédito.

Aguilar y Galarza (2013) hacen referencia a que el proceso de comercialización de las IMF está generando consecuencias en torno a su atención de clientes con bajos recursos, donde este proceso podría tener efectos negativos sobre indicadores de las IMF como el número de clientes atendidos (amplitud) o la pobreza de los mismos (profundidad). También destacan la importancia del indicador de la cantidad de clientes por empleado que tiene la institución.

En esa línea, Toledo (2009) destaca la importancia del número de clientes que maneja cada empleado, mencionando que la evaluación crediticia es realizada por el asesor o funcionario de negocios, quien es participe importante de este sector y pieza fundamental de este negocio. Por lo tanto, mantener un número adecuado de clientes permitirá al empleado utilizar mecanismos de selección, seguimiento y retención eficiente de clientes, lo que lleva a que se minimicen los riesgos y no se generen altos costos

operativos de antemano, a la par que aportan valor a los clientes con una atención rápida y trámites de accesibilidad sencillos.

Ledgerwood (2000) indica que, debido a la naturaleza del microcrédito, la principal responsabilidad de una proyección y del pago de préstamos eficaces recae sobre el asesor o funcionario de negocios. Si bien es cierto ellos tienen una motivación por planes de incentivo y reconocimientos, la cantidad de clientes que puedan tener en su cartera es también una variable a considerar debido a que tienen que realizar un seguimiento personalizado por cada deudor, visitarlos constantemente, verificar que el préstamo solicitado fue destinado al fin definido en su evaluación y no a otra actividad, etc.; es decir, deben mantener un seguimiento constante al comportamiento financiero del cliente.

Algunos autores, como Lozano (2007), indican que

La eficiencia de las microfinancieras está definida entre otros aspectos por el número de clientes atendidos por empleado; sin embargo, cuando se tienen deficiencias en la capacitación o profesionalismo del personal, no se cuenta con la institucionalización adecuada, el incremento en el número de acreditados atendidos por empleado puede ocasionar que se pierda el control de la cartera demeritando la calidad de ésta (p. 173).

Ngonyani (2019) determina en su estudio sobre IMF de Tanzania que los factores más significativos que explican el riesgo de crédito son el tamaño del préstamo, el número de préstamos por empleado y el periodo de duración de los créditos. Lo valioso de esta investigación es que concuerda con el presente trabajo en 2 variables probablemente explicativas: el tamaño del crédito y el número de préstamos por empleado.

En síntesis, para efectos de esta investigación, se define el indicador de la cartera promedio por deudor como la cartera total entre el total de prestatarios. Según el glosario de términos de la SBS (s.f.), se considera como «cartera total» a los créditos vigentes (que se encuentran al día), sumados a los créditos vencidos (la cartera de deudores con atrasos mayores a 30 días), los créditos refinanciados (operaciones que han sufrido cambios en su plazo o reducción de cuotas) y los créditos en proceso judicial; y como «total de deudores o prestatarios» a las personas naturales o jurídicas que tienen créditos con las empresas del sistema financiero, que para nuestro caso serían aquellos que tienen deudas con las CMAC.

3. Metodología

Este trabajo tiene un marcado enfoque cuantitativo y un alcance correlacional explicativo, y pretende demostrar la relación entre las variables de estudio utilizando la metodología estadística. Se tiene como población al conjunto de CMAC que trabajan en el Perú y la recolección de datos corresponde a los publicados por la SBS en su página web oficial por espacio de 48 meses (2016-2019). Estos datos se almacenaron en una base de datos SQL⁴ y se procesaron con el aplicativo estadístico SPSS⁵ Statistics para la construcción de

4 SQL o Structured Query Language, programa utilizado para diseñar y recuperar información de bases de datos relacionales

5 SPSS o Statistical Package for the Social Sciences.

las variables y el modelado estadístico. Asimismo, los resultados fueron contrastados con entrevistas a 8 expertos en el negocio (de diferentes CMAC y de la banca múltiple).

Para el logro de los objetivos establecidos en esta investigación, se utilizó la metodología estadística CRISP-DM (*Cross-Industry-Data-Mining*), que es la que mejor se adapta a la información recogida y ha sido aplicada ampliamente en la minería de datos, siendo una de las más utilizadas en la actualidad, puesto que puede usarse para explicar diferentes variables entre sí. Esta metodología ha sido aplicada en el análisis de diversas IMF por autores como Reganie (2013) y Carpio (2016), mostrando idoneidad para los objetivos propuestos por los estudios.

A continuación, se presenta el cuadro de operacionalización de variables, así como sus respectivos indicadores.

Tabla 1. Operacionalización de variables

Variables	Denominación	Indicadores
Dependiente (Y)	Riesgo de crédito (cartera de alto riesgo)	Y. Cartera vencida + cartera refinanciada o reestructurada + cartera judicial / total saldo cartera
Independientes (X _{1,2})	Cartera promedio por deudor (X ₁)	X ₁ . Cartera total / total prestatarios
	Cantidad de deudores por empleado (X ₂)	X ₂ . Total de deudores / total de empleados.

Fuente: elaboración propia.

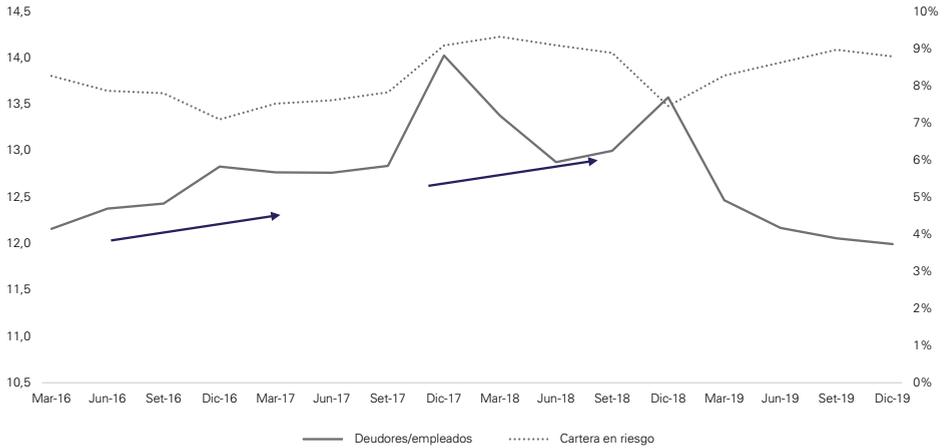
Si lo representamos en una ecuación (relación funcional), obtenemos:

$$Y = aX_1 + bX_2 + c$$

4. Análisis y desarrollo

En esta parte de la investigación, pasaremos a realizar la secuencia práctica de metodología CRISP-DM, que se inicia con una comprensión de las variables que, postulamos, impactan en el riesgo de crédito.

Con respecto a la cartera promedio por deudor, se ha considerado información del reporte crediticio de deudores, tomando en cuenta el total de la cartera de colocaciones y el total de deudores por entidad; y, para un mejor entendimiento de una posible asociación, también se presenta en la (misma) figura 1 la cartera de alto riesgo (total de las carteras vencidas, refinanciada/reestructurada y judicial entre el total de cartera). El objetivo de proponer esta variable es entender la profundidad de atención financiera; es decir, si las CMAC están enfocadas a la atención de créditos pequeños y clientes chicos, o si su atención ha sido orientada a clientes grandes.

Figura 1. Cartera promedio por deudor y cartera de alto riesgo

Fuente: elaboración propia con base en el reporte crediticio de deudores de la SBS.

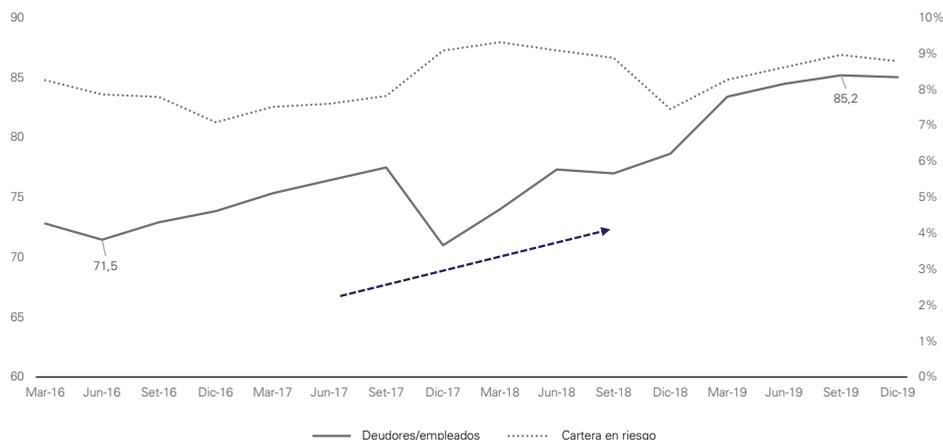
De los datos recolectados se observa que, desde 2016 hasta fines de 2017, el crecimiento de la cartera promedio por deudor fue en aumento (pasando de S/ 12 000 a S/ 14 000 como cartera promedio por deudor), lo mismo que en el caso de la cartera en riesgo. Luego, durante 2018, se aprecia una lenta caída de la cartera promedio por deudor (de S/ 14 000 a S/ 13 000, aproximadamente) y la cartera de alto riesgo se nivela ligeramente; sin embargo, durante el último año de análisis se aprecia que hay una disminución de la cartera promedio por deudor (de S/ 13 000 a S/ 12 000), mientras que la cartera de alto riesgo continúa su ascenso gradual. Ello se puede deber a que, a pesar del descenso de la cartera promedio, el daño causado ya está hecho y hay un sinceramiento del deterioro. Cuando se realice el modelamiento respectivo, se explicará el nivel de correlación que existe entre ambas carteras.

Con respecto a la variable cantidad de deudores por empleado, se ha considerado la información del reporte crediticio de deudores, tomando en cuenta el total de deudores entre el total de empleados de cada CMAC con el fin de obtener un aproximado de cuántos deudores en promedio administró cada empleado durante el periodo de análisis.

Cabe indicar que la cartera de créditos es gestionada y administrada por los asesores de negocios; sin embargo, en ninguna base de datos se especifica el número de asesores actual ni histórico, por lo que en esta investigación se ha considerado la información de empleados, de la que sí se tiene registro y data histórica. El objetivo en este punto de la investigación es determinar si este factor (deudor por empleado) influye en el riesgo de crédito de las CMAC.

En la figura 2 se muestran las variaciones de la cartera de alto riesgo y el número de deudores promedio por empleado, pudiendo apreciar que en estas variaciones se observa un incremento del número de clientes gestionados por cada empleado. Este aumento es constante durante los 4 años de análisis.

Figura 2. Deudores por empleado y cartera de alto riesgo



Fuente: elaboración propia con base en el reporte crediticio de deudores de la SBS.

Como se puede observar en el gráfico anterior, a inicios de 2016 el manejo promedio por empleado era de 72 deudores; no obstante, a finales de 2019 fue de 85 deudores, lo que indica un incremento en el número de deudores por empleado y más crédito en pocas manos, constituyendo esto un posible factor de riesgo de impago porque significa tener una mayor cartera que no se puede administrar adecuadamente. El aporte que se plantea en este punto está relacionado a mejorar la toma de decisiones con respecto a la eficiencia operativa de las CMAC. Cada institución debe tener en consideración el conocimiento de este indicador, puesto que las diversas estructuras administrativas —conformadas por diferentes niveles de asesores— resultan muy caras. Ante ello, la eficiencia operativa se ha convertido en un factor fundamental en la gestión estratégica de estas instituciones.

Una vez realizada una exploración de los datos, se procede a la aplicación de pruebas estadísticas básicas que nos revelen las propiedades de estos, por lo que se presentarán los estadísticos descriptivos generales. Asimismo, se realizarán las pruebas de bondad para determinar si los datos observados se ajustan a una determinada distribución de normalidad.

Romero (2016) menciona que «Las pruebas de bondad de ajuste se utilizan para contrastar si los datos de la muestra pueden considerarse que proceden de una determinada distribución o modelo de probabilidad» (p. 105).

Tabla 2. Estadísticos descriptivos de las variables

	Cartera en alto riesgo (Y)	Cartera promedio por deudor (X ₁)	Ratio deudores/empleados (X ₂)
Media	11,6	10,8	78,6
Mediana	9,1	11,1	75,2
Moda	3,6	4,9	49,12
Desviación	6,2	2,5	16,4
Asimetría	0,94	-0,69	0,56

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo con lo presentado en la tabla 2, se observa que las variables analizadas presentan medias, mediana y modas muy dispersas y, por lo tanto, no cumplirían con las características de normalidad; sin embargo, para determinar qué tipo de distribución estadística se aplicará, utilizaremos la prueba Kolmogorov-Smirnov (K-S). Asimismo, dentro de los estadísticos calculados se han incluido los indicadores de desviación y asimetría que permiten conocer la distribución de las variables. El estadístico de asimetría⁶ nos indica si los datos están distribuidos de manera uniforme respecto a la media —si los datos son inferiores a (+/-0.5)—, por lo que este indicador nos muestra igualmente que en apariencia no hay normalidad.

Para poder complementar el análisis de estadísticos descriptivos y determinar los indicios de no normalidad de las variables, se utilizará la prueba de K-S. Esta es una prueba no paramétrica que pertenece al grupo de pruebas llamadas «de bondad de ajuste» y tiene como objetivo indicar si los datos presentan una distribución específica definida por el investigador. Por lo tanto, establecemos lo siguiente:

- H_0 : Hipótesis nula: el conjunto de datos sigue una distribución normal.
- H_1 : Hipótesis alternativa: el conjunto de datos no sigue una distribución normal.

De acuerdo con la tabla 3 sobre la normalidad de las variables, la prueba K-S nos muestra el estadístico de prueba y el valor p (significancia asintótica) para cada una de las variables. Observamos que los valores de p son menores a 0,05; por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula: el conjunto de datos no sigue una distribución normal y tenemos evidencia suficiente para concluir que los datos de las variables no presentan distribución normal con un nivel de confianza del 95 %.

Tabla 3. Normalidad de las variables: prueba K-S

Variables	Prueba K-S			
	Estadístico de prueba z	Significación estadística. Asintótica valor p	Media	Desviación típica
Cartera alto riesgo	0,211	,000	11,62	6,19761
Cartera promedio por deudor	0,114	,040	10,78	2,48756
Ratio deudores/empleados	0,096	,000	78,60	16,38325

Fuente: elaboración propia.

La determinación de la normalidad o no de las variables es importante para indicar qué tipo de técnica se adapta al estudio, por lo que, al no presentar normalidad entre las variables, se propone el uso de la regresión logística. Como se mencionó, esta técnica

⁶ Asimetría: medida que indica la simetría de la distribución de una variable con referencia a la media aritmética. De tipo positiva: la cola de la distribución se alarga a la derecha; de tipo negativa: la cola de distribución se alarga a valores inferiores (izquierda).

permite al investigador trabajar con pruebas no paramétricas —también conocidas como «variables sin distribución normal»—, luego de haber realizado el análisis de normalidad de las variables.

De acuerdo a lo descrito anteriormente, para los resultados se validó y se calculó la fiabilidad del instrumento utilizado en la investigación, para lo cual se aplicaron las pruebas de bondad de ajuste. Lo que se buscó fue que hubiera similitud entre los eventos esperados versus los eventos observados, obteniendo un resultado del chi-cuadrado de Pearson y de desviación que muestra un valor de significancia mayor a 0,05 y cercano a 1, lo que indica que el nivel de efectividad de los valores predichos respecto a los valores observados es óptimo.

Tabla 4. Pruebas de bondad de ajuste

	Significancia
Pearson X ²	0,797
Desviación D	0,835

Fuente: elaboración propia.

Para los resultados análogos a los coeficientes de determinación (en regresión logística multinomial, los valores de R² son los valores de pseudo R cuadrado), el *software* nos muestra 3 pruebas: Cox y Snell, Nagelkerke y MacFadden. Las pruebas indican la calidad del modelo, ya que estos indicadores tienen un papel similar al coeficiente de determinación (Gualda, 2004).

Estas pruebas indican que cuanto más alto es el R-cuadrado, más explicativo es el modelo; es decir, las variables independientes explican la variable dependiente. Para los 3 casos se muestran indicadores mayores a 0,70, lo que señala que existe una explicación óptima respecto de la variable dependiente y, por lo tanto, podemos concluir que es un modelo eficiente.

Tabla 5. Prueba pseudo R cuadrado*

Cox y Snell	0,712
Nagelkerke	0,780
McFadden	0,693

(*) Indicador usado en la regresión logística multinomial que es análogo al coeficiente de determinación R².

Fuente: elaboración propia.

A continuación, en la tabla 6 se mostrarán los resultados de salida del modelo cuando se ejecuta la regresión logística, donde se exponen los resultados por cada objetivo planteado en la investigación. El resultado de sus principales vistas está centrado en: el nivel de significación (valor - p), el tipo de relación o comportamiento (positivo o negativo, en base al signo del coeficiente B) y el grado de fuerza de la relación que presenta el modelo de regresión logística, es decir, Exp(B).

En síntesis, para el presente análisis se tiene la siguiente interpretación de los indicadores⁷:

- El coeficiente del parámetro (B), donde el signo del coeficiente indica el tipo de relación con la variable dependiente: si es positiva, va en la misma dirección; y, si es negativa, va en sentido contrario. Cabe indicar que los valores de los coeficientes no tienen interpretación, solamente sirven para ver la relación positiva o negativa con respecto a la variable dependiente.
- El $\text{Exp}(B)$, también llamado *odd ratio*, es una medida de asociación entre variables utilizado en modelos de regresión logística que nos indicará la fortaleza de la relación con la variable dependiente.
- El nivel de significancia (valor - p) explica si la variable independiente es significativa o no: si el valor es menor a 0,05, indica que el modelo explica la relación con la variable dependiente; mientras que las que son mayores a 0,05 no son significativas.

Tabla 6. Resultados del modelamiento

Variable	Significancia (valor - p)	B	Exp(B)
(X ₁) Cartera promedio por deudor	0,000	1,062	2,892
(X ₂) Deudores por empleado	0,000	-0,229	0,796

Fuente: elaboración propia.

Como resultado de la investigación se obtuvo:

- Con respecto al valor de significancia (valor - p) para ambas variables, es menor a 0,05, lo que indica que el modelo explica el evento; es decir, ambas variables impactan en el riesgo de crédito.
- Variable 1: el coeficiente B (positivo) indica que, si aumenta la cartera promedio por deudor, se incrementa la cartera de alto riesgo. $\text{Exp}(B)$ señala, a su vez, que la fortaleza de la variable es de 2,892 el número de veces con respecto a la variable explicada; es decir, por cada incremento en la unidad de la cartera promedio por deudor existe una probabilidad de que la cartera de alto riesgo se incremente 2,892 veces.
- Variable 2: el coeficiente B (negativo) indica que si disminuye el total de deudores por empleados, crece la probabilidad de que se incremente la cartera de alto riesgo. El $\text{Exp}(B)$ indica que la fortaleza de la variable es 1,256 el número de veces con respecto a la variable explicada, resultado de $(1 / 0,796)$; es decir, por cada incremento en la unidad de la variable deudores por empleado existe la probabilidad de que la cartera de alto riesgo se incremente 1,256 veces.

⁷ Información adaptada de Cardenas (2014, 2015).

4.1. De los resultados de entrevistas a expertos

Variable 1: de acuerdo con el análisis realizado en entrevistas a expertos, y luego de procesar dicha información, se puede concluir que los entrevistados indican que la variable cartera promedio por deudor es un buen indicador y que sí consideran que tiene relación directa con la cartera de alto riesgo. Muchos de sus comentarios estuvieron dirigidos a que esta variable sería clave para no distraerse del segmento objetivo para el cual fueron creadas las CMAC y que no se desvirtúe el monto de crédito otorgado; asimismo, ayudaría mucho a mejorar la gestión de la administración de la cartera.

Resultados de entrevistas: variable 1	Palabras clave o identificación de temas comunes
(X ₁) Cartera promedio por deudor y su relación con la cartera de alto riesgo.	Buen indicador / incidencia directa / mide la temperatura de la cartera / no se desvirtúa el monto del crédito / identificación del segmento objetivo / mejorar táctica de gestión de la cartera / enfoque de atención a clientes

Variable 2: luego de procesar dicha información se puede concluir que, en opinión de los entrevistados, la variable cantidad de deudores por empleado sí explica la cartera de alto riesgo y, además, está relacionada a la economía de escalas, dado que las CMAC pueden encontrar su punto de equilibrio con el análisis de esta variable. Asimismo, hacen referencia a que el asesor de negocios debe tener capacidad para atender en forma oportuna a sus clientes con base en el número de deudores asignados. También opinan que esta variable está relacionada con el desempeño del asesor, por lo que el área de recursos humanos debería implementar estrategias que permitan complementar el buen desempeño del asesor.

Resultados de entrevistas: variable 2	Palabras clave o identificación de temas comunes
(X ₂) Deudores por empleado	Existe relación directa / aplicación de la tecnología crediticia del asesor / economías de escala / costos / administración de cartera / gestión / capacidad de atención oportuna / ineficiencia operativa / punto de equilibrio / desempeño de asesor / gestión de recursos humanos.

5. Conclusiones

De acuerdo con lo desarrollado, se ha demostrado que la variable cartera promedio por deudor y la variable total de deudores por empleado impactan directamente en el riesgo de crédito de las CMAC, lo cual considero aceptable como investigador desde el punto de vista de los objetivos que tiene el negocio microfinanciero.

Con base en el primer objetivo planteado, se postuló que la cartera promedio por deudor tiene un impacto en el riesgo de crédito de las CMAC. Para poder demostrar esta premisa, se utilizó la metodología estadística CRISP-DM y el análisis de una regresión logística, cuyo resultado mostró un nivel de significancia (valor - p) menor a 0,05, lo que significa que el modelo explica el evento y se comprueba que la cartera promedio por deudor es una variable explicativa de la cartera de alto riesgo. Asimismo, dio como resultado

un coeficiente B (positivo, 1,062), lo que demuestra que esta variable tiene una relación positiva con el riesgo de crédito; mientras que el $\text{Exp}(B)$ del modelo indica que la fortaleza de la variable es de 2,892. En otras palabras, por cada incremento en la unidad de la cartera promedio por deudor, existe una probabilidad de que la cartera de alto riesgo se incremente en 2,892 veces.

Con el fin de tener una mejor posición, las CMAC pueden querer competir con la banca tradicional, donde los estándares de evaluación son completamente diferentes. Además, este sector cuenta con diferentes productos no financieros que permiten diversificar su riesgo; en cambio, en la banca microfinanciera existe mucha información asimétrica que haría que el incremento de montos a los deudores no cuente con información fidedigna, lo que conlleva a un relajamiento de sus controles. En este sentido, es muy importante que las CMAC tengan plenamente identificado cuál es su segmento objetivo de atención, ya que de ello depende el que puedan mantener un crédito promedio que no lleve a incrementar la cartera de alto riesgo.

Con base en el segundo objetivo planteado, se postuló que la variable deudores por empleado influye directamente en el riesgo de crédito de las CMAC. Para demostrar dicho postulado, se utilizó la metodología estadística CRISP-DM y el análisis de una regresión logística, cuyo nivel de significancia (valor - p) fue menor a 0,05, lo que significa que el modelo explica el evento y demuestra que la variable deudores por empleado explica la cartera de alto riesgo de las CMAC. Asimismo, el coeficiente B (negativo, -0,229) indica que la relación es negativa, lo que significa que si disminuye la variable deudores por empleados, crece la probabilidad de que se incremente la cartera de alto riesgo; mientras que el nivel de fortaleza de la relación es de 1,256 veces la variable explicada. Por lo tanto, se determinó que la cantidad de deudores atendidos por empleado impacta directamente en la cartera de alto riesgo de las CMAC. Este importante aporte está direccionado a la gestión administrativa que deben tener estas instituciones, a las que definir un determinado número de clientes por empleado les permitirá realizar eficientemente la gestión de selección, evaluación y seguimiento a los deudores con el fin de buscar un equilibrio en su cartera entre el riesgo y la rentabilidad.

Asimismo, los hallazgos de esta investigación están orientados a la dirección estratégica de la gestión de recursos humanos de las CMAC, que deberán tomar decisiones que les permitan contar con el personal idóneo para la atención de clientes en este negocio y, de esa manera, evitar la alta rotación, que pone en riesgo la administración de la cartera. Por el contrario, dichas decisiones están orientadas a mejorar la contratación del personal, diseñar un plan de seguimiento de su desempeño, establecer un buen plan de carrera, y ofrecer una adecuada compensación y retribución. Las decisiones empresariales que se realicen en torno a esta variable se asocian a la gestión del costo operativo y administrativo, puesto que el hecho de mantener una cartera adecuada de clientes permite atenderlos de manera rápida.

Por último, consideramos que esta investigación puede ser utilizada en perspectiva para futuras investigaciones y que contribuye al mejor entendimiento de las variables que afectan el riesgo de crédito en las IMF.

bibliografía

- 2013 **Aguilar, A., & Galarza, F.** *Rentabilidad versus profundidad del alcance: un análisis de las entidades microfinancieras peruanas, 2006-2011.* MPRA Paper N° 51860. Universidad del Pacífico. https://mpra.ub.uni-muenchen.de/51860/1/MPRA_paper_51860.pdf
- 2014 **Aguilar, G.** *Dos estudios sobre las microfinanzas en el Perú* [tesis de doctorado en Economía, Pontificia Universidad Católica del Perú]. <http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/5183>
- 2004 **Aguilar, G., & Camargo, G.** *Análisis de la morosidad de las instituciones microfinancieras (IMF) en el Perú.* Lima: IEP.
- 2019 **Aquice, J., Mamani, J., & Peña, M.** *Pérdida de fidelidad de los clientes, por la alta rotación de personal del área de negocios en las instituciones especializadas en microfinanzas. (ciudad Arequipa)* [tesis de maestría en Administración, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. <https://repositorioacademico.upc.edu.pe/handle/10757/625988>
- 2014, 21 de febrero **Cardenas, J.** *Qué es la regresión logística binaria y cómo analizarla en 6 pasos.* Networkianos. <http://networkianos.com/regresion-logistica-binaria/>
- 2015, 1 de diciembre **Cardenas, J.** *Odd ratio: qué es y cómo se interpreta.* Networkianos. <http://networkianos.com/odd-ratio-que-es-como-se-interpreta/#toc-2>
- 2016 **Carpio, J.** *Modelo de Predicción de la Morosidad en el otorgamiento de Crédito Financiero Aplicando Metodología CRISP-DM* [tesis para optar al título profesional de Ingeniero en Sistemas, Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez]. <http://repositorio.uancv.edu.pe/handle/UANCV/743>
- 2004 **Gualda, E.** Actitudes hacia las migraciones y capital social: la participación de los europeos en redes sociales y sus lazos con la mayor o menor aceptación de la población extranjera. *Redes. Revista Hispana para el Análisis de Redes Sociales*, (7), 81-124.
- 2018 **Hernandez, R., & Mendoza, C.** *Metodología de la investigación las rutas cuatitativa, cualitativa y mixta.* McGrawHill.
- 2010 **Lara, J.** *La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas* [tesis doctoral en Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Granada]. <https://digibug.ugr.es/bitstream/handle/10481/5648/18892656.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- 2011 **Laralde, M., Real, C., & Viana, S.** Matriz de Transición Condicional de los Créditos del Sector No Financiero para Uruguay y sus Ventajas frente al Cálculo Incondicional. *Revista de Ciencias Empresariales y Economía*, 9, 99-124.
- 2000 **Ledgerwood, J.** *Manual de las microfinanzas : una perspectiva institucional y financiera.* Banco Mundial.

bibliografía

- Lopez, M., & Perez, E.**
2017 *Determinantes que explican la morosidad de las cajas rurales de ahorro y crédito durante el periodo 2009 al 2016. Aplicación de los resultados a la gestión de la Caja Rural de Ahorro y Crédito los Andes* [tesis de licenciatura en Gestión, Pontificia Universidad Católica del Perú]. <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/12823>
- Lozano, M. M.**
2007 ¿La eficiencia del personal en las microfinancieras influye en la cartera vencida? *Análisis Económico*, 22(50), 173-184.
- Ngonyani, D.**
2019 *Implication of Credit Risk Management Practices on Performance of Microfinance Institutions in Tanzania*. Mzumbe University.
- Paredes, M., & Ugarte, S.**
2015 *Factores que influyen en el nivel de morosidad de la cartera de créditos en una Caja Municipal del Perú* [tesis de maestría en Administración de Empresas, Universidad Privada del Norte]. <https://repositorio.upn.edu.pe/handle/11537/10970>
- Quiñones, K.**
2015 *Relación entre rentabilidad y estrategias de crecimiento orgánico e inorgánico* [tesis de maestría en Dirección de Empresa, Universidad del Bío-Bío]. [http://repobib.ubiobio.cl/jspui/bitstream/123456789/1704/1/Quiñones Pardo Karen Yesenia.pdf](http://repobib.ubiobio.cl/jspui/bitstream/123456789/1704/1/Quiñones%20Karen%20Yesenia.pdf)
- Rebolledo, P., & Soto, R.**
2004 Estructura del mercado de créditos y tasas de interés: una aproximación al segmento de las microfinanzas. *Revista Estudios Económicos*, 11. <https://ideas.repec.org/a/rbp/esteco/ree-11-04.html>
- Reganie, B.**
2013 Application of Data Mining Techniques for Customers Segmentation and Prediction: The Case of Buusaa Gonofa Microfinance Institution [tesis de Master of Science, School of Information Science de la Addis Ababa University]. Ethiopia. <http://etd.aau.edu.et/bitstream/handle/123456789/14491/Belachew%20Regane.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Romero, M.**
2016 Pruebas de bondad de ajuste a una distribución normal. *Revista Enfermería Del Trabajo*, 6(3), 114. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5633043>
- Ross, S., Westerfield, R., & Jaffe, J.**
2012 *Finanzas corporativas*. Ciudad de México: McGraw Hill. https://www.economicas.unsa.edu.ar/afinan/informacion_general/book/libro-finanzasross.pdf
- Superintendencia de Banca y Seguros (SBS).**
s.f. *Glosario de términos e indicadores financieros*. <https://intranet2.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2015/Setiembre/SF-0002-se2015.PDF>
- Toledo, E.**
2009 Microfinanzas: diagnóstico del sector de la micro y pequeña empresa y su tecnología crediticia. *Contabilidad y*

bibliografía

Negocios, 4(8), 23-32. <http://ezproxybib.pucp.edu.pe:2048/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=cab02225a&AN=pucp.475653&lang=es&site=eds-live&scope=site>

Vela, L., Uriol, J., Medina, O., Palacios, F., & Pintado, E.

2012 *Los factores que determinan la calidad de la cartera crediticia de las entidades microfinancieras de la Amazonía peruana en el periodo 2008-2011*. Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo. <https://web.ua.es/es/giecryal/documentos/microfinanzas-amazonia.pdf>

Yunus, M.

2008 *El banquero de los pobres: los microcréditos y la batalla contra la pobreza en el mundo*. Barcelona: Paidós.