

# ESEADE

INSTITUTO UNIVERSITARIO

PROGRAMA DE TITULACIÓN DE DOCTORADO DE ADMINISTRACIÓN DE  
NEGOCIOS

TÍTULO DE LA INVESTIGACIÓN

Factores que influyen en el Riesgo de Crédito de las instituciones  
microfinancieras peruanas: Cajas Municipales de Ahorro y Crédito 2016-2019

TESIS

Para optar el título profesional de: Doctor en Administración de Negocios

AUTOR

Toledo Concha, Emerson Jesús

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Juan Carlos Rosellio

Lima, octubre 2020

A mis padres, Jesús y Edith, mi esposa Charo y a mis hijos, Gonzalo, Joaquín y Sebastián.

## **Agradecimientos**

Reservo este espacio para expresar mi completo y sincero agradecimiento a las personas e instituciones que han contribuido en la elaboración de mi trabajo de tesis.

Quiero agradecer, primeramente, a mi Director de tesis, Dr. Juan Carlos Rosiello por la dedicación mostrada hacia mi persona desde el inicio, por su gran apoyo, por sus valiosas aportaciones y recomendaciones para con el éxito de mi investigación.

A mis profesores del Doctorado, Dr. Gilli, Dr. Newland, Dra. Sastre, Dr. Ravier, Dr. Spitznagel, y a toda la plana docente y administrativa de ESEADE en Buenos Aires, Argentina, quienes me apoyaron en toda mi carrera doctoral.

A mi amigo Victor León Reyes, quien me ha acompañado, orientado y enseñado a lo largo de todo este trabajo, a Juan Luis Moresco, Rosa Regalado y a todas aquellas personas que muy amablemente se dieron un tiempo para poder apoyarme en mi investigación.

## RESUMEN

En las últimas décadas, la experiencia de la microempresa y de las microfinanzas en el Perú ha venido desarrollándose en forma creciente y escalonada, el empuje de los pequeños empresarios, las innovaciones en el marco regulatorio, la generación de instituciones microfinancieras especializadas, han construido un sistema modelo que permite el acceso al crédito a clientes antes excluidos por la banca tradicional. Sin embargo, esta sobreoferta de productos a llevado al crecimiento del riesgo de crédito e impago por parte de clientes, situación, que podrían llevar a la insolvencia y dificultades en su sostenibilidad de un grupo importante de instituciones microfinancieras.

El presente trabajo de investigación busca determinar qué factores determinantes influyen directamente en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el Perú, entre los años 2016 – 2019. Para este fin, información histórica de datos han sido procesados a través de diferentes metodologías y herramientas estadísticas (CRISP-DM), matrices de transición, técnicas de la minería de datos y con el uso de regresiones logísticas se ha identificado un modelo inédito que permite determinar la dependencia de la cartera de alto riesgo con un grupo de variables independientes que se consideraron para el desarrollo de este trabajo.

Como resultado de la investigación, se ha demostrado que el modelo propuesto en su conjunto, es significativo y relevante para este conjunto de variables, tales como la cartera promedio por deudor, el sobreendeudamiento de clientes, la cartera en default, la diversificación geográfica por regiones y los deudores por empleado, estos resultados han sido validados con entrevistas a profundidad realizados a expertos. El aporte científico de esta investigación está dirigido a la toma de decisiones estratégicas empresariales que permitan a este grupo de instituciones a gestionar en mejor nivel, su calidad de cartera de créditos.

**Palabras claves:** microfinanzas, riesgo de crédito, cartera de alto riesgo, cajas municipales de ahorro y crédito

Clasificación JEL: C12, C25, C35, C81, G21, N80, O16

## Índice

<b>CAPITULO I: INTRUDUCTORIO .....</b>	<b>8</b>
1.1. Introducción General.....	8
1.2. Realidad problemática.....	8
1.3. Plan de Tesis .....	12
1.3.1. Formulación del problema.....	12
1.3.2. Objetivo General de la Investigación .....	13
1.3.3. Objetivos específicos de trabajo.....	13
1.3.4. Hipótesis.....	14
1.3.5. Justificación.....	15
1.4. Matriz de consistencia.....	18
<b>CAPITULO II: ANTECEDENTES DE LAS MICROFINANZAS.....</b>	<b>20</b>
2.1. Introducción .....	20
2.2. Microfinanzas y Microcrédito.....	22
2.3. Microfinanzas en el Mundo.....	25
2.3.1. Grameen Bank.....	26
2.3.2. Enfoques de las Microfinanzas en el Mundo.....	29
2.3.3. Enfoque de las Microfinanzas por Regiones .....	31
2.4. Microfinanzas en América Latina .....	36
2.5. Modelos de transformación de instituciones microfinancieras en Latinoamérica .....	41
2.5.1. <i>Upgrading</i> .....	41
2.5.2. <i>Downscaling</i> .....	43
2.5.3. <i>Greenfield</i> .....	45
2.6. Microfinanzas en el Perú.....	46
2.6.1. Antecedentes.....	46
2.6.2. Tecnología y Metodología Crediticia en las microfinanzas .....	49
2.6.3. Evolución de las microfinanzas en el Perú.....	53
2.6.4. Indicadores de las instituciones de microfinanzas en el Perú - 2019.....	56
2.7. Cajas Municipales de Ahorro y Créditos .....	60
2.7.1. Antecedentes.....	60
2.7.2. Indicadores Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.....	61
2.7.3. Aspectos Legales y Jurídicos.....	65
2.8. Resumen del capítulo .....	72

<b>CAPITULO III: MARCO TEORICO .....</b>	<b>73</b>
3.1. Bases Teóricas.....	73
3.1.1. Riesgo de Crédito .....	75
3.1.2. Factores propuestos como determinantes del Riesgo de Crédito .....	79
3.1.3. Matriz de transición .....	93
3.1.4. Modelo Estadístico - CRISP-DM .....	95
3.2. Estado de la Cuestión. ....	106
3.3. Resumen del capítulo .....	119
<b>CAPITULO IV: DISEÑO Y METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN. ....</b>	<b>120</b>
4.1. Enfoque y Alcance de la Investigación .....	120
4.2. Diseño de la investigación.....	121
4.3. Población y muestra .....	123
4.4. Recolección de datos.....	123
4.5. Operacionalización de Variables.....	124
4.6. Metodología de Herramientas Estadísticas .....	125
4.6.1. Metodología de Matriz de Transición .....	126
4.6.2. Metodología de Herramienta Estadística CRISP-DM.....	129
<b>CAPITULO V: DESARROLLO Y ANÁLISIS DE LA INVESTIGACIÓN .....</b>	<b>139</b>
5.1. Construcción de la Matriz de Transición .....	139
5.2. Construcción de probabilidad Condicional .....	142
5.3. Descripción y Análisis de Resultados Matriz de Transición.....	143
5.3.1. Matriz de Transición 2016.....	143
5.3.2. Matriz de Transición 2017.....	145
5.3.3. Matriz de Transición 2018.....	147
5.3.4. Matriz de Transición 2019.....	149
5.3.5. Análisis matriz de transición promedio CMAC .....	150
5.4. Análisis de probabilidad condicional CMAC .....	152
5.5. Análisis comparativo: Matriz de Transición CMAC y demás instituciones .....	155
5.6. Resumen de hallazgos Matriz de transición .....	162
5.7. Desarrollo y Análisis Estadístico Modelo CRISP - DM .....	164
5.7.1. Comprensión del Negocio .....	164
5.7.1.1. Determinar los Objetivos del Negocio .....	165
5.7.1.2. Evaluación de la Situación. ....	166
5.7.1.3. Determinar los objetivos de la minería de datos .....	167
5.7.1.4. Realizar plan de proyecto.....	168

5.7.2. Análisis de los datos .....	168
5.7.2.1. Recolectar los datos iniciales .....	168
5.7.2.2. Descripción de los datos.....	171
5.7.2.3. Exploración de los datos .....	184
5.7.2.4. Verificar la calidad de los datos .....	194
5.7.3. Preparación de los datos. ....	195
5.7.3.1. Selección de datos .....	195
5.7.3.2. Construcción de los datos.....	196
5.7.3.3. Integración de datos .....	200
5.7.3.4. Formateo de los Datos.....	200
5.7.4. Modelamiento.....	201
5.7.4.1. Técnica de modelado.....	201
5.7.4.2. Construcción del Modelo .....	204
5.7.4.3. Resultados del modelo .....	209
5.7.4.4. Evaluación del modelo.....	216
5.7.5. Evaluación.....	219
5.7.5.1. Evaluación de los resultados .....	219
5.7.5.2. Revisar el proceso .....	229
5.7.5.3. Determinar los próximos pasos .....	229
<b>CAPITULO VI: CONCLUSIONES .....</b>	<b>230</b>
<b>RECOMENDACIONES .....</b>	<b>235</b>
Referencias Bibliográficas .....	237
Índice de Gráficos .....	246
Índice de Figuras .....	247
Índice de Tablas .....	248
Índice de Anexos.....	249

## **CAPITULO I: INTRUDUCTORIO**

### **1.1. Introducción General**

El objetivo de esta tesis es identificar cuáles son los factores determinantes que influyen en el Riesgo de Crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el Perú durante el periodo 2016 – 2019. 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 puedan mejorar el control de la morosidad<sup>1</sup> y sus consecuencias negativas que estas puedan traer en sus instituciones.

En ese sentido, este trabajo de investigación se centrará en validar los principales determinantes del riesgo de crédito de este conjunto de entidades seleccionadas, medido como resultado de la influencia de variables debidamente identificadas, que impactan en el riesgo de crédito, (indicador definido como el porcentaje de la sumatoria de las carteras vencidas, refinanciada/reestructurada y en cobranza judicial entre el saldo de crédito).

Esta investigación es de carácter cuantitativo, cualitativo utilizando para su realización, metodologías estadísticas, analíticas que mejor se adapten a este trabajo, así como encuestas a profundidad a expertos en el tema. Para obtener los resultados deseados, se utilizará la información disponible del sistema de cajas municipales, (data de 48 meses, periodos 2016-2019) reportadas por la Superintendencia de Banca y Seguros.

### **1.2. Realidad problemática**

Rodriguez (2020), indica que una realidad problemática, consiste en presentar en forma descriptiva, como se manifiesta el problema de investigación en el ámbito social donde acontece. Es decir, narra en forma objetiva los efectos y sus consecuencias en la población y sus implicancias en el desarrollo normal de sus procesos.

---

<sup>1</sup> Morosidad: en la práctica es cuando un deudor, sea persona natural o jurídica, no cumple con el pago de sus obligaciones, se convierte en moroso cuando no afronta su deuda al vencimiento de su cuota.

En ese sentido empiezo indicando que la micro y la pequeña empresa en el Perú ha venido desarrollándose en forma creciente y escalonada en las últimas décadas, siendo fundamentalmente el factor de crecimiento el acceso al crédito, estas microempresas representan más del 98% de total de empresas en el Perú y es fundamental su participación en los niveles de empleo. Esta información se presentará en reportes propios y diversos elaborados con información emitidos por la Superintendencia de Banca, Seguro y AFP (SBS) y diversas instituciones que realizan estudios sobre este sector.

En un artículo de mi autoría, “Microfinanzas en el Perú y los desafíos de la Bancarización” publicado en una revista brasilera indexada en el 2018, pongo en manifiesto, como este mercado microfinanciero es de gran importancia para el desarrollo de nuestra economía, puesto que viene desarrollando actividades empresariales a pequeña escala y logra participar en gran porcentaje en nuestros indicadores macroeconómicos, fomentando de esta manera el empleo en los sectores de bajos ingresos con personas que no eran sujeto de crédito en las instituciones financieras tradicionales (Toledo, 2018).

Las instituciones financieras que atienden a la micro y a la pequeña empresa son conocidas como instituciones microfinancieras (IMF), los servicios financieros que brindan las IMF, representan una importante fuente de financiamiento para el sector de la pequeña y micro empresa, otorgan montos menores de la banca tradicional, sin garantías, pero con un mayor número de clientes (Aguilar y Camargo, 2004)

En el mercado peruano participan diversas instituciones especializadas en la atención de este sector, dentro de las empresas reguladas por la SBS se tiene a: Mibanco (El banco de la microempresa), las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC), las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC), las Empresas de desarrollo de pequeñas y microempresa o también llamadas (EDPYMES), las Financieras especializadas; y como instituciones no reguladas, se tiene a las cooperativas de ahorro y crédito (CAC) y a los Organismos no Gubernamentales (ONG).

La sobreoferta de instituciones en el mercado microfinanciero, ha originado la búsqueda de mejora en sus procesos, su eficiencia y por consiguiente en sus resultados, y siendo la

cartera de créditos<sup>2</sup> el principal activo, es fundamental el adecuado manejo del riesgo de crédito. El incremento de la morosidad, está directamente relacionado con el aumento de sus provisiones por ende en la disminución de sus resultados, llevando a estas instituciones a poner en riesgo su sostenibilidad financiera.

La administración de la calidad de la cartera de créditos<sup>3</sup> ha venido tomando mucha importancia en los últimos años, porque de acuerdo con lo presentado en el siguiente capítulo, esta morosidad viene en constante aumento, y la recuperación de estos créditos es fundamental para la continuidad y autosostenibilidad en el largo plazo.

Es importante mencionar lo señalado por Aguilar y Camargo (2004), acerca de la importancia en el manejo de la morosidad en las instituciones microfinancieras:

Por otro lado, es importante no perder de vista el hecho de que las altas tasas de morosidad presentadas por algunas instituciones, probablemente como reflejo de una mayor ineficiencia en su gestión, pueden generar, de mantenerse en el largo plazo, efectos perversos sobre la sostenibilidad y viabilidad del sistema microfinanciero en su conjunto (p.6).

El otorgamiento de préstamos a los microempresarios, lleva un gran riesgo de crédito, mucho mayor que la banca tradicional, porque son clientes que viven del día a día de sus negocios, muchos de ellos informales, son muy vulnerables económicamente y no presentan garantías. El conocer los factores determinantes que afectan este riesgo de crédito ayudaría a las instituciones a tener una mejor gestión de riesgos y controlar sus niveles de morosidad.

Esta investigación alcanza a identificar los determinantes del riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en adelante (CMAC), que son un grupo de instituciones reguladas y creadas con el fin de promover el acceso al crédito a este sector que comúnmente no es atendido por la banca tradicional; en el Perú, estas CMAC se

---

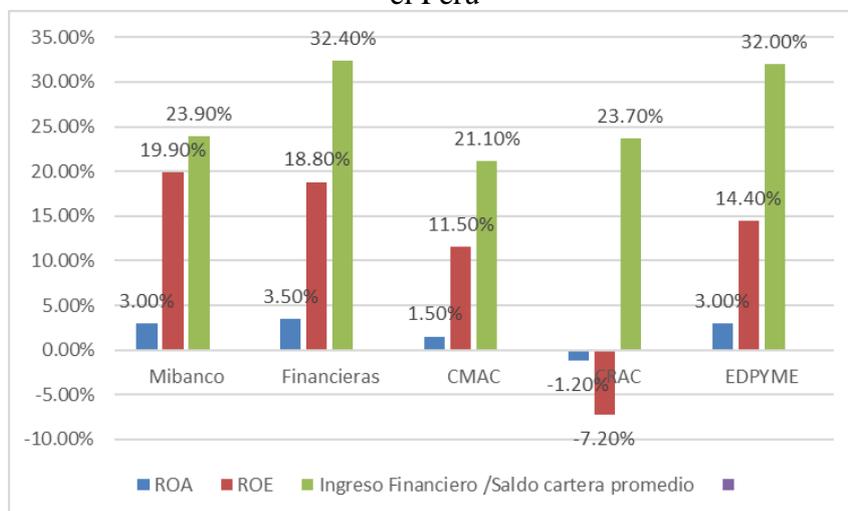
<sup>2</sup>Durante la investigación, se le denominará, cartera de créditos o saldo de cartera o saldo de colocaciones.

<sup>3</sup> Durante la investigación, se le denominará, calidad de cartera de créditos, o calidad de cartera de colocaciones, o simplemente calidad de cartera.

formaron a partir de la década de los ochenta y desde entonces su participación es fundamental en el desarrollo de este sector.

Estas CMAC, tienen importante representatividad (50%) del saldo total de cartera de todo el sistema microfinanciero peruano. Sin embargo, sus tasas de morosidad, de acuerdo con lo observado, se han venido incrementado, alcanzado los más altos niveles de morosidad en su promedio histórico, sus tasas de interés han venido a la baja y todo esto puede comprometer su sostenibilidad financiera en el tiempo. En el gráfico 1, se observa el comportamiento de algunos indicadores del sistema microfinanciero en el Perú, donde las CMAC tienen la menor rentabilidad sobre el patrimonio (ROE) y una menor rentabilidad sobre los activos (ROA) con respecto a las demás instituciones financieras especializadas en este sector, (por debajo de estas CMAC se encuentran las Cajas Rurales, sin embargo, la participación de cartera de estas últimas son del 3%), asimismo, con respecto a los ingresos financieros sobre el saldo de cartera, todas las demás instituciones especializadas en este sector, a excepción de las CMAC, tienen un mayor indicador de ingreso.

Gráfico 1: Indicadores financieros de las entidades especializadas en microfinanzas en el Perú



Elaboración propia: Fuente – información de COPEME – con cifras SBS dic.2019

En síntesis, es de gran importancia la participación de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, en el funcionamiento del sistema microfinanciero, al tener participación del 50% del total de activos de este sector financiero, se ha observado incrementos en su morosidad,

situación que puede poner en peligro su presencia y sostenibilidad económica financiera y tener un impacto negativo en todo el sector financiero, y considerando que estas CMAC tienen alta diversidad geográfica en el todo el país.

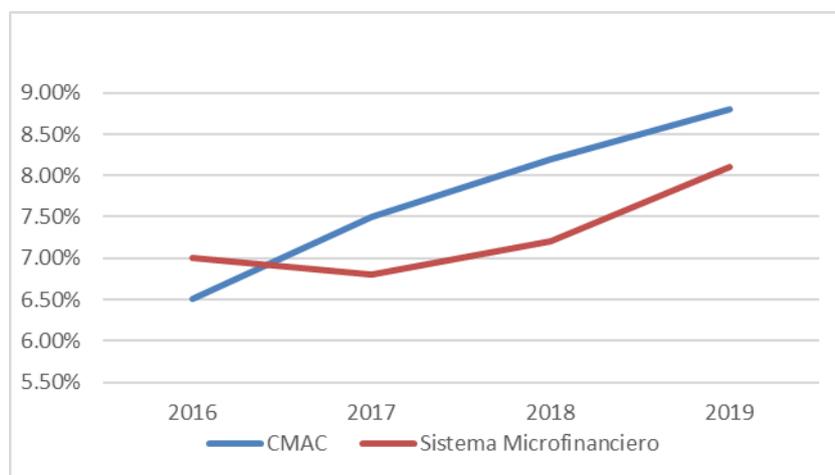
### 1.3. Plan de Tesis

#### 1.3.1. Formulación del problema

Según Wynarczyk (2017) en su publicación “Caja de herramientas para hacer la tesis”, menciona que “la tesis trata de responder a preguntas sobre porque ocurre determinado fenómeno, la dinámica del fenómeno, de qué modo se comportan ciertas variables o factores, como se relacionan entre sí. Y también, hasta qué punto una teoría explica ciertos fenómenos” (p. 17). Por su parte, Hernández y Mendoza (2014) mencionan como criterios para plantear un problema de investigación, que este problema debe de estar formulado como pregunta, claramente y sin ambigüedad.

De acuerdo con lo observado en el gráfico 2, la cartera en riesgo, de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito están por encima del promedio de todo el sistema microfinanciero, incrementando su morosidad desde el 2016 en adelante, esto impacta directamente en el requerimiento de provisiones y por ende en la disminución de sus rentabilidades.

Gráfico 2: Evolución de cartera en riesgo CMAC y Sistema microfinanciero



Elaboración propia: adecuada de la información de la SBS

De acuerdo con la información presentada y tomando en consideración la realidad problemática, se plantea el siguiente problema de investigación.

### **Problema General**

- ¿Qué factores determinantes influyen directamente en el Riesgo de Crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el Perú, considerando los periodos 2016 – 2019?

### **1.3.2. Objetivo General de la Investigación**

De acuerdo con lo establecido por Cesar Bernal en su libro “Metodología de la Investigación”, hace referencia a que un aspecto definitivo a considerarse en una investigación, es la definición de los objetivos; estos son los propósitos del estudio y expresan lo que se pretende alcanzar, deben de ser claros, precisos y se plantean dos niveles en los objetivos: el general y el específico (Bernal, 2006). Bajo este esquema se busca como objetivo general en la presente investigación:

- Determinar los factores que influyen en el Riesgo de Crédito de las instituciones microfinancieras, caso peruano: Cajas municipales de ahorro y crédito, periodo de análisis 2016-2019.

### **1.3.3. Objetivos específicos de trabajo**

Los objetivos específicos del trabajo son:

- **Objetivo específico 1.-** Analizar el impacto que tiene la cartera promedio por deudor en el riesgo de crédito de las CMAC.
- **Objetivo específico 2.-** Analizar cómo el sobreendeudamiento de los clientes, afecta el riesgo crediticio de las CMAC.
- **Objetivo específico 3.-** Determinar la probabilidad de default de las carteras de crédito de las CMAC y su impacto en el riesgo de crédito.
- **Objetivo específico 4.-** Analizar el impacto que tiene la segmentación geográfica por regiones en el riesgo de crédito de las CMAC.

- **Objetivo específico 5.-** Evaluar de qué manera la cantidad de deudores por empleado, impacta en el riesgo de crédito de las CMAC.

#### **1.3.4. Hipótesis**

Según Wynarczyk (2017), “ Las hipótesis son enunciados que afirman la existencia de relaciones de causas y efectos entre variables, factores, fenómenos, colectivos, sistemas, procesos. Para fines prácticos del autor, sostiene simplemente que las hipótesis enuncian la existencia de relaciones causas-efecto entre variables” (p.71).

Como anticipo de respuesta al problema que se ha planteado, se puede evidenciar que existe un incremento en la morosidad de las CMAC, este incremento conlleva a constituir mayores provisiones o cobertura por los préstamos impagos, por ende, la reducción de su rentabilidad, poniendo en riesgo el inadecuado manejo de la Gestión del Riesgo de crédito y no asegurar la viabilidad de la institución.

#### **Hipótesis General**

Esta tesis pretende establecer que: Existen factores internos determinantes en el Riesgo de crédito de las Cajas municipales de ahorro y crédito, producto del análisis del comportamiento de diversas variables por la información presentado de 2016 al 2019. El resultado de esta investigación será confrontado con la opinión de expertos en la gestión del riesgo de crédito de diversas entidades especializadas en el otorgamiento de crédito a la micro y pequeña empresa.

#### **Hipótesis Específicas**

- Respuesta a objetivo 1.- Se pretende demostrar que la cartera promedio por deudor, tiene una relación positiva con el Riesgo de Crédito de las CMAC.
- Respuesta a objetivo 2.- Se pretende demostrar que el sobreendeudamiento de clientes, tiene una relación positiva en el Riesgo de Crédito de las CMAC.

- Respuesta a objetivo 3.- Se pretende demostrar que, al determinar la probabilidad de default de las carteras de crédito de las CMAC, su impacto sería positivo en el Riesgo de Crédito.
- Respuesta a objetivo 4.- Se pretende demostrar que una segmentación geográfica por regiones tiene una relación negativa en el Riesgo de Crédito de las CMAC.
- Respuesta a objetivo 5.- Se pretende demostrar que la cantidad de deudores atendidos por empleado, tiene una relación positiva en el Riesgo de Crédito de las CMAC.

### **1.3.5. Justificación**

Hernández *et al.*(2010), indica que además del problema y de los objetivos “es necesario justificar el estudio mediante la exposición de sus razones (el para qué y/o el porqué)” (p.39). Para Arbaiza (2014), igualmente menciona que en “la justificación del problema se expone la razón de ser del estudio, mediante argumentos que explican para que se realiza y porque es importante hacerlo”(p.72).

Por lo tanto, la presente investigación identifica aspectos fundamentales que justifican su realización:

- **Perú un país de microfinanzas.** - El Perú al 2019, es el segundo país, seguido de Colombia (de un total de 55 países) en ofrecer un entorno muy propicio para el desarrollo del sector microfinanciero. (Perú estuvo en primer lugar por 8 años consecutivos hasta el 2017), asimismo, Perú y Colombia lideran el índice de políticas públicas y apoyo del gobierno para lo que es la inclusión financiera. (Microscopio global de 2019: El entorno propicio para la inclusión financiera y la expansión de los servicios financieros digitales, 2019).
- **Brindan acceso al financiamiento de las micro y pequeñas empresas.** - El crecimiento y evolución de la cartera de colocaciones de las CMAC (COPEME - Microfinanzas, 2019), muestra el crecimiento sostenido en las instituciones especializadas en el otorgamiento de crédito a la micro y pequeña empresa. La

presencia de las CMAC se ha consolidado convirtiéndose en un conjunto de instituciones relevantes en la provisión de servicios financieros.

- **Mejora la descentralización e inclusión financiera.** - Tomamos en consideración a las CMAC puesto que estas se encuentran descentralizadas a nivel nacional y ayudan con la Estrategia nacional de inclusión Financiera en el Perú (ENIF), que es donde se busca fomentar el financiamiento como parte del desarrollo económico del país, con políticas públicas que oriente a tener mejores mecanismos en la atención de préstamos en el sistema financiero peruano, más aún que el Perú es un referente a nivel global respecto al desarrollo de las microfinanzas (ENIF, 2015).
- **Controlar el riesgo de crédito.** - El otorgamiento de créditos a la micro y pequeña empresa conlleva a tener mayor riesgo de crédito que el de la banca tradicional y las instituciones especializadas en la atención de este sector deben de tener un buen manejo de este indicador. El inadecuado manejo del riesgo de crédito, puede traer consecuencias negativas a largo plazo, viendo comprometidas su continuidad y sostenibilidad y poner en riesgo a todo el sistema financiero, y sobre todo al retorno esperado de los millones de ahorristas que han confiado su dinero en estas instituciones.
- **El principal riesgo de las IMF es el crediticio.** - Este crecimiento viene acompañado de indicadores de morosidad que afectan los resultados de las empresas, en este caso a las CMAC, estos indicadores son consecuencia del comportamiento de factores que afectan o inciden en el riesgo de crédito, tal como se menciona en un artículo publicado por Pablo Ticona donde se refiere a la calidad de la cartera de una institución microfinanciera, Ticona (2017) menciona “el deterioro de la calidad de cartera de créditos de las cooperativas de ahorro y crédito en la región Puno, es el resultado de un conjunto de factores, internos y externos” (p.136).

- **El trabajo de investigación busca propiciar, que, con los resultados obtenidos, tener mejores prácticas de la gestión de riesgo de crédito.** - Que permita a las CMAC tener un mejor performance financiero y así cumplir con sus objetivos. Es muy importante tener una buena planificación de la Gestión de Riesgos, como hacen referencia Mike Golberg y Erick Palladini en un libro publicado por el Banco Mundial las instituciones deben de estar preparados para eventos inesperados, asimismo refieren que la planificación de riesgos es muy importante para los grandes negocios e instituciones financieras y con mucho mayor énfasis en las instituciones microfinancieras. (Goldberg y Palladini, 2011).

En ese sentido, se ha encontrado diversa literatura que pueda justificar la realización del presente trabajo, se han revisado, tesis, trabajos de investigaciones anteriores, publicaciones y se ha encontrado bibliografía referido a este tema de investigación, lo que permitirá tener la base que pueda soportar el marco teórico, el diseño metodológico, y demostrar la hipótesis planteada y llegar a los objetivos establecidos.

Los resultados de este proyecto de investigación contribuirán al desarrollo de nuevos juicios y elementos de análisis que permitan entender mejor el riesgo de crédito de las instituciones financieras seleccionadas para este trabajo de tal manera que permitan tener mejores decisiones estratégicas y por ende mejorar su gestión de riesgos.

#### 1.4. Matriz de consistencia

<b>Problema General</b>	<b>Objetivo General</b>	<b>Hipótesis General</b>	<b>Variables</b>	<b>Metodología de Investigación</b>
¿Qué factores determinantes influyen directamente en el Riesgo de Crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el Perú, considerando los periodos 2016 – 2019?	Determinar los factores determinantes que influyen en el Riesgo de Crédito de las instituciones microfinancieras, caso peruano: Cajas municipales de ahorro y crédito, periodo 2016-2019	Existen factores internos determinantes en el Riesgo de crédito de las Cajas municipales de ahorro y crédito, producto del análisis del comportamiento de diversas variables por la información presentado de 2016 al 2019.	<b>Variable explicada:</b> Riesgo de crédito. <b>Indicador:</b> (Cartera de alto riesgo) que conforma: cartera vencida, más cartera refinanciada / reestructurada, más cartera en judicial sobre el total de cartera)	<b>Tipo de investigación:</b> <b>Cuantitativo:</b> Metodología de Matriz de Transición Metodología estadística a utilizar: CRISP-DM. (es adecuado cuando se trata de manejar una minería de datos, <i>data mining</i> )
	<b>Objetivos Específicos</b>	<b>Hipótesis Específicas</b>		
	1.- Analizar el impacto que tiene la cartera promedio por deudor en el Riesgo de Crédito de las CMAC.	Respuesta a objetivo 1.- Se pretende demostrar que la cartera promedio por deudor, tiene una relación positiva con el Riesgo de Crédito de las CMAC.	<b>Variable:</b> Cartera promedio por deudor <b>Indicador:</b> cartera total / total prestatarios	Aplicación de técnica regresión logística. Correlación y Causalidad <b>Tipo de Investigación</b>
	2.-Analizar cómo el sobreendeudamiento de los clientes, afecta el riesgo crediticio de las CMAC.	Respuesta a objetivo 2.- Se pretende demostrar que el sobreendeudamiento de clientes, tiene una relación positiva en el Riesgo de Crédito de las CMAC.	<b>Variable:</b> Sobreendeudamiento de clientes <b>Indicador:</b> n° de clientes sobreendeudados (cliente sobreendeudado igual a clientes con 4 o	Cualitativa: Entrevistas a expertos <b>Fuentes de información:</b> Secundarias y primarias

			más entidades financieras)	<b>Diseño de investigación:</b> no experimental de profundidad transversal
3.- Determinar la probabilidad de default de las carteras de crédito de las CMAC y su impacto en el Riesgo de Crédito.	Respuesta a objetivo 3.- Se pretende demostrar que, al determinar la probabilidad de default de las carteras de crédito de las CMAC, su impacto sería positivo en el Riesgo de Crédito.	<b>Variable</b> Probabilidad de default. <b>Indicador:</b> Resultado de la matriz de transición (probabilidad de default)		
4.- Analizar el impacto que tiene una adecuada segmentación geográfica por regiones en el Riesgo de Crédito de las CMAC.	Respuesta a objetivo 4.- Se pretende demostrar que una adecuada segmentación geográfica por regiones tiene una relación negativa en el Riesgo de Crédito de las CMAC.	<b>Variable</b> Segmentación geográfica regiones. <b>Indicador:</b> Región norte, región sur, región centro-oriente, región Lima (cada región) / total de cartera.		
5.-Evaluar de qué manera la cantidad de deudores atendidos por empleado, impacta en el Riesgo de Crédito de las CMAC.	Respuesta a objetivo 5.- Se pretende demostrar que la cantidad de deudores atendidos por cada empleado, tiene una relación positiva con el Riesgo de Crédito de las CMAC.	<b>Variable:</b> Cantidad de deudores atendidos por empleado. <b>Indicador:</b> Total de deudores / total de empleados.		

## CAPITULO II: ANTECEDENTES DE LAS MICROFINANZAS

### 2.1. Introducción

El otorgamiento de créditos a la micro y a la pequeña empresa, se ha convertido en uno de los mecanismos más efectivos para acabar con la pobreza en el mundo, convirtiéndose en el eje principal de la economía de los países emergentes o en vía de desarrollo. Las microfinanzas tienen como origen en la autoayuda colectiva, donde las personas con menos recursos o ingresos no podían acceder al crédito tradicional para poder llevar a cabo un negocio que le permita subsistir y salir de la pobreza.

En muchos casos las personas con bajos ingresos permanecen en el circuito de la miseria, no porque no pueden generar fuentes de trabajo que les permita tener ahorro, sino porque no tienen oportunidad ni acceso a la intermediación financiera que ofrece la banca tradicional.

Toledo (2018), menciona, entidades benéficas tienen sus orígenes desde los siglos XV nacidos en España e Italia, así los denominados “Montes de piedad”<sup>4</sup>, “fueron el lugar donde nacieron los microcréditos en el mundo, surgieron como una forma de combatir la usura, donde la atención era exclusiva a las clases sociales más pobres a través de la concesión de préstamos sin intereses que se garantizaban con alhajas y ropas, con ello se formaban un fondo común que fue el primer fondo rotatorio de créditos” (p.50).

Existen muchas oportunidades en el mundo para salir de la pobreza, en este sentido, el desarrollo y el emprendedurismo de la población, hacen que se creen millones de empleos en el mundo. Estas microempresas son parte fundamental del sistema económico de muchos países. Por supuesto, que requerirá de mucho apoyo de los gobiernos para su buen desarrollo, requerirá de iniciativas organizativas; por lo tanto, se indica que la microempresa es una de las soluciones para el alivio a la pobreza.

---

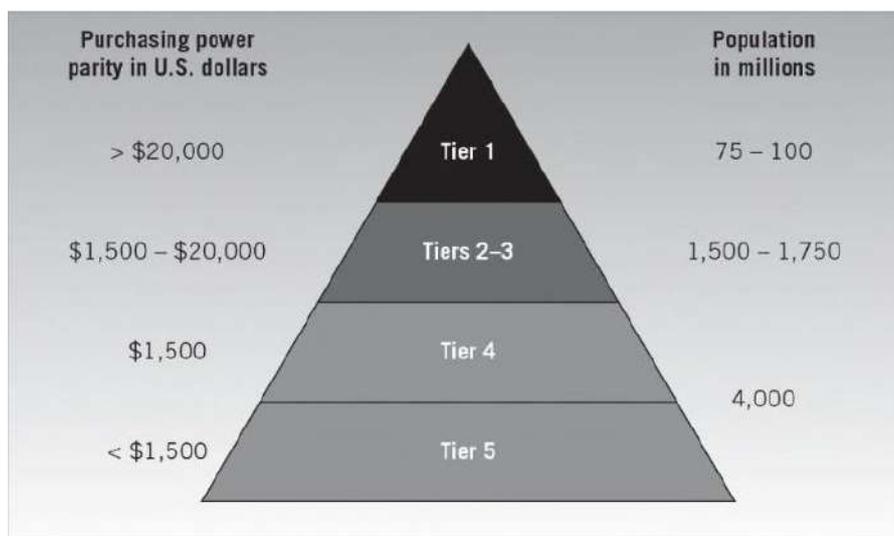
<sup>4</sup> Los montes de piedad (Del italiano Monte di Pietà), eran entidades benéficas donde los pobres podían obtener sumas de metálico empeñando sus pertenencias y así satisfacer sus necesidades primarias.

Prahalad (2009), en su publicación “La fortuna en la parte inferior de la pirámide”, presenta cual es el rol de la microempresa en el mundo, qué resuelve las microfinanzas y la importancia de que los pobres están dispuestos a aprender, experimentar, cambiar y ser parte del desarrollo económico en el mundo, lo que llevará a una transformación social.

*If we stop thinking of the poor as victims or as a burden and start recognizing them as resilient and creative entrepreneurs and value-conscious consumers, a whole new world of opportunity will open up. Four billion poor can be the engine of the next round of global trade and prosperity. It can be a source of innovations. Serving the BOP consumers will demand innovations in technology, products and services, and business models. More importantly, it will require large firms to work collaboratively with civil society organizations and local governments (Prahalad, 2009, p.25).*

Si dejamos de pensar en los pobres como víctimas o como una carga y comienzan a reconocerlos como emprendedores creativos y resilientes y conscientes del valor consumidores, se abrirá un nuevo mundo de oportunidades. Cuatro mil millones de pobres pueden ser el motor de la próxima ronda del comercio mundial y prosperidad. Puede ser una fuente de innovaciones. Sirviendo a los consumidores BOP exigirá innovaciones en tecnología, productos y servicios, y Modelos de negocio. Más importante aún, requerirá que las grandes empresas trabajen en colaboración con organizaciones de la sociedad civil y gobiernos locales. (traducción propia).

Figura 1: The Bottom of the Pyramid (El Fondo de la Pirámide)



Fuente: The economist pyramid. Prahalad and Stuart Hart 2002: The fortune at the bottom of the Pyramid.

Como podemos apreciar en la figura 1, el autor presenta al mundo social – económico, como una forma de pirámide, donde en la cima se encuentran los ricos, todos ellos, con muchas probabilidades de generar alto ingresos económicos y en la base de la pirámide se encuentran más de 4 billones de personas en el mundo, que viven en pobreza.

Calderón (2001), hace referencia de que, al inicio, los primeros programas ofrecidos no fueron muy positivos, porque se basaban en fondos subsidiados, los prestatarios no maximizaban sus beneficios obtenidos, empezando a tener pérdidas que llevaba a no pagar sus préstamos. Los procedimientos para aprobar créditos se hacían cada vez más complicado y con mucha burocracia. Menciona que, “Estos programas consideraban que los pobres, dado que no podían ahorrar, nunca demandarían este tipo de servicios. Todas estas características dieron lugar una elevada morosidad y a la rápida descapitalización de las instituciones” (Calderón, 2001, p.126).

De acuerdo con lo revisado, históricamente, estos programas fueron presentando problemas de morosidad, con indicadores de riesgo mucho mayor a los de la banca tradicional, donde ya se comienza a tener en cuenta el factor riesgo como variable de la sostenibilidad financiera de las instituciones dedicadas a este sector, desde un punto de vista de la recuperación y cumplimiento de pagos de los préstamos.

En secciones más adelante, se mostrará los distintos enfoques que se le ha dado a las microfinanzas en el mundo, tanto, desde una perspectiva de apoyo social como otra perspectiva dirigida más a lo comercial.

## **2.2. Microfinanzas y Microcrédito**

Se empieza con las definiciones de lo que es microcrédito y microfinanzas, y en qué se diferencian, puesto que generalmente se confunden los conceptos ya que ambos hacen mención a préstamos de pequeña cuantía. Para ello debemos de tener en cuenta que las microfinanzas nacen de los microcréditos, que son pequeños préstamos realizados a personas pobres que no pueden acceder a los préstamos que otorga un banco tradicional. Es decir, son pequeños préstamos que se conceden a las personas pobres, en pequeñas

cantidades de dinero, que en muchos casos sus negocios están conformados por una sola persona.

Nieto (2005) en su publicación, Los antecedentes del microcrédito, menciona:

El microcrédito constituye una innovación surgida aparentemente en el siglo XX en una búsqueda de la extensión de los servicios de préstamo a los pobres y excluidos financieros. Se considera como creador del mismo a Muhammad Yunus y el Grameen Bank que preside como la institución pionera, nacida a finales de los años 70 (p. 27 ).

Calderón (2001) manifestó que “los microcréditos nacen para solucionar el problema de la falta de financiación con el que se enfrentan la gran mayoría de los pobres y de las microempresas del sector informal de las sociedades del tercer mundo” (p.121). Donde hace referencia a que muchas personas pobres necesitaban materia prima para la elaboración de sus productos y puedan llevar a cabo su emprendedurismo.

De lo mencionado, se puede afirmar que el microcrédito se constituyó como un instrumento para financiar la lucha contra la pobreza, con un fin fundamental de luchar contra la usura, donde al no contar con una fuente de financiación recurrían al prestamista informal, todo ello a cambio de elevadas tasas de interés. El microcrédito nace como una ayuda al desarrollo de las personas, en lugar de obtener fondos no reembolsables o subsidiados, buscó que las propias personas, con su uso, puedan salir de la pobreza.

Sin embargo, las microfinanzas constituyen prestación de servicios financieros, donde desarrollan mucho más que los préstamos directos, Joanna Ledgerwood, en una revista publicada en Ebsco, menciona la forma de como las microfinanzas han evolucionado con un enfoque del desarrollo económico que beneficia a personas de bajos ingresos, y no solo con el préstamo de créditos directos sino, con servicios financieros que incluyen ahorros, ofrecen seguros etc. Por lo tanto se entiende a las microfinanzas, no solo como una intermediación financiera directa, sino como intermediación social, asimismo Ledgerwood presenta algunas características de las microfinanzas, definidos como pequeños préstamos, dirigido a incrementar su capital de trabajo en mejora de sus emprendimientos; en muchas ocasiones la evaluación de los prestatarios es informal, el

acceso al incremento de sus préstamos es gradual, donde se toma en cuenta el historial crediticio, con préstamos racionalizados y monitoreo del mismo. Ofrecen servicios de ahorros, seguros, capacitación y enseñan las destrezas en el manejo de sus negocios. (Ledgerwood, 2000).

Berger, Golmark y Sanabria (2007), definen a las microfinanzas como “los servicios financieros destinados principalmente a las microempresas, sus propietarios/operadores y sus empleados” (p.3). Donde se tiene presente el valor fundamental de su desarrollo, como una capacidad de estimular las iniciativas de los emprendedores, de mejorar la vida de millones de personas e incentivar el gran espíritu del trabajo, generando muchas oportunidades de crecimientos económicos que puedan ser sostenibles para millones de familias.

Rahman (2020), como se citó en Lara (2010), hace referencia a que las microfinanzas representan un conjunto de innovadores mecanismos para la provisión de créditos y de esta manera otorgarles las facilidades de ahorro destinados a los pobres que se encuentran excluido de los créditos tradicionales; sin embargo esta exclusión se debe a diferentes factores, principalmente porque representan un alto riesgo crediticio, las cantidades de préstamos son muy pequeñas para las rentabilidades que esperan las instituciones y con respecto a que no presentan garantías.

Asimismo, (Ledgerwood, 2000, p.4), hace referencia a que las microfinanzas vienen creciendo por varias razones:

- La promesa de llegar a los pobres.
- La promesa de la sostenibilidad financiera.
- La potencialidad de desarrollar intermediación financiera.
- La contribución de las microfinanzas para fortalecer y expandir los sistemas financieros formales existentes.
- Las múltiples historias de crecimiento de éxitos.
- La disponibilidad de mejores productos financieros, como resultado de la experimentación y la innovación.

Por lo tanto, se puede concluir que el microcrédito, es el producto financiero principal de donde se basa las microfinanzas, estos préstamos estaban dirigidos a millones de personas que no podían acceder al crédito y que vivían en la pobreza. Sin embargo, el termino microfinanzas incluye además un conjunto de servicios financieros dirigidos a la población con bajos ingresos, como son, los ahorros, los micro seguros, participan en la intermediación financiera, con préstamos para poder hacer crecer su negocio, no ofrecen garantías, participan de programas de servicio social, son un factor fundamental en la lucha contra la falta de trabajo y complementa el crecimiento en el sistema financiero. Asimismo, se puede indicar que uno de los motivos por el cual estos clientes no accedían al crédito, era porque estos préstamos, para muchas entidades, representaban un alto riesgo crediticio, puesto que era dirigido a clientes muy pobres y que no presentaban ninguna garantía.

### **2.3. Microfinanzas en el Mundo**

Según el portal Findev, un programa de CGAP<sup>5</sup>, las microfinanzas se originaron en Bangladesh, aproximadamente en la época de los setenta, con el fin de poder conceder créditos a los más pobres, que comúnmente no podían tener acceso a los servicios financieros. Delfiner, Pailhé y Peró (2006), hacen referencia a Bangladesh como el país precursor de las microfinanzas, que se encontró por encima de los demás países en el mundo en la atención a este sector, ofreciendo una diversidad de necesidades financieras a las personas más pobres, ubicadas en zonas urbanas y rurales, llegando a tener, el mayor volumen de cartera, asimismo, destacando con el más bajo préstamo promedio del mundo, (US\$ 78 por prestatario). A continuación, se presenta información sobre el primer banco, exclusivo para la atención de los más pobres, el más importante.

---

<sup>5</sup> CGAP es un grupo consultivo de ayuda al pobre, siendo un centro de investigación independiente, focalizado en la promoción de políticas para que los más pobres tengan acceso a los servicios financieros

### 2.3.1. Grameen Bank

Hace más de 45 años, el Dr. Muhammad Yunus<sup>6</sup>, en su lucha contra la pobreza, funda la primera institución dirigida a los clientes sin acceso al sistema bancario, el Grameen Bank<sup>7</sup>, fue la primera entidad organizativa en ofrecer créditos a los pobres, desde entonces han surgido muchas entidades las cuales se han convertido en el eje fundamental del crecimiento de la economía en muchos países. Llego a obtener el premio Nobel de la paz en el 2006, por su constante esfuerzo en lograr el desarrollo económico, inclusivo y social desde los más pobres, llegando a otorgar créditos desde US\$ 25 a mujeres pobres, en su mayoría de zonas rurales.

Figura 2: Mapa de la ubicación del Grameen bank



En la figura 2, podemos apreciar la fecha de creación del Grameen Bank en Bangladesh y de ACCIÓN Internacional en América Latina, quien, en un inicio, apoyó el desarrollo de préstamos colectivos de solidaridad para vendedores callejeros. (Ledgerwood, 2000)

<sup>6</sup> Muhammad Yunus, considerado el padre de los microcréditos, nació en 1940, Economista en Bangladesh. Llevo a sus estudiantes a una aldea y descubrieron que una mujer, para poder fabricar taburetes de bambú, tenía que pedir prestado 15 peniques, después al intermediario tenía que pagarle tasas hasta de 10% a la semana, y se quedaba con un margen de ganancia de 1 centavo. Fuente:

<http://www.grameen.com/founder-2/>

<sup>7</sup> <http://www.grameen.com/>: Grameen Bank – El Banco de los pobres.

El Grameen Bank, está dirigido principalmente a las mujeres, tal como apreciamos en tabla 1, se observa que ellas representan aproximadamente el 97% del total de sus clientes. La creación de este banco es tan importante porque pone a las microfinanzas como un mecanismo para promover el desarrollo de sus economías y sobre todo apoyar a una gran cantidad de personas a escapar de la miseria y la pobreza.

Banerjee y Jackson (2017), en su publicación las microfinanzas y el negocio de la reducción de la pobreza, mencionan de qué manera esta fundación logró aliviar de la pobreza a las personas proporcionando el acceso a servicios financieros, para que puedan lograr generar ingresos.

*Grameen Bank, Association for Social Advancement (ASA) and Krishi Bank. All the individuals and households that constituted our sample can be classified as 'chronically and extreme poor' based on the \$1 and \$2 a day consumption thresholds (Banerjee y Jackson, 2017, p.70)*

Grameen Bank, Association for Social Advancement (ASA) y Krishi Bank. Todos los individuos y hogares que componen nuestra muestra pueden clasificarse como "pobres crónicos y extremadamente pobres" según los umbrales de consumo de \$ 1 y \$ 2 por día (traducción propia).

Yunus, Julis y Morshed (2006), en su libro publicado, el banquero de los pobres, los autores hacen referencia, a que el Grameen Bank, es un banco donde los pobres no necesitan garantías para sus préstamos, es más, refieren que estos préstamos, deberían ser aceptados como un derecho más. Advierten, que este banco no tiene su fundamento en la capacidad de bienes que tenga la persona, sino, en el empuje de su proyecto y potencial del mismo.

Figura 3: Desembolso de un Préstamo - Bangladesh



Fuente: Fotografía del libro “El banquero de los pobres” – Yunus

Como se indicó, el Grameen Bank otorga su prioridad de préstamos a las mujeres y tiene sus agencias en las zonas rurales, a diferencia de los bancos tradicionales que están más concentrados en las zonas urbanas. Hoy en día, este banco está considerado como una de las instituciones más sólidas en la atención de las microfinanzas. De ello, la importancia de la mención de esta institución en este trabajo de investigación.

Para tener en cuenta sobre sus principales indicadores, se ha preparado, un resumen adjunto, con información obtenida de la página oficial del mismo banco, al cierre del 2018. En este resumen, se observa, que tiene casi 2,900 oficinas, 18mil empleados y más de 7 millones de deudores, de los cuales aproximadamente, el 97% de ellos, son mujeres asimismo un crecimiento contante en sus colocaciones.

Los últimos años, presenta un ratio de rentabilidad sobre el patrimonio (ROE), entre el 17% y 22% y en forma creciente, lo que indica que, en adición, es muy rentable.

Pongo mucho énfasis en la ratio de cartera en riesgo, un indicador que mide la morosidad del banco, por ahora, solo mencionaré que está en un promedio menor al 1.5%, siendo uno de los más bajos en el mundo.

Tabla 1: Evolución de los indicadores del Grameen Bank

Concepto	2015	2016	2017	2018
Activos totales (en millones de USD)	2,804	2,920	2,903	3,141
Número de Oficinas	2,914	2,906	2,893	2,881
Número de empleados	21,651	21,043	18,185	18,105
Número de prestatarios (en millones)	7.18	7.29	7.23	7.12
Porcentaje de miembros mujeres	96.5%	96.5%	96.7%	96.7%
Tasa de crecimiento de la cartera	10.2%	22.6%	22.2%	6.3%
Retorno sobre capital (ROE)	0.2%	11.8%	17.1%	22.0%
Índice de cartera en riesgo (PAR)	3.26%	1.66%	1.04%	1.18%

Elaboración propia: Fuente *Grameen bank /data-and-report/performance-indicators-ratio-analysis-december-2018/*

Por lo tanto, el éxito del Grameen Bank, se basa en un concepto simple, que es la de otorgar préstamos a los más pobres, a unas tasas de interés, que equilibren su riesgo y sin solicitar ningún tipo de garantía. Con ello inyecta financiamiento a las personas con bajos recursos y les permiten realizar sus diversas actividades económicas, las de comercializar, producir, u ofrecer diferentes servicios.

### 2.3.2. Enfoques de las Microfinanzas en el Mundo

De acuerdo con la investigación realizada, se tiene la opinión de diferentes autores que señalan, que, en el mundo, existen diferentes enfoques en lo que respecta a las microfinanzas; por un lado, instituciones que tienen como característica principal el estar orientadas a una labor más social, es decir, encaminados al “alivio de la pobreza”, y por el otro lado, instituciones más comerciales donde predomina la “autosostenibilidad financiera y rentabilidad”.

Céspedes y Gómez (2015), identifican que se el microcrédito se presenta con diferentes tipologías de instituciones, es decir tienen un marcado “enfoque”, sostienen, que en algunos casos el motor principal de la institución se centra en el desempeño de la eficiencia y de la productividad, de tal manera que sean sostenibles financieramente, y por otro lado cuya orientación está dirigido a cumplir una labor más social que permita aliviar la pobreza. Afirman que “ambos enfoques, a nivel teórico, se desarrollan

aparentemente como alternativos el uno del otro, de manera que a priori existiría un *trade off* entre ambos, es decir, por un lado, perseguir la sostenibilidad financiera y por otro orientar la actividad hacia la reducción de la pobreza, lo que rechazaría una posible complementariedad entre ambos” (p.33).

Yunus por su parte, entendía que el objetivo del Banco Grameen era de proveer a las personas pobres de servicios financieros, con mucho mayor énfasis en las mujeres y a los sectores más desatendidos de la población, con el fin de ayudarlos con sus negocios, (desde un punto de vista financiero) y que, con ello, puedan aliviarse de la pobreza. (Yunus *et al.*, 2006)

Isem y Porteous (2005), refieren a la evolución de los modelos que han adoptado los bancos comerciales con respecto a las microfinanzas. Luego de la creación del Grameen Bank en Bangladesh y Acción en América Latina, (ambos orientados a ayudar a la gente pobre con los préstamos, y hacerlos partícipes de distintos productos financieros como el ahorro, los seguros, remesas), comenzaron a aparecer nuevos participantes en el mundo de las microfinanzas, la banca comercial tradicional, muchos de ellos con mejores ventajas competitivas, en infraestructura, renombre, sistemas, y con un mejor acceso al fondeo<sup>8</sup> de capital.

Estas instituciones comienzan a ver a las microfinanzas como un negocio donde se puede obtener mejores rentabilidades, mayores márgenes de utilidad, muy distintos al enfoque que le pusieron inicialmente, donde el objetivo principal era la reducción de la pobreza y un cambio social para los más pobres, además permitirle el acceso al crédito en mejores condiciones, mejores servicios, con una verdadera lógica en su concepción del microcrédito, así como el tener garantizado la devolución por el esfuerzo que le ponían al desarrollo de sus negocios (Armendáriz y Morduch, 2007).

A lo largo de la investigación, se ha observado dos enfoques diferenciados, uno referido al de la sostenibilidad financiera, que es donde el fin era el conseguir mayores prestatarios ya que de esa manera las instituciones podrían mantenerse financieramente debido a los

---

<sup>8</sup> Referido a líneas de créditos, al inicio, estas líneas provenían de la cooperación internacional.

altos costos generados en la atención a los clientes, y de esta manera poder obtener beneficios económicos. Inclusive, se ha observado, que los gobiernos propician a los bancos tradicionales a incluirse en la atención de estos clientes, los bancos tienen mayores fortalezas para otorgar líneas de crédito o préstamos para su capital de trabajo a los microempresarios, pueden ofrecer capital sin garantías, o solicitar activos en prenda a sus clientes, por sus préstamos otorgados.

El otro enfoque, es el orientado al alivio de la pobreza en el mundo, es decir, atender a los más pobres, y poder ofrecerles a estos prestatarios, tantos servicios financieros y no financieros porque reconoce la gran necesidad de apoyo en el emprendimiento de sus negocios y ofrecerles una ayuda social, más que estar interesados en la sostenibilidad financiera. En la tabla 2 se puede apreciar los diferentes tipos de objetivos de las instituciones.

Tabla 2 : Enfoque de las Microfinanzas

<b>Objetivos sociales para combatir la pobreza</b>	<b>Objetivos de sostenibilidad financiera</b>
Mayor énfasis en el impacto social	Mucho énfasis en los costos de operación
No hay mayor preocupación por la sostenibilidad (puede haber subsidios)	Enfoque en la sostenibilidad de la institución.
Dirigido a los más pobres. Negocios de subsistencia	En adición a clientes con negocios no de subsistencia.

Elaboración propia

### **2.3.3. Enfoque de las Microfinanzas por Regiones**

En base a la bibliografía revisada, se puede apreciar dos enfoques que se les ha dado a las microfinanzas en el mundo. Para ello se ha realizado gráficos donde se permitan apreciar cual es el desenvolvimiento de los indicadores de sostenibilidad financiera en cada región donde se ha desarrollado con mayor énfasis las microfinanzas. Esto con el fin de presentar gráficamente los modelos indicados y poder observar los diferentes enfoques por región en el mundo.

Céspedes y Gómez (2015), concluyen como resultado de sus trabajos presentados en un artículo, referido al comportamiento mundial de los indicadores de las microfinanzas, que se puede diferenciar claramente dos tipos de enfoques o dos modelos de ofrecer los créditos, uno de tipo financiero y otro de tipo social, si bien indica que ambos modelos persiguen el mismo fin, (de incrementar el acceso a los diferentes servicios financieros de todas aquellas personas excluidas de la atención de la banca tradicional), encuentran una marcada diferencia al público que va dirigido. Ambos autores indican que “Mientras en el modelo social se asiste a los pobres más pobres (Asia Meridional y África) el enfoque financiero se orienta más bien a los micro, pequeños y medianos empresarios (América Latina y Oriente Medio/África del Norte)”, (p.55).

He realizado diversos gráficos que se presentan a continuación, tomando como base, las cifras actualizadas al 2018, presentadas en el informe del desempeño global y alcance financiero, o también llamado en inglés *Global Outreach y Financial Performance Benchmark Report - 2017-2018*, preparado por: FinDev Gateway- *Financial inclusion for development*<sup>9</sup> (Inclusión financiera para el desarrollo), (Market y Khamar, 2019).

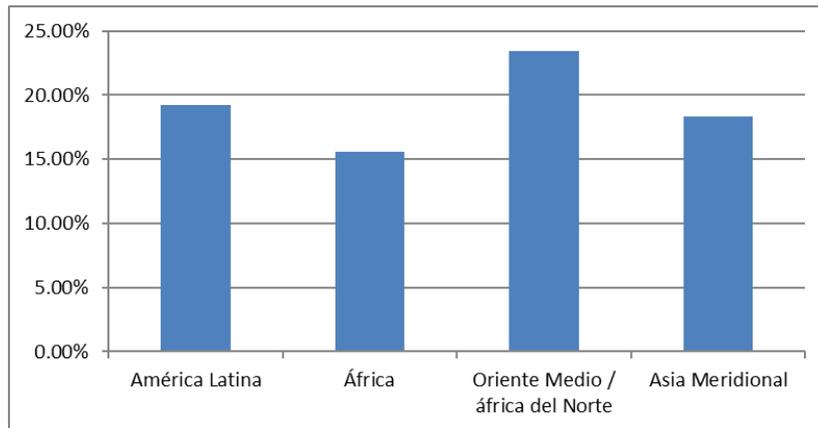
Esto, con el fin de observar cual es el comportamiento de ambos enfoques presentados, teniendo en cuenta, la última actualización de cifras disponibles.

Con respecto al indicador de ingresos financieros sobre activos totales, (entendida como la medida de la eficiencia con que una institución utiliza sus activos), se observa en el gráfico 3, que el porcentaje mayor lo tiene el Oriente medio/ África del Norte, seguido por América Latina y luego con un poco menos el Asia Meridional. Aquí todos concuerdan en obtener rentabilidades en el desarrollo de este mercado, teniendo América Latina y el Oriente medio con mayor viabilidad financiera que el Asia Meridional.

---

<sup>9</sup> MIX Market muestra los resultados operativos y financieros del año fiscal 2018 en forma de 'Informe de referencia de alcance global y desempeño financiero - 2017-2018'. Este informe presenta los aspectos financieros y operativos, datos de 762 proveedores de servicios financieros (FSP) que han informado a MIX Market durante el año de referencia.

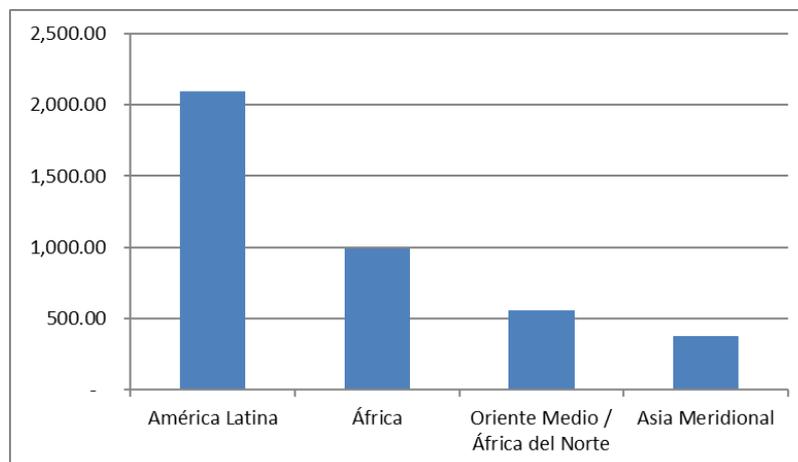
Gráfico 3: Ingresos financieros / Activos totales (por regiones en el mundo)



Fuente: Elaboración propia – considerando cifras de Mix Market 2018

El siguiente gráfico , “Saldo promedio por prestatario” es muy importante, puesto que refleja la atención de los préstamos promedio a los prestatarios; en este gráfico, se aprecia que América Latina tiene un saldo promedio por encima de los dos mil dólares, mientras que en el Asia Meridional se encuentra en menos de quinientos dólares, casi 4 veces menos que en América Latina, aquí se puede mencionar que el alcance de los préstamos en América Latina, está dirigido también a clientes que ya tienen un mayor desarrollo de su economía al poder obtener créditos medianos. Asimismo, se aprecia que los créditos desembolsados en América Latina, pueden no solamente estar dirigidos a aliviar la pobreza, sino que también destinados a aquellos que cuentan con una mayor capacidad de pago.

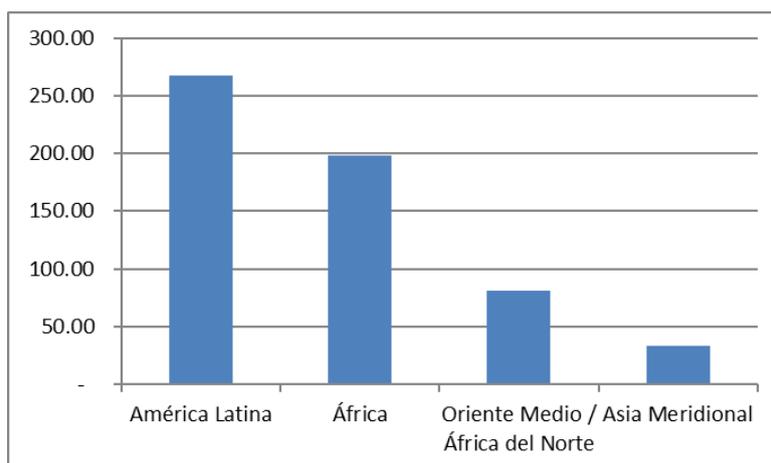
Gráfico 4: Saldo promedio por prestatario US\$ - (por regiones en el mundo)



Elaboración propia – considerando cifras de Mix Market 2018

Con respecto a los costos promedio por prestatarios, se observa en el gráfico 5, que América Latina, se encuentra con un costo promedio mayor a los \$ 250 por prestatario, seguido por África y el Oriente Medio y muy por debajo al Asia Meridional, esto quiere decir que mayores costos son generados por las instituciones de América Latina y lo que también demuestra que el Asia Meridional lleva a cabo sus operaciones con muy bajos costos.

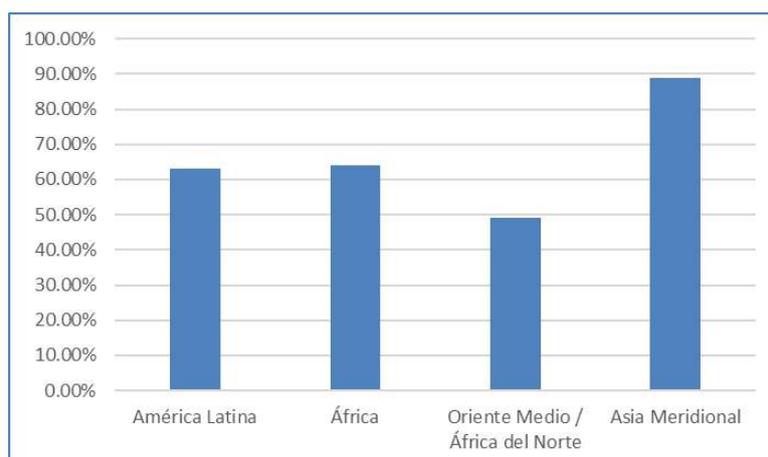
Gráfico 5: Costo promedio por prestatario US\$ (por regiones en el mundo)



Elaboración propia – considerando cifras de Mix Market 2018

El siguiente gráfico 6, se muestra la importancia de la participación que tienen las mujeres en el desarrollo de este sector, la incidencia que tiene el Asia Meridional, es de casi el 90% de todos los clientes, mientras que América Latina y en las demás regiones con aproximadamente el 60%. La presencia de las mujeres en particular es fundamental en el desarrollo de las actividades microfinancieras, en muchos casos son las destinatarias elegidas por las instituciones microfinancieras. En general, de acuerdo con informes revisados, son las mujeres las más decididas a sacar a su familia de la pobreza.

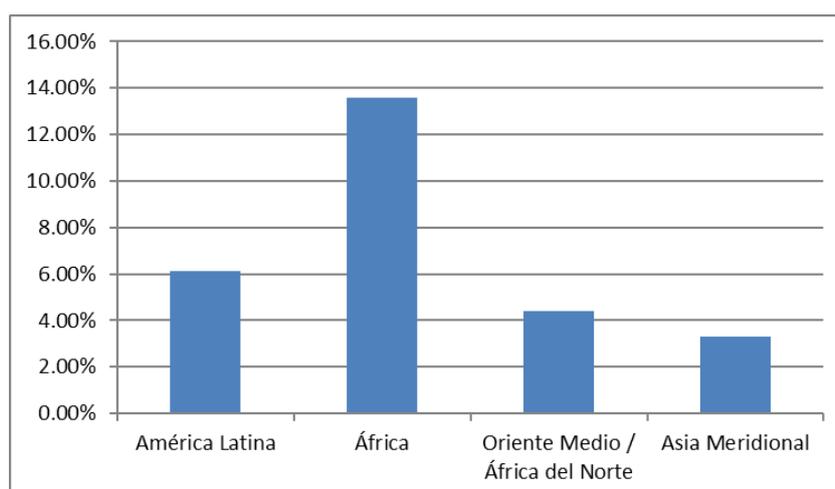
Gráfico 6: Atención a mujeres prestatarias (por regiones en el mundo)



Elaboración propia – considerando cifras de Mix Market 2018

Con respecto al riesgo por el impago de los créditos (morosidad mayor a los 30 días), se observa en el gráfico 7, que existe un mayor incumplimiento en África con casi 14%, seguido de América Latina con un promedio del 6% de cartera en riesgo y al Asia Meridional con un poco más del 2%, este indicador es muy importante para efectos de esta investigación, puesto que se explicará cuáles son los principales factores que influyen en incrementar la morosidad en algunas instituciones en el Perú

Gráfico 7: Portafolio en Riesgo / Mayores a 30 días de atraso



Elaboración propia – considerando cifras de Mix Market 2018

Por lo tanto, a pesar de que todas estas instituciones busquen atender a millones de personas en situación de pobreza, excluidas de la banca tradicional, es muy distinto el comportamiento de las operaciones de las cuatro regiones presentadas, donde se puede observar la presencia de dos enfoques de las microfinanzas, en la que se muestra que, el acceso al crédito en el Asia Meridional esta mayormente dirigido hacia un enfoque social, donde es más evidente el funcionamiento de estas instituciones en ayudar a los más pobres, mientras que en América Latina tiene un enfoque más financiero, más comercial, es decir, está mayormente dirigido, no solo a clientes pobres, sino también a clientes pequeños y medianos, que no se encuentran necesariamente en una situación de pobreza extrema.

Lo que corresponde a continuación, con esta investigación, es presentar la manera en la que se han venido formando las diferentes entidades microfinancieras en América Latina.

#### **2.4. Microfinanzas en América Latina**

El desarrollo de las microfinanzas en América Latina ha tenido un crecimiento constante, debido a su inmenso potencial de desarrollo, en la atención de este mercado emergente; existen millones de personas en América Latina que se encuentran desatendidas por los diversos sistemas financieros, sin embargo, ahora otorgan préstamos a personas de bajos recurso, sin solicitar garantías, o a lo más con una garantía solidaria (presentación de un aval).

Actualmente en Latinoamérica, las instituciones ofrecen servicios financieros, incluyendo créditos a largo plazo para su capital de trabajo, ofrecen créditos para la compra de activos fijos, para el consumo de los microempresarios, para la refacción de sus viviendas, envío de remesas, diversos tipos de ahorros, micro seguros e inclusive ya como parte de la banca electrónica. Las instituciones realizan un gran aporte al desarrollo financiero, sociocultural y socioeconómico.

Berger, Goldmark y Sanabria (2007) mencionan que Latinoamérica, al ser característico por su desigualdad e inestabilidad económica, es un gran escenario para el desarrollo de las microfinanzas.

Las microfinanzas son un negocio en marcha en América Latina. Como propuesta comercial y como actividad, pretenden brindar servicio a personas que no eran consideradas solventes por la industria bancaria tradicional. Esto ha sido posible gracias al desarrollo de sistemas para evaluar y gestionar el riesgo de otorgar préstamos a individuos con pocos bienes, sin documentación formal de ingresos y sin historial formal de crédito (p.14).

Por su parte, el Fondo Multilateral de Inversiones, (FOMIN), hace referencia, a que el desarrollo de las instituciones microfinancieras en la región latinoamericana, constituyen una fuente de mucha importancia para continuar con el conocimiento práctico de este negocio, y suele ser esta región donde muchas instituciones concentran la mayor atención a los resultados financieros antes que el alivio a la pobreza.

Berger *et al.* (2007), indican que la industria microfinanciera en Latinoamérica tiene distintas características a las de otras regiones como Asia. “América Latina no ha tenido un enfoque exclusivo en los pobres, como sucede en muchas instituciones asiáticas y africanas. En el continente latinoamericano, se ha hecho especial hincapié en prestar servicios a empresas sin suficiente acceso a los servicios financieros y al público no bancarizado en general” (p.2).

Al 2018, en América Latina, según cifras del Banco Interamericano de Desarrollo (BID)<sup>10</sup>, han otorgado préstamos alrededor de los US\$ 12 mil millones, dirigidos a más de diez millones de prestatarios en condición de bajos ingresos.

En el reporte del desempeño global financiero, Mix Market 2018, se presentan indicadores para las microfinanzas en Latinoamérica; en ella se muestra que el 77% de los prestatarios se encuentran en zonas urbanas, mientras que solo el 23% en zonas rurales, este indicador muestra que las instituciones en Latinoamérica tienen un gran desafío de penetrar a las zonas rurales, donde mayormente se concentran las personas con menos oportunidades para acceder al crédito.

---

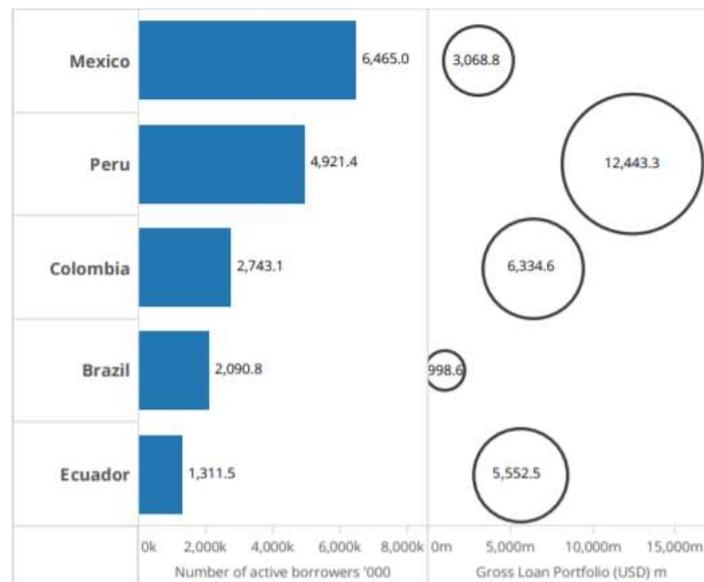
<sup>10</sup> El BID, es una organización financiera internacional, con sede en Estados Unidos, fundada en el año de 1959 cuyo objetivo es financiar proyectos de desarrollo que sean viables; en la zona de América Latina y el Caribe. <https://www.iadb.org/es/temas/microfinance/las-microfinanzas-en-america-latina-y-el-caribe-181>

Asimismo, muestra que el promedio del crédito directo se encuentra en US\$ 2,092, y el promedio de los ahorristas en este sector, está en US\$ 1,227. Lo que me lleva a mencionar que los préstamos no solo están dirigidos a los más pobres, sino que también tiene una gran parte de atención a empresarios con un mayor nivel de capacidad de pago.

En la Figura 4, se observa que el Perú se encuentra en segundo lugar como el país que tiene el mayor número de clientes atendidos en la banca microfinanciera, y con el mayor saldo de cartera de créditos de toda Latinoamérica, con más de US\$ 12mil millones, de allí la importancia de la evolución de las microfinanzas en el Perú, y el afán de realizar una investigación sobre este mercado, con énfasis en la cartera en riesgo de un conjunto de empresas financieras que operan en este país.

La importancia de la participación de países como México y Colombia, en número de prestamistas y saldo de cartera, sin embargo, no se muestra en la figura, pero tenemos a Bolivia con un saldo de cartera al 2018, de más de US\$10 mil millones (segundo en toda la región con respecto al saldo de cartera de colocaciones), tiene un poco más de 1,1 millones de clientes y la figura está ordenada de mayor a menor número de clientes prestatarios de esta región, (mayores a los 1.3 millones).

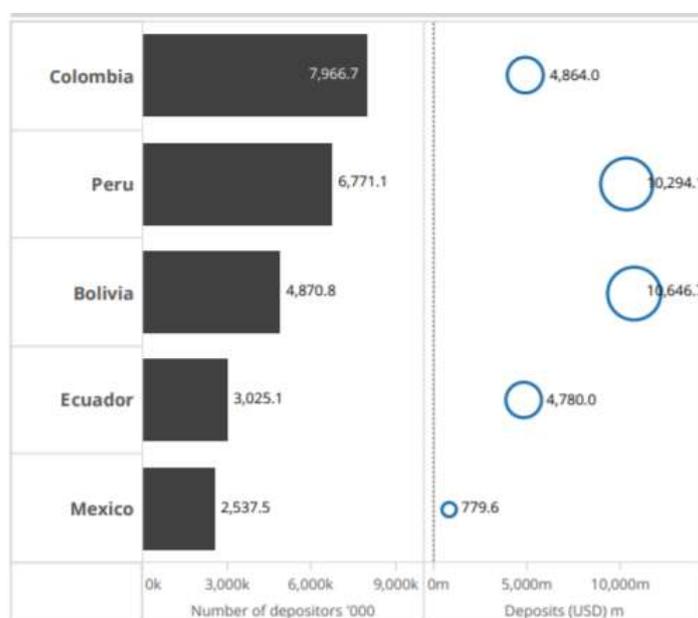
Figura 4: Los primeros cinco países en Latinoamérica, por clientes y saldo de cartera de créditos microfinancieros



Fuente: Reporte Mix Market 2018

En la figura 5, respecto al número de ahorristas en la banca microempresarial, igualmente que, en el gráfico anterior, el Perú se encuentra en segundo lugar en todo Latinoamérica, con 6.7 millones de clientes, y con un saldo promedio de US\$ 10,200 millones. Si bien se muestra a Colombia con el mayor número de ahorristas, tiene un saldo menor que otros países; por su parte, Bolivia presenta un saldo superior, incluso con respecto a Perú. Ecuador y México también son países de América Latina, con representatividad en este sector microfinanciero. Cabe recalcar que el Perú estuvo, por 8 años consecutivos (hasta el 2014) como líder en microfinanzas en toda Latinoamérica<sup>11</sup>. Este indicador está relacionado a la inclusión social financiera de países en desarrollo.

Figura 5: Los primeros cinco países en Latinoamérica en ahorros microempresa

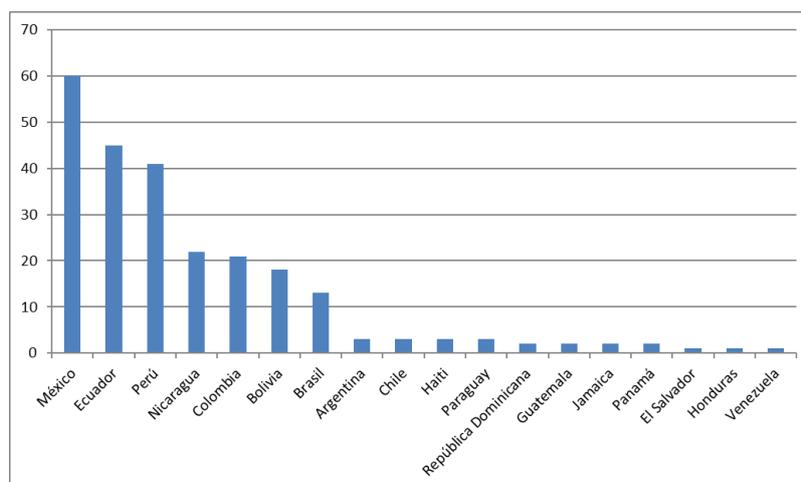


Fuente: Reporte Mix Market 2018

En el siguiente gráfico 8, se presenta el número de instituciones microfinancieras en Latinoamérica, de acuerdo con el reporte presentado por Mix Market 2018, donde encabezan la lista, México, Ecuador y Perú. Asimismo, se observa el ranking de los demás países de la región.

<sup>11</sup> Información Asbanc: Asociación de bancos del Perú.  
<https://www.asbanc.com.pe/Paginas/Noticias/DetalleNoticia.aspx?ItemID=186>

Gráfico 8: Número de Instituciones microfinancieras indicadas por países en Latinoamérica

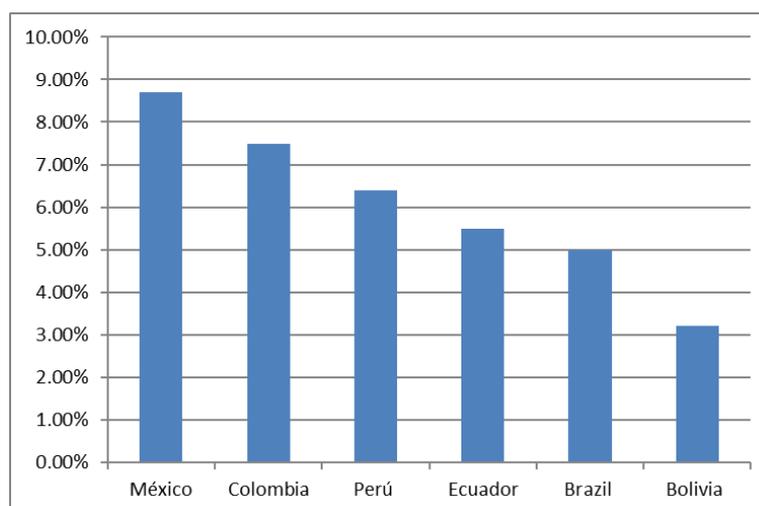


Elaboración propia – considerando cifras de Mix Market 2018

Con la información de Mix Market, se ha elaborado el siguiente gráfico 9, donde presento cual es el comportamiento de la cartera en riesgo, medido como los pagos de cuotas mayores a 30 días de atraso, de los principales países de Latinoamérica donde opera las microfinanzas. En el gráfico 9, Perú se presenta como el tercer país en la región con problemas en este indicador, por debajo de México y Colombia, sin embargo, Perú, como se mencionó en gráficos anteriores, cuenta con una cartera de créditos superior a los US\$ 12mil millones.

Considero esta información, como importante en la realización del presente trabajo de investigación, puesto que se centrará en el tema del riesgo de crédito y cuáles son los factores que lo afectan, para un conjunto de instituciones microfinancieras que operan en Perú. Cabe indicar que en el negocio de microfinanzas se asumen muchos riesgos, pero todo con el fin de apoyar y construir fuentes generadoras de empleo para todos aquellos excluidos del sistema financiero.

Gráfico 9 : Cartera de microfinanzas en riesgo por atraso en sus pagos (mayor a 30 días)



Elaboración propia – considerando cifras de Mix Market 2018

## 2.5. Modelos de transformación de instituciones microfinancieras en Latinoamérica

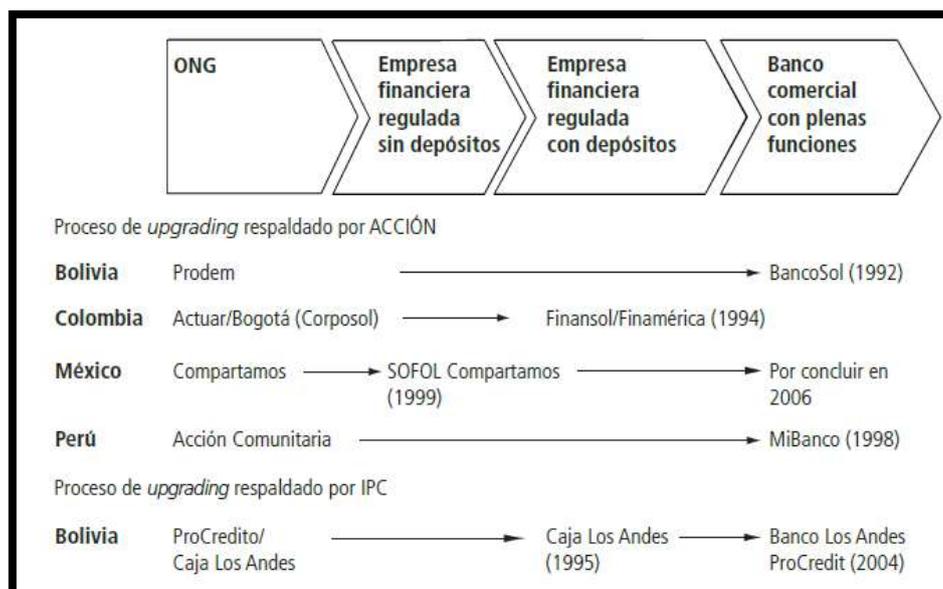
Como se ha presentado, las microfinanzas se crearon como una oportunidad para que pequeños emprendedores tengan la posibilidad de salir de la pobreza. En Latinoamérica las instituciones han ofrecido préstamos a millones de deudores, para su capital de trabajo o la compra de pequeños activos. A continuación, presentaré tres distintos modelos, de cómo se han evolucionado las instituciones de microfinanzas en Latinoamérica.

### 2.5.1. *Upgrading*

Referidas a la transformación de organizaciones microfinancieras no reguladas o también llamadas ONG, en entidades financieras supervisadas por entes reguladores. Como ejemplo tenemos a Banco Sol de Bolivia que provino de la ONG Prodem, o Mibanco en Perú que provino de la ONG ACCIÓN internacional. Tuve la oportunidad de empezar a trabajar en Mibanco por el año 2000, cuando recién habían pasado dos años desde que la ONG Acción, pasó a ser una institución financiera regulada, nos enfrentamos a muchos desafíos en esta transformación, con el objetivo de no distorsionar el producto básico que era el microcrédito y el atender a las personas sin acceso a este sistema.

Berger, Otero y Scot (2006) mencionan que se le denominan “*Upgrading*” a la “transformación de organizaciones no gubernamentales de microfinanzas (ONG) en instituciones financieras formales, bajo la supervisión de las autoridades bancarias, les ha permitido brindar servicios financieros a microempresarios, a pequeñas y medianas empresas, y a hogares de bajo ingreso” (p.43).

Figura 6: Descripción del modelo *Upgrading*



Fuente: Libro el boom de las microfinanzas. (p.46)

En la figura 6, se puede observar, como ha sido la evolución de este modelo *Upgrading*, donde las ONG pasaron a convertirse en instituciones financieras formales y reguladas, empezando con la autorización de recibir depósitos de clientes hasta terminar siendo un banco comercial. En la misma figura, se presentan los casos más representativos en Latinoamérica, sobre las instituciones que evolucionario con este modelo.

Sigue siendo un desafío para estas instituciones, el impulsar el desarrollo de este sector financiero, continuar colaborando con la bancarización, educar financieramente a los clientes a través de programas de capacitación, todo ello sin perder de vista el foco de su atención, ayudar a los más necesitados a salir de la pobreza. A mi opinión este es el modelo que más desafíos va a tener este sistema.

### **2.5.2. Downscaling**

Las instituciones de microfinanzas señaladas en este modelo, están referidas a aquellas cuyas instituciones financieras formales y reguladas han incursionado en el segmento microfinanciero. De acuerdo con las investigaciones realizadas, este modelo ha sido un gran reto para aquellas entidades financieras que han sido persuadidas para ingresar a la atención del sector microfinanciero, pudiendo así ampliar su gama de productos a ofrecer.

Estas instituciones tuvieron que hacer muchos cambios en sus procesos, mejorar infraestructura, adecuar sus plataformas ya que en un inicio estuvieron diseñados solo para atender un menor número de usuarios, este negocio de las microfinanzas es a gran escala, asimismo, abrir nuevas agencias en las zonas requeridas por este segmento de clientes.

Marulanda (2006), en su publicación hace referencia a lo complicado que ha sido el ingreso de las entidades financieras tradicionales ingresar a la atención de este mercado desatendido; indica que “Las instituciones financieras formales de América Latina y el Caribe han tardado en incluir el crédito para microempresas en sus servicios, especialmente si se compara este proceso con la proliferación de instituciones de microcrédito no formales. Estas instituciones han crecido rápidamente, transformándose en intermediarios financieros regulados” (p.91)

Wenner y Campos (1998) presentan una investigación sobre el caso de un banco de Colombia que ingresó a la atención del segmento microfinanciero, utilizando líneas de créditos otorgadas por el banco central de Colombia:

*In 1986, the IDB launched a pilot program in Colombia that established a redistribution of line of credit through Central Bank to commercial banks. This program is exclusively for micro and small entrepreneurs to attract commercial banks to serve the target sector proving that microcredit could be profitable and sustainable. (Wenner y Campos, 1998, p.2)*

En 1986, el BID lanzó un programa piloto en Colombia, que estableció una redistribución de líneas de créditos a través del Banco Central a los bancos comerciales. Este programa es exclusivo para micro y pequeños empresarios para atraer bancos comerciales para servir al sector objetivo

demostrando que el microcrédito podría ser rentable y sostenible. (traducción propia).

En un inicio, estas instituciones financieras reguladas no tuvieron la necesidad de incorporar clientes desatendidos por estas mismas bancas, no participaban de la bancarización de personas, tema muy importante hasta la actualidad, no tuvieron la necesidad de crear nuevos productos, es decir, hubo un tiempo en que estas entidades no se vieran atraídas a atender a los microempresarios ni a personas pobres, pues es de entendido que era un negocio de alto riesgo y costos de atención elevados.

Por lo tanto, ¿Qué razones llevaron a los bancos a ingresar al mundo microfinanciero?, al respecto puedo indicar: las altas tasas de rentabilidad con las que se atendían a los microempresarios, estas, fueron llamando la atención de la banca tradicional, porque a su vez podía diversificarse más, incrementar sus clientes, crear más productos y tener una mayor presencia en su territorio. Es así como, Marulanda (2006), entiende que el ingreso de estas instituciones financieras, formales reguladas, estuvo impulsado por tres factores fundamentales, que fueron la rentabilidad que ofrecían la atención a este mercado, su diversificación y la de cumplir adicionalmente con un rol social.

Como ejemplos en Latinoamérica, tenemos a diversas instituciones que ingresaron al sector microfinanciero, con buenos resultados: En Perú, tenemos al Banco de Crédito que incursionó con Financiera Solución; el Banco Financiero, (ahora Banco Pichincha Perú), asimismo el Banco del Trabajo; en Ecuador tenemos: el Banco Solidario, Sociedad Financiera Ecuatorial (Banco Procredit), el Banco Pichincha con Credifé; en Paraguay, Financiera Visión entre otros.

Siendo así la demostración, de que muchos bancos comerciales tradicionales tuvieron el interés de prestar servicios financieros a este segmento, por supuesto, con distintos intereses, entre los cuales se menciona, la rentabilidad; estas instituciones, tuvieron que adecuar sus modelos y aprender la tecnología y metodología crediticia microfinanciera.

### **2.5.3. *Greenfield***

En este caso, se trata de la formación de instituciones totalmente nuevas, donde muchas veces cuentan con el apoyo de redes internacionales. A estas instituciones especializadas, supervisadas que se crean desde cero se les conoce como *Greenfield*.

Earne, Jansson, Koning y Flaming (2014), mencionan como modelo “*Greenfield*, a aquellas instituciones microfinancieras nuevas, recién creadas sin infraestructura, sin personal, sin clientes y sin carteras pre existentes, las mismas que utilizan procedimientos operativos estándar difundidos a menudo por un grupo central” (p.33).

Desde hace ya más, de 45 años que se originó las microfinanzas, la misma que ha venido desarrollándose por todo el mundo, teniendo como objetivo, aliviar la pobreza en los más necesitados, su evolución ha sido constante y su presencia en Latinoamérica, fundamental para combatir este fin. Se ha presentado la evolución de los diferentes modelos, de cómo surgieron las instituciones de microfinanzas en Latinoamérica, unas que evolucionaron desde una ONG y se vieron obligadas a ser reguladas por órganos competentes, otras donde algunos bancos tradicionales vieron atractivo este negocio por muchos motivos, y entraron en su atención, incrementando su gama de productos, adecuando sus procesos, otras instituciones que fueron creadas desde cero; pero todas llevan, como uno de sus objetivos, el atender a aquellos microempresarios que no podían acceder a un crédito.

Los gobiernos vienen cumpliendo un rol fundamental en la parte normativa y regulatoria. Asimismo, señalo la importancia de la presencia de las microfinanzas en los países como Perú, Bolivia, Colombia, Ecuador, México, Brasil entre otros y doy énfasis a los problemas presentados en la gestión de la cartera en riesgo. A continuación, se presenta el desarrollo de las microfinanzas en el Perú.

## 2.6. Microfinanzas en el Perú

### 2.6.1. Antecedentes

La microempresa y las microfinanzas en el Perú, ha venido desarrollándose en forma creciente y a grandes pasos, durante las últimas décadas, el empuje de los peruanos emprendedores, la constante innovación de los marcos regulatorios, la evolución de los sistemas de supervisión y regulación, construyeron un sistema microfinanciero modelo en el mundo, permitiendo la creación de mecanismos que genera riqueza y beneficia a muchos peruanos antes excluidos del empleo, del acceso al crédito y de la posibilidad de superación.

Donde no sólo las instituciones dirigidas a este sector, concentraron sus esfuerzos, en ofrecer productos financieros a los microempresarios, sino que la pluralidad de los llamados clásicos bancos comerciales enfocaron su atención a este mercado emergente, y que utilizando el “*know how*” (saber cómo) de la tecnología crediticia, buscaron la bancarización trabajando con personas con bajos sectores de ingresos que puedan desarrollar sus emprendimientos y/o negocios y a consecuencia de ello mejorar su calidad de vida.

Conger, Inga y Webb (2009), en el libro “Árbol de la mostaza”, mencionan como se fueron formando las microfinanzas en el Perú:

El crédito bancario nunca había existido para los pobres. Pero hace veinte años, el panorama empezó a cambiar radicalmente. Hoy, una extraordinaria cantidad y variedad de instituciones de crédito ofrece préstamos, depósitos y otros servicios financieros a millones de hogares pobres. Muchos funcionarios de bancos multinacionales y organizaciones no gubernamentales (ONG) escalan cerros arenosos o cruzan zonas desérticas para alcanzar los cinturones de pobreza de las ciudades y competir por el negocio de captar a los nuevos inmigrantes: familias que apenas acaban de armar sus chozas de esteras (pg. 13).

Por su parte Portocarrero (2003), en su libro “Microfinanzas en el Perú Experiencias y Perspectivas”, menciona que el financiamiento a la microempresa asume una gran importancia en el Perú, puesto que constituye una de las herramientas más significativas

para asignar capital a estos negocios de reducida envergadura, contribuyendo de esa manera a mejorar el ingreso y el empleo a los sectores de menor recursos.

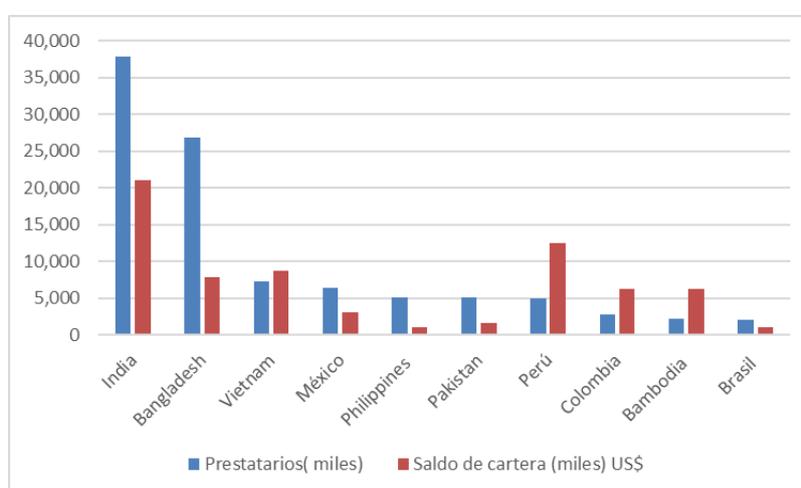
El desarrollo de las instituciones dedicadas al sector de la micro y pequeña empresa en el Perú, tuvo sus inicios en los años ochenta, fueron por esos años, donde se comenzó a utilizar la metodología crediticia, esos años caracterizados desde un punto de vista macroeconómico, con una elevada crisis inflacionaria, baja actividad económica producto del fenómeno del niño, fueron por esos mismos años donde se produjo la salida del Perú de los fondos internacionales. Quispe *et al.* (2012) indicaron, “La severidad de la crisis de finales de los ochenta se reflejó en la desaparición de buena parte de instituciones orientadas al segmento de las microfinanzas como cooperativas de ahorro y crédito, mutuales, programas financieros de reciente creación e incluso la banca de fomento” (p.14).

Desde entonces, fueron surgiendo instituciones, más consolidadas, con mayor patrimonio, propiciando un buen clima para la atracción de capitales de fondos extranjeros, especializados en el otorgamiento de créditos a este sector; con ayuda de los gobiernos municipales de cada región, e inclusive, comenzaron a ser regulados por el ente supervisor de las instituciones financieras comerciales tradicionales. Fueron así que en los años ochenta, se crearon las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC), en los años noventa, se crearon las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC), asimismo nacieron Financieras especializadas, que en un inicio fue para apoyar al sector agrario; también se crearon las Empresas de Desarrollo de la Pequeña y Microempresa, conocidas como, (EDPYMES). Todas ellas con un mismo fin, cubrir la atención del segmento desatendido, otorgándoles oportunidad de créditos.

Las microfinanzas siempre han sido un negocio donde el riesgo de incumplimiento del pago, está presente, de ello las altas tasas de interés que se cobraron al inicio, precisamente por la concepción de que es un negocio de alto riesgo. Conger *et al.* (2009), mencionan, “Como resultado, los reportes crediticios en el Perú, incluyen el llamado historial positivo y un historial negativo, en otras palabras, una historia crediticia incluye tanto el récord positivo de los pagos puntuales como la historia negativa de los pagos atrasados e incumplimiento” (p.109).

De acuerdo con las cifras estadísticas macroeconómicas, presentadas por Mipyme, oficina de estudios perteneciente al Ministerio de la Producción<sup>12</sup>, el 99% de las empresas en el Perú, corresponden a la micro y pequeña empresa, (88% en el sector comercio y servicios y 12% en la actividad productiva), participa del 60% del total de la población económicamente activa (PEA), y del 40% del producto bruto interno (PBI). Asimismo, como se muestra en el gráfico 10, el Perú, es el séptimo país en el mundo, con mayor número de prestatarios y el segundo en tamaño de colocaciones en este sector.

Gráfico 10: Principales países por prestatarios y cartera en el mundo



Elaboración propia – considerando cifras de Mix Market 2018

Con lo anteriormente desarrollado, he presentado los antecedentes de las microfinanzas en el Perú, desde la época de los ochenta, con la aparición de las primeras instituciones financieras especializadas en este sector, la importancia de las microempresas en la participación de algunos indicadores macroeconómicos, y el sitio ganado en el mundo, con respecto al número de prestatarios. Asimismo, hago referencia a la importancia del manejo del riesgo debido al incumplimiento de pago por parte del cliente, el mismo que puede poner en peligro la sostenibilidad financiera de estas instituciones. A continuación, presentaré, cuál ha sido la evolución de las microfinanzas en el Perú en los últimos años.

<sup>12</sup> El Ministerio de la Producción es un órgano del poder ejecutivo en el Perú, que se encarga de formular, aprobar, ejecutar y supervisar los niveles de producción, industria, manufacturera y pesquera.

## 2.6.2. Tecnología y Metodología Crediticia en las microfinanzas

Toledo (2009), indica que la “tecnología crediticia de microcréditos está referida a un conjunto de principios, procedimientos, políticas desarrolladas por una institución que se propone penetrar en el mercado financiero de la microempresa” (p.29). Es decir, es el *know how* (saber cómo) y busca fundamentalmente sustituir las garantías tradicionales que no tienen los microempresarios por un conjunto de prácticas que permitan equilibrar los riesgos del negocio.

En base a la tecnología crediticia se utilizan mecanismos de selección y retención de clientes, basándose en una evaluación del sujeto de crédito y de su situación familiar, sobre la base de lo mencionado con el cliente, se tiene como objetivo establecer una relación financiera que tiende a ser de largo plazo, con el fin de atender sus necesidades financieras y del negocio.

Los principios de la Tecnología Crediticia son<sup>13</sup>:

**Accesibilidad al crédito:** Este es un principio básico del sector, para atender al mercado de los clientes Independientes y responde al hecho que los microempresarios tienen dificultades para acceder al crédito de la banca tradicional. Este principio se fundamenta en poder tener un mejor conocimiento de las condiciones en la cual los clientes realizan sus actividades, muchas veces, no tienen como sustentar la operatividad de su negocio, por lo que se tiene que establecer condiciones flexibles para su demostración y así pueda acceder al crédito.

**Rapidez en el Servicio:** Este es un elemento fundamental para atender al segmento microempresario. El cliente tiene que aprovechar oportunidades de negocio, para ello es importante la rapidez en su atención. Hoy en día con el desarrollo de la tecnología los desembolsos son más rápidos, pudiendo el asesor de negocios tener información del cliente en línea.

---

<sup>13</sup> Fuente: José A. Ramírez Flores, “Principios de tecnología crediticia para Pymes”.

Crecimiento de los préstamos: Sucesión de préstamos crecientes, en función a la puntualidad en el pago y evolución favorable del negocio y de sus ingresos. Es decir, el crecimiento debe ser gradual, y empezar con un préstamo de capital de trabajo.

Análisis in situ: Es fundamental que el análisis que realiza el asesor de negocios sea en el lugar o terreno donde funciona la microempresa.

Relación financiera a largo plazo: Se espera que la relación con el cliente sea a muy largo plazo, donde se podrá apreciar la evolución del negocio y el cumplimiento de los pagos.

Metodología Crediticia: Referido a la forma básica de evaluar a los clientes del sector. “a diferencia de la metodología tradicional de evaluación de créditos comerciales la evaluación de la entidad microfinanciera es realizado por un asesor de negocios, que determina la capacidad y voluntad de pago para el cumplimiento oportuno de sus obligaciones”(Toledo, 2009, p.29).

Evaluación de la Voluntad de Pago. - Este aspecto se orienta a evaluar la moral de pago del cliente, se busca obtener información sobre si es responsable, paga sus deudas, tiene una vida familiar moderada, a través de terceros, como sus proveedores, propios clientes, casas comerciales, dirigentes de los centros de abastos/asociación donde se encuentra, vecinos del lugar de residencia y familiares. Esto, sobre todo es más exigente en los primeros créditos, cuando no conocemos al cliente; en las renovaciones de préstamos el cumplimiento de los pagos nos advierte sobre su voluntad de pago. La metodología se sustenta en una evaluación cualitativa, Toledo (2009), indica:

- “Evaluación del carácter del cliente: donde se revisa la evaluación en las centrales de riesgos y de personas relacionadas con el cliente, proveedores, clientes y terceros (vecinos y/o familiares).
- Análisis de la gestión del negocio: consiste en revisar los aspectos cualitativos del negocio, como la existencia del mismo (a través de la visita In situ realizada por el Asesor), tiempo en el lugar del negocio, experiencia como empresario, mejoras de crecimiento de su negocio, cuanto es el tiempo dedicado al negocio, si cumple con los requisitos exigidos por la municipalidad respectiva.

- Análisis la situación familiar: tiene como objetivo conocer la situación cualitativa de la unidad familiar del cliente, calidad y tipo de vivienda (propia o alquilada), número de dependientes a su cargo, situación de salud de sus integrantes” (p.30).

#### Evaluación de la Capacidad de Pago.

Esta evaluación se focaliza en el análisis cuantitativo de la microempresa y de toda la unidad familiar del cliente, con el fin de demostrar la factibilidad del crédito sobre la base del cálculo del excedente familiar mensual<sup>14</sup>. El asesor procede a la elaboración del estado de situación financiera y del estado de resultados del negocio, en algunos casos y depende del monto el asesor tendrá que elaborar un estado de flujo de efectivo.

#### Proceso de otorgamiento de créditos

El proceso del otorgamiento de un crédito, ver gráfico 11, empieza:

- **Prospección del cliente**, es decir cómo se atrae al cliente, de qué manera se capta al cliente, esto puede ser a través de campañas de ventas, o con el uso de bases de prospección; estas bases son trabajadas con el uso de información que proporciona el reporte crediticio de deudores que remite la SBS a las instituciones financieras, una vez procesada la información, se distribuye a las agencias para que puedan realizar las visitas respectivas a los clientes seleccionados.
- **Solicitud del crédito**, donde se realizan los registros correspondientes en los sistemas de la institución, como el monto solicitado, toma de datos personales y firma del cliente, consultas a las centrales de riesgos.

---

<sup>14</sup> Excedente Familiar Mensual. - Indicador que mide el promedio total de ingresos mensuales menos el total de gastos mensuales de la unidad familiar y es fundamental para el cálculo de la cuota mensual.

- **Evaluación**, considerada la parte más importante del proceso, donde el asesor procede a realizar la evaluación de la operación de préstamo, dirigiéndose al negocio y al domicilio del posible deudor, aplicando la metodología de evaluación de capacidad y voluntad de pago mencionada anteriormente (ver anexo 3).
- **Aprobación**, luego la evaluación, la operación pasa por un comité de aprobación o comité de crédito donde el asesor expone su caso y el comité puede aprobar, rechazar u observar la operación. La aprobación de un crédito depende de los niveles de autonomía de las autoridades en la agencia, (ver anexo 4).
- **Formalización**, se procede a la formalización del desembolso, normalmente esta etapa está a cargo de los funcionarios de operaciones, quienes toman las firmas de los deudores en los contratos de préstamos, cronogramas de pago etc. (ver anexo 5), y realizan su contabilización respectiva.
- **Desembolso**, se procede al otorgamiento del dinero al deudor, puede ser en efectivo, depósito en cuenta o a través de una línea de crédito; una vez desembolsada la operación el asesor tiene que hacer seguimiento al cliente hasta culminar con el pago del total de sus cuotas.
- **Cobranzas**, etapa donde se debe asegurar el pago de las cuotas, en los días de atrasos tempranos, es el asesor quien se encarga del cobro, y si los días de impago aumentan interviene el personal del área de cobranzas.

Como se aprecia en el gráfico 11, en todo el proceso de otorgamiento de créditos se establecen pautas y controles, los cuales están contemplados en las respectivas normativas de crédito, reglamentos, metodologías etc. Las cuales, obligatoriamente el asesor lo tiene que cumplir. (El proceso de otorgamiento de créditos descrito, es en general para todas las instituciones microfinancieras).

Gráfico 11: Proceso de otorgamiento de créditos microfinancieros



Fuente: Elaboración propia

### 2.6.3. Evolución de las microfinanzas en el Perú

La micro y pequeña empresa en el Perú, desde los años ochenta, ha venido desarrollándose en forma creciente y escalonada, sobre todo en los últimos años, utilizando principios de la tecnología crediticia para la evaluación de sus operaciones, considerando entre ellas, la accesibilidad al crédito, estableciendo una relación a largo plazo con el cliente y otorgando créditos escalonados sin garantías. En el mercado peruano participan diversas instituciones reguladas y no reguladas, estas instituciones fueron creadas con el fin de apoyar en el crecimiento financiero de los pequeños emprendedores promoviendo el acceso al crédito a este sector que comúnmente no era atendido por la banca tradicional.

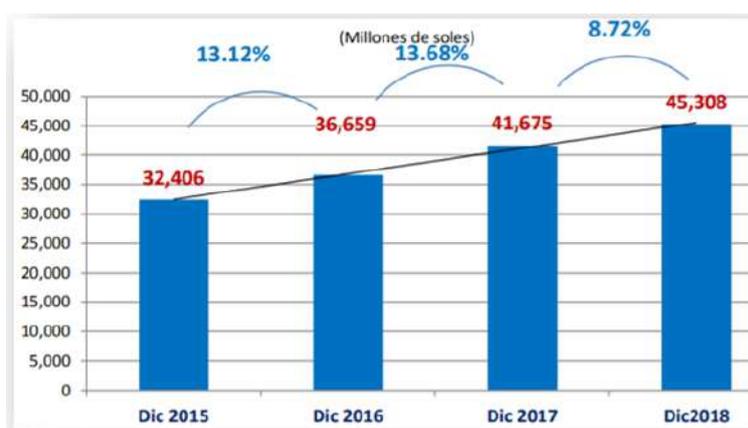
El sector de instituciones microfinancieras (IMF) en el Perú, según información de la Superintendencia de Banca Seguros y AFP a diciembre 2019, está conformado por: un banco comercial especializado: Mibanco, El Banco de la Microempresa, como hemos indicado anteriormente tuvo su inicio desde una ONG; También por 7 (siete), instituciones Financieras especializadas, 12 (doce) cajas municipales de ahorro y crédito

(CMAC), 6 (seis) cajas rurales de ahorro y crédito (CRAC), 5 (cinco) empresas de desarrollo de pequeñas y microempresas o también llamados (Edpymes), 47 (cuarenta y siete) cooperativas de ahorro y crédito especializadas (CAC) y 12 (doce) organismos no gubernamentales (ONG). Un total de 90 (noventa) entidades especializadas en microfinanzas. Fuente obtenida del informe del (Consortio de Organizaciones Privadas de Promoción al Desarrollo de la Pequeña y Microempresa) (COPEME -Microfinanzas, 2019).

Para efectos de esta investigación consideraré la información que se tiene disponible de la Superintendencia de Banca y Seguros, donde solo se encuentran registradas las instituciones reguladas; no se cuenta con información disponible de las ONG ni de las Cooperativas especializadas, estas últimas, son representadas por una organización de integración cooperativista FENACREP<sup>15</sup>

En la figura 7, de acuerdo con la información presentada por (ASOMIF, 2018)<sup>16</sup> se puede observar el crecimiento de la cartera de colocaciones año tras año, desde el 2015 al 2018, registrando un incremento del 12.12% entre el 2015 y el 2016, un 13,68% entre el 2016 y 2017 y, aunque con un crecimiento menor, del 8.72%.

Figura 7: Evolución de la cartera microfinanciera 2015 -2018



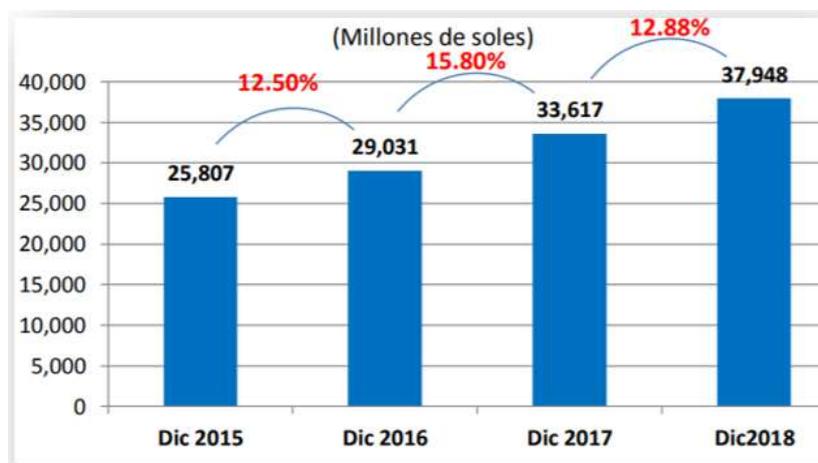
Fuente: Reporte ejecutivo microfinanciero ASOMIF– diciembre 2018

<sup>15</sup> Organización fundada abril 1959, que realiza actividades de representación, defensa, educación, asistencia técnica a las cooperativas de ahorro y crédito. <https://www.fenacrep.org/>

<sup>16</sup> ASOMIF – Asociación de Instituciones de Microfinanzas en el Perú. Institución que nace por un acuerdo de los miembros de las Cajas Rurales y Edpymes del Perú, para un fortalecimiento de los gremios.

En la figura 8, se observa un incremento constante de los depósitos del microempresario, teniendo una variación incremental del 12.5% del 2015 al 2016; incremento del 15.8% del 2016 al 2017 y del 12.88% a diciembre 2018. Los productos ofrecidos por esta banca, son los depósitos en ahorros, a plazos y CTS (compensación por tiempo de servicios), en muchos casos esta banca presenta atractivas tasas de interés. Vale mencionar, la importancia de este producto, toda vez que facilita la inclusión financiera de los microempresarios, permitiéndoles acceder al sistema financiero formal. (*Microscopio global de 2019: El entorno propicio para la inclusión financiera y la expansión de los servicios financieros digitales*, 2019), hace referencia a que el Perú, se encuentra entre los tres primeros países de Latinoamérica, junto con Colombia y Uruguay con los mejores desarrollos de su infraestructura para la inclusión financiera.

Figura 8: Evolución de los depósitos en las instituciones microfinancieras



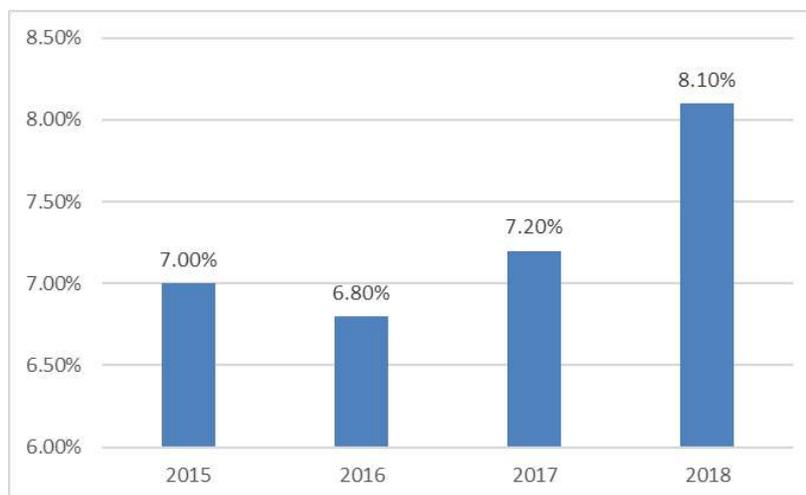
Fuente: Reporte ejecutivo microfinanciero ASOMIF– diciembre 2018

A continuación, en el gráfico 11, se observa la evolución de la calidad de la cartera de las instituciones microfinancieras entre los años 2015 y 2018; indicador clave para este trabajo de investigación, donde lo analizaremos a profundidad. Este indicador muestra que a partir del 2016 en adelante la calidad de la cartera de alto riesgo<sup>17</sup>, se ha venido

<sup>17</sup> Cartera de alto riesgo: Según SBS es la cartera vencida + cartera refinanciada/reestructurada + cartera en cobranza judicial – Glosario de términos

deteriorando en todo el sistema microfinanciero, esto producto de diversos tipos de factores externos e internos, que será explicados más adelante.

Gráfico 12: Evolución de la calidad de cartera de las microfinanzas en el Perú



Elaboración propia: datos del reporte ejecutivo microfinanciero COPEME

#### 2.6.4. Indicadores de las instituciones de microfinanzas en el Perú - 2019

A continuación, presentaré información de las instituciones microfinancieras al cierre del 2019, estos cuadros los he elaborado, compilando la información del reporte financiero de (COPEME -Microfinanzas, 2019), donde se va a revisar con varios indicadores, cual es la situación reciente para este sector y sobre todo recalcar él porque, esta investigación tiene como alcance a las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, quienes han tenido una sostenida expansión en las últimas décadas.

En la tabla 3, que se presenta a continuación, se puede apreciar, con respecto a los saldos de cartera de créditos, que las CMAC, tiene un 50 % del total del mercado microfinanciero, seguido, muy por debajo por las Financieras especializadas y Mibanco, asimismo, el porcentaje de participación de las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC) y de las Edpymes tienen poca representatividad en el sistema.

Llama la atención que siendo el promedio de los créditos S/ 7.5 mil aproximadamente, en este sector, las CMAC están 1.5 veces más, es decir tienen un crédito promedio mayor que el resto, este es un indicador importante porque puede dar un indicio del tamaño de crédito que están ofreciendo. Con respecto a los depósitos vemos que los microempresarios direccionan más sus capitales a las CMAC, donde poseen el 58% del total de depósitos del todo el sector.

Tabla 3 : Cartera de créditos y depósitos - 2019

CARTERA Y DEPOSITOS DIC 2019	Mibanco		Financieras		CMAC		CRAC		EDPYMES		Totales
Saldo créditos Totales (Mill S/.)	10,630	22%	11,429	24%	23,577	50%	1,511	3%	415	1%	47,562
Saldo Crédito Promedio Total (S/.)	10,914	144%	5,041	66%	11,593	153%	8,341	110%	2,078	27%	7,593
Saldo Depósitos Total (Mill S/.)	8,339	21%	7,502	18%	23,393	58%	1,347	3%	-	0%	40,581

Elaboración propia: adaptadas de cifras presentadas por la SBS 2019

A continuación, en la tabla 4, se observa los indicadores de solvencia, apalancamiento, productividad y eficiencia; con respecto al apalancamiento (pasivo/patrimonio), las empresas están por encima de 4, (a excepción de las Edpymes), esto muestra la posible gran participación de las cuentas pasivas (depósitos y ahorros), igualmente las CMAC, son las que tienen un mayor apalancamiento. La composición de los depósitos/pasivos, en más del 90% las tienen las CMAC, seguida por las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC). El ratio, depósitos/cartera total se observa a las CMAC con el 99%, seguida por las CRAC, esto indica lo involucrado de las cuentas pasivas en el total de colocaciones.

Con respecto a la productividad y eficiencia, se observa, que más de 53 mil personas, laboran en estas instituciones, lo que es un indicador de empleabilidad en la industria microfinanciera, de los cuales el 42% laboran en las CMAC, siendo en estas mismas las que tienen el mayor saldo de créditos por empleado. Con respecto al número de créditos por empleado, son las Financieras especializadas las que tienen un mayor indicador, donde se entiende que por cada empleado estas tienen 154 créditos, seguido por las Edpymes con 127 créditos por empleado.

Para algunos autores, como Lozano (2007), indica 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 determinando calidad de esta” (p.173).

Si se compara el saldo de depósitos por empleados, son las CMAC las que tienen el mayor indicador, seguido muy de lejos por las demás instituciones. Esto reafirma la confianza que tienen los ahorristas en estas CMAC.

Tabla 4 : Indicadores de solvencia y productividad entidades especializadas en microfinanzas – 2019

	Mibanco	Financieras	CMAC	CRAC	EDPYMES
<b>SOLVENCIA Y APALANCAMIENTO</b>					
Pasivo / Patrimonio (N° veces)	5.7	4.3	6.6	5.1	1.2
Depósitos / Pasivos (%)	74.6	68.8	90.6	87.3	-
Depósitos / Cartera Total (%)	78.4	65.6	99.2	89.1	-
<b>PRODUCTIVIDAD Y EFICIENCIA</b>					
N° Empleados	11,663	14,677	22,626	2,450	1,569
Saldo Créditos / Empleado (Miles S/.)	911	779	1,042	617	264
N° Créditos / Empleado	84	154	90	75	127
Saldo Depósitos / Empleado (Miles S/.)	715	511	1034	550	-

Elaboración propia: Cifras presentadas por la SBS 2019

La tabla 5, presentada a continuación, muestra la calidad de la cartera de créditos por entidad especializada y la cobertura de provisiones; con respecto a la cartera de alto riesgo, (que se ha indicado, es la cartera vencida, más la cartera refinanciada/reestructurada, más la cartera en cobranza judicial), se observa, con mayor riesgo a las CRAC con el 11.5%, sin embargo, ya se ha indicado que estas instituciones participan con muy poco saldo de créditos en el sistema; seguida de estas, se observa a las CMAC, las que tienen el indicador de riesgo por impago de créditos, al más elevado con 8.80%.

Adicionalmente, se observa, que estas mismas instituciones no llegan al 100% de provisiones de cartera, (entiéndase por provisiones a la cobertura que constituyen las

instituciones por los préstamos impagados de los clientes), a más cobertura se tenga, más fortaleza tiene la institución. Se observa a Mibanco y a las Edpymes, que constituyen mayores coberturas.

Tabla 5 : Calidad de cartera por entidades especializadas en microfinanzas – 2019

CALIDAD DE CARTERA	Mibanco	Financieras	CMAC	CRAC	EDPYMES	Totales
Cartera en Alto Riesgo - Total (%)	6.40	6.90	8.80	11.50	6.40	7.90
Provisiones / Cartera en Alto Riesgo (%)	140	114	99	101	130	110

Elaboración propia: Cifras presentadas por la SBS 2019

El siguiente indicador, presentado en la tabla 6, está referido al comportamiento de las tasas de interés activa promedio de todo el sistema financiero peruano, esta información se presenta por tipo de crédito según el ente regulador. En este cuadro, se observa que los créditos de microempresas están en el promedio del 44% y 45%, y el de pequeña empresa entre el 22% y el 24%; cabe indicar que las instituciones microfinancieras especializadas, concentran casi toda su cartera entre estos dos tipos de créditos; la sobreoferta de instituciones, hace que las tasas de interés activas vengán a la baja en todos los tipos de créditos, tal como se aprecia en el siguiente cuadro entre los años 2018 y 2019.

Tabla 6 : Tasas de interés activas – Sistema Financiero Peruano

Tipo de crédito	Tasa Dic -19	Tasa Dic-18 %
Corporativo	3.97%	5.05%
Grandes Emp.	6.09%	6.46%
Medianas Emp.	9.53%	10.39%
Pequeñas Emp.	24.11%	22.20%
Microempresas	44.43%	45.33%
Consumo	45.41%	46.89%
Hipotecario	7.27%	7.95%

Elaboración propia: Cifras presentadas por la SBS 2019

De lo presentado, se ha revisado como ha sido la evolución de la microfinanzas en el Perú, y del comportamiento de las instituciones especializadas en este sector, tomando en consideración las cifras elaboradas y disponibles en la Superintendencia de Banca y Seguros en el Perú y de instituciones diversas que emiten reportes de interés para esta

investigación. A continuación, presentaré información sobre las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, grupo de instituciones que serán objeto de estudio en el presente trabajo de investigación.

## **2.7. Cajas Municipales de Ahorro y Créditos**

### **2.7.1. Antecedentes**

En el Perú existen diversas instituciones especializadas en la atención de la micro y pequeña empresa; como parte de estas, se encuentran las Cajas Municipales de ahorro y crédito, o con sus siglas (CMAC), estas rigen de acuerdo con la ley 26702, Ley General del Sistema financiero y del sistema de seguros y del sistema financiero peruano, aparecieron en los años ochenta. Una caja es una institución financiera regulada por el estado, de propiedad de los gobiernos municipales de cada provincia, que reciben depósitos y son especializadas en el otorgamiento de créditos a la micro y pequeña empresa en el Perú; económicamente buscan un crecimiento constante rentable y sostenible en el tiempo.

Romero (2010), indica que una Caja Municipal es “aquella institución que capta recursos del público y cuya especialidad consiste en realizar operaciones de financiamiento, preferentemente a las pequeñas y micro empresas”. Son entidades sin fines de lucro, todas ellas tienen autonomía, administrativa, financiera, económica, y participan de la descentralización de los servicios financieros, contribuyendo al desarrollo económico y social en el Perú.

Todas las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, tiene representación a través de la FEPCMAC<sup>18</sup> (Federación Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito), la misma que es una institución formada con autonomía económica, financiera y administrativa.

---

<sup>18</sup> FEPCMAC - Federación Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, se creó mediante decreto supremo N° 191 -86, y se rige por DS 157-90, que norma el funcionamiento de las CMAC en todo el país.

Esta institución brinda asesoría, apoyo legal y asegura la transparencia de la gestión operativa y administrativa, promoviendo las economías de escala.

## 2.7.2. Indicadores Cajas Municipales de Ahorro y Crédito

En total, son 12 instituciones las que conforman las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito; de acuerdo con los estados de situación financiera, mostradas en la tabla 7, tienen una cartera de créditos totales de 23,577 millones de soles, siendo la más representativa entre ellas, la Caja Municipal de Arequipa, ubicada en la zona sur del Perú. Sus activos totales están por los casi 30mil millones de soles, asimismo se observa un que los pasivos son de casi 26 mil millones, todas ellas con un patrimonio de 3.5mil millones de soles, lo que correspondería una ratio de 7,26 de apalancamiento financiero, explicado por la gran cantidad de los depósitos de los ahorristas.

Tabla 7 : Estado de Situación Financiera CMAC - (millones S/.)

ENTIDADES	ESTADO DE SITUACION FINANCIERA - DIC 2019			
	Cartera Total	Activo Total	Pasivo Total	Patrimonio
CMAC Arequipa	5,277	6,207	5,426	781
CMAS Cusco	3,101	3,775	3,232	543
CMAC Del Santa	95	172	144	28
CMAC Huancayo	4,505	5,124	4,499	626
CMAC Ica	1,101	1,381	1,166	215
CMAC Lima	365	463	370	93
CMAC Maynas	402	490	406	84
CMAC Paita	115	163	131	32
CMAC Piura	3,860	5,547	4,986	561
CMAC Sullana	2,238	2,934	2,632	302
CMAC Tacna	811	1,047	907	140
CMAC Trujillo	1,707	2,396	1,916	150
<b>Total</b>	<b>23,577</b>	<b>29,699</b>	<b>25,814</b>	<b>3,555</b>

Elaboración propia: Cifras presentadas por la SBS 2019

De acuerdo con la tabla 8, Estado de resultados, se observa lo correspondiente a los ingresos y gastos de cada institución, dos indicadores llaman la atención, el de gastos operativos, que en promedio representa el 51% del total de los ingresos financieros; estos gastos incluyen lo concerniente a los de recursos humanos; la administración de los gastos operativos, se convierte en un pilar fundamental en cada institución microfinanciera; Lozano (2007), indica que “es recomendable que las microfinancieras cuenten con

procesos uniformes bien establecidos, mediante manuales y políticas escritas donde se expliciten los controles sobre aprobación administración y cobranza; estableciendo un perfil bien definido para la contratación de personal y manteniendo una capacitación constante” (p.182).

Este es el gran reto que tienen las cajas municipales, poder administrar correctamente la gestión de estos gastos, donde la dirección tiene que estar alineada con el fin de mejorar y optimizar los procesos. El otro indicador que llama la atención, es el de provisiones, representado por el 16% del total de ingresos, este indicador está relacionado directamente con el mal comportamiento de pago de los clientes.

Tabla 8 : Estado de resultados CMAC- (Millones S/.)

ENTIDADES	ESTADO DE RESULTADOS (EGYP) -Diciembre 2019									
	Ingreso Financiero		Gastos Financieros		Gastos Operativo		Provisiones		Utilidad Neta	
CMAC Arequipa	1,065	22%	220	21%	478	45%	192	18%	139	13%
CMAS Cusco	568	12%	139	24%	271	48%	70	12%	78	14%
CMAC Del Santa	26	1%	7	28%	21	80%	3	11%	-4	-14%
CMAC Huancayo	848	18%	203	24%	431	51%	115	14%	103	12%
CMAC Ica	232	5%	54	23%	115	49%	33	14%	27	11%
CMAC Lima	92	2%	18	20%	56	61%	27	29%	2	2%
CMAC Maynas	90	2%	21	24%	50	56%	11	13%	7	7%
CMAC Paíta	38	1%	8	21%	26	67%	6	17%	-0	-1%
CMAC Piura	821	17%	220	27%	429	52%	130	16%	66	8%
CMAC Sullana	441	9%	157	36%	237	54%	95	21%	1	0%
CMAC Tacna	162	3%	47	29%	80	49%	47	29%	-4	-3%
CMAC Trujillo	361	8%	84	23%	204	57%	49	14%	34	9%
<b>Total</b>	<b>4,744</b>	<b>100%</b>	<b>1,177</b>	<b>25%</b>	<b>2,396</b>	<b>51%</b>	<b>777</b>	<b>16%</b>	<b>447</b>	<b>9%</b>

Elaboración propia: Se toman los datos presentados por la - SBS 2019

Otro indicador que llama la atención es el de provisiones, 16% en promedio del total de los ingresos, este indicador está relacionado directamente con la morosidad que presentan las instituciones. La importancia de este indicador está relacionada con el objeto de estudio de la presente investigación.

En la siguiente tabla 9, se observa la participación de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito agrupados por sectores económicos, como se ha referido anteriormente, el objetivo de estas instituciones es el tener un impacto económico y financiero, en los sectores de producción, comercio y servicios.

De lo presentado, se observa que poco más del 83% de sus operaciones de créditos, se concentran en los sectores de comercio y servicios, y con una participación en el sector producción del 9.1%, y agropecuario con el 7.8%. Se observa, una gran oportunidad para que estas instituciones puedan dirigir sus operaciones en apoyar más la agroindustria y el sector producción, toda vez que en son en las provincias donde se tiene mayor actividad agropecuaria y productiva.

Tabla 9 : Participación - Sector Económico CMAC

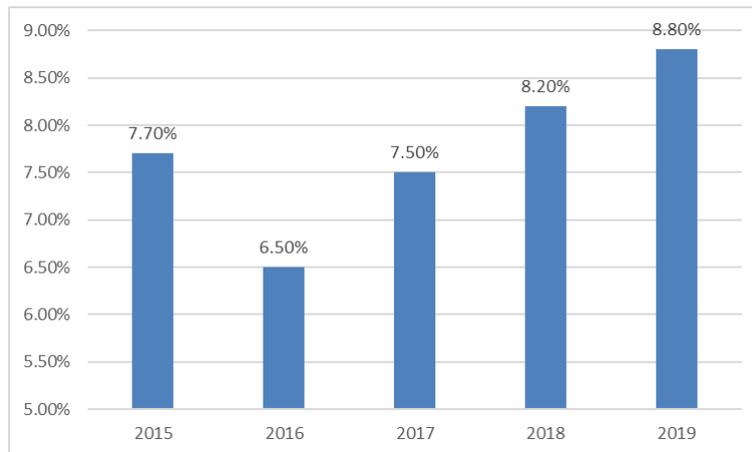
ENTIDADES	SECTORES ECONÓMICOS - DIC 2019			
	Agropecuario	Producción	Comercio	Servicios
CMAC Arequipa	5.0%	9.8%	45.0%	40.2%
CMAS Cusco	6.1%	10.3%	38.6%	45.1%
CMAC Del Santa	13.2%	5.3%	52.1%	29.4%
CMAC Huancayo	4.9%	13.1%	33.5%	48.4%
CMAC Ica	9.4%	5.9%	22.0%	62.7%
CMAC Lima	2.1%	7.5%	40.9%	49.5%
CMAC Maynas	4.2%	5.2%	45.9%	44.7%
CMAC Paita	15.0%	13.5%	51.2%	20.3%
CMAC Piura	9.5%	10.7%	41.5%	38.3%
CMAC Sullana	11.8%	11.3%	51.1%	25.7%
CMAC Tacna	7.0%	9.4%	47.2%	36.3%
CMAC Trujillo	5.6%	7.1%	41.4%	46.0%
<b>Total</b>	<b>7.8%</b>	<b>9.1%</b>	<b>42.5%</b>	<b>40.6%</b>

Elaboración propia: Se toman los datos presentados por la - SBS 2019

A continuación, se presenta en la tabla 12, la evolución de la cartera de alto riesgo en las CMAC, (considerando a los créditos vencidos, los créditos refinanciados y los créditos en cobranza judicial); el incremento de este indicador de riesgo es constante durante los últimos cuatro años. Precisamente el fin de esta investigación es determinar, cuáles son los principales factores que impactan en el crecimiento de este indicador de estas instituciones.

Se entiende que esta cartera en riesgo, traducida en un indicador por incumplimiento de pago, puede llevar a las instituciones a tener problemas en su sostenibilidad financiera y económica ya que se incrementaría su nivel de gastos por provisiones de créditos. El conocer estos indicadores y al analizar cuáles son factores determinantes, llevará a tener una mejor gestión de riesgos y por ende mejor toma de decisiones empresariales.

Gráfico 13: Cartera de Alto Riesgo – evolución CMAC



Elaboración propia: Se toman los datos presentados por la - SBS 2019

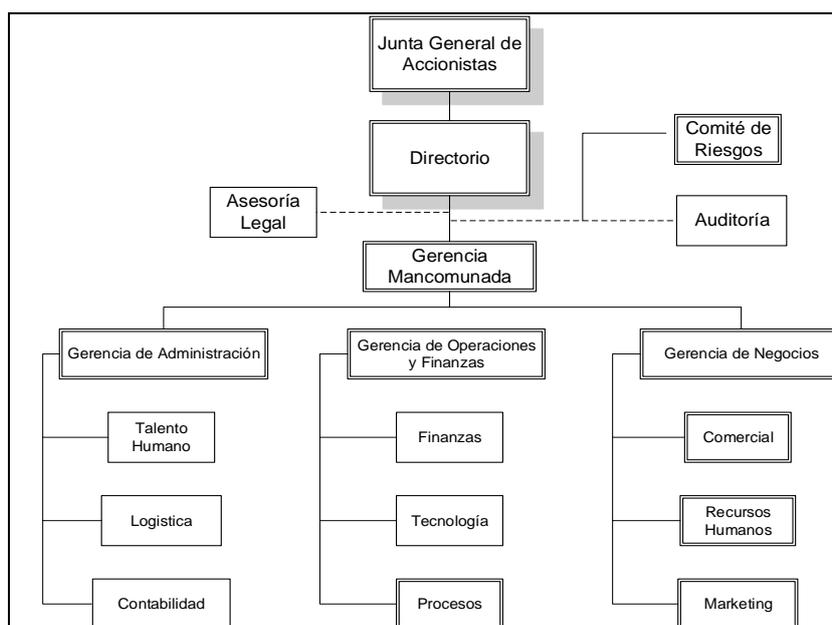
En el gráfico14, se presenta un organigrama modelo de cómo es la estructura interna de una CMAC, en ellas, a diferencia de las instituciones financieras tradicionales, donde la empresa está dirigida por una gerencia general, en este tipo de empresas se presenta una gerencia mancomunada<sup>19</sup>, trabajando en modo coparticipativo entre las gerencias de negocios, administración y finanzas-operaciones, todas orientas a un solo fin.

Osorio (2015), en una investigación publicada indica una conclusión para tener en cuenta, “la elevada rotación de la gerencia mancomunada en una caja municipal de ahorro y crédito, no permite un adecuado planeamiento a largo plazo, debido al bajo cumplimiento del plan estratégico” (p.117).

---

<sup>19</sup> Mancomunado está referido a la acción de mancomunar, proviene del latín “mancomun”, cuyo significado es manos comunes o conjuntas, aludiendo a lo que se hace de modo coparticipativo en vistas de un único fin. Fuente: <https://deconceptos.com/ciencias-juridicas/mancomunado>

Gráfico 14: Organigrama Cajas Municipales de Ahorro y Crédito



Elaboración propia: Adaptado de diferentes organigramas revisados CMAC

### 2.7.3. Aspectos Legales y Jurídicos

Desde 1976, el estado peruano ha establecido un Marco Legal para las micro y pequeñas empresas, tendiendo constantes cambios en su evolución, ver (Anexo 1), de acuerdo con el último Decreto Legislativo 28015<sup>20</sup>, emitido el 2003, se menciona que La ley de promoción y formalización de la micro y pequeña empresa, “es la ley marco vigente que tiene por objeto la promoción de la competitividad, formalización y desarrollo de las micro y pequeñas empresas para incrementar el empleo sostenible, su productividad y rentabilidad, su contribución al producto bruto interno, la ampliación del mercado interno y las exportaciones y las exportaciones a la recaudación tributaria”.

Respecto a las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, se crearon en mayo de 1980, publicado en Decreto Ley n° 23039, donde sus actividades se rigen por Decreto Supremo n° 157-90, el cual tiene un rango de ley, asimismo se rigen por la Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca y

<sup>20</sup> Ley de promoción y formalización de la micro y pequeña empresa a sus inicios fue una ley muy limitada por lo que posteriormente se modificó para que las microempresas aseguren competitividad y se puedan otorgar empleos en buenas condiciones.

Seguro, Ley 26702 y todas sus normas modificatorias<sup>21</sup>. Desde los años ochenta, las diversas instituciones municipales en todo el país, constituyeron las CMAC, las cuales operan en el sistema financiero peruano, el mismo que está regulado. A continuación, presentaré las leyes, resoluciones, normas que rigen para las CMAC.

### **Ley de Bancos 26702**

Ley general del sistema financiero y del sistema de seguros y orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros. Creada con la finalidad de permitir las condiciones favorables que puedan propiciar el sistema financiero peruano, sólido y competitivo. Entre los artículos que hace referencia a las CMAC indican.

- Artículo 13: Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito y Cajas Municipales de Crédito Popular se regirán por la legislación que les es propia y las normas que señala la presente ley.
- Artículo 286.- Operaciones Realizables: Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito pueden realizar las operaciones autorizadas por sus leyes especiales; entre otras las de captar ahorros del público y otorgar préstamos.

### **Resolución SBS 11356 – 2008 – Reglamento para la evaluación y clasificación del deudor y la exigencia de provisiones.**

En el Perú, se tiene al ente regulador de todas las instituciones financieras, incluidas las CMAC, la Superintendencia de Banca, Seguro y AFP, en su “Reglamento para la evaluación y clasificación del deudor y la exigencia de provisiones”<sup>22</sup>, presenta, tomando en consideración a los días de atraso, la calificación crediticia que cada deudor debe de tener. A mayor días de incumplimiento de pago, mayor será la constitución de provisiones que cada institución deba hacer; así por ejemplo en las tablas 10 y 12, que se muestran a continuación, se observa la información correspondiente indicada por la norma para los clientes de la micro y pequeña empresa en el Perú.

---

<sup>21</sup> Oficio 9017 – 2017 – Superintendencia de Banca Seguros y AFP – República del Perú.

<sup>22</sup> Resolución Superintendencia de Banca, Seguro y AFP – N° - 11356. Recuperado en: [http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/pfrpv\\_normatividad/20160719\\_Res-11356-2008.pdf](http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/pfrpv_normatividad/20160719_Res-11356-2008.pdf)

La presente norma, muestra a dos grandes grupos de tipos de créditos:

- Deudor Minorista: Denominado a la persona natural o jurídica que cuente con créditos directos o indirectos clasificados como de consumo (revolventes y no revolventes), Microempresas, Pequeñas empresas o Hipotecarios para vivienda. Aquí se encuentra el microempresario.
- Deudor No Minorista: Persona natural o jurídica que cuenta con créditos directos o indirectos a Corporativos, a Grandes Empresas o a Medianas Empresas.

Tabla 10 : Resolución SBS n° 11356-2008 – Según tipo de crédito.

Tipos de crédito	Características
Pequeñas empresas	<p>Personas naturales o jurídicas.</p> <p>Nivel de endeudamiento en sistema financiero es <math>&gt; S/ 20,000</math> pero no <math>&lt; S/ 300,000</math> en los últimos seis meses.</p>
Microempresas	<p>Personas naturales o jurídicas.</p> <p>Nivel de endeudamiento en sistema financiero es no <math>&lt; S/ 20,000</math> en los últimos seis meses.</p>

Elaboración propia. Adaptado de Resolución SBS n° 11356-2008. Se ha tomado en cuenta solo a lo correspondiente a la micro y a la pequeña empresa, tener en cuenta que se tiene otros tipos de créditos, como, la banca corporativa, la gran empresa, mediana empresa, créditos de consumo e hipotecario para vivienda.

En la tabla 11, se menciona cual es la estructura de los préstamos por tipo de crédito de todas las CMAC, según la clasificación de la SBS, en ella se observa que los créditos de microempresa y pequeña empresa, suman un 62%, (dentro de estos tipos de créditos se encuentran los destinados al capital de trabajo), asimismo un 21.4% de los microempresarios destina la deuda al consumo, y un 6.4%, es destinado a las compras de sus viviendas. Parte de esta investigación es analizar porque las CMAC, están entregando, en algunos casos, créditos de montos altos, clasificados por la SBS como los deudores no minoristas, que es precisamente una de las variables que se va a considerar en este trabajo.

Tabla 11 : Estructura por tipo de crédito - CMAC

ENTIDADES	TIPO DE CRÉDITO - ESTRUCTURA DICIEMBRE 2019						
	Corporativo	Gran Empresa	Mediana Empresa	Pequeña Empresa	Micro empre	Consumo	Hipotecario
CMAC Arequipa	4.8%	0.0%	3.6%	43.4%	21.9%	21.7%	4.5%
CMAS Cusco	-	0.3%	10.1%	40.7%	17.6%	26.6%	4.7%
CMAC Del Santa	-	-	11.4%	43.7%	25.7%	19.2%	-
CMAC Huancayo	0.9%	0.1%	4.7%	39.1%	22.4%	24.0%	8.8%
CMAC Ica	0.3%	0.0%	3.3%	45.0%	18.6%	27.7%	5.1%
CMAC Lima	0.2%	-	19.1%	26.3%	10.5%	35.1%	8.8%
CMAC Maynas	4.8%	0.5%	11.6%	38.1%	16.4%	24.0%	4.6%
CMAC Paíta	-	-	4.0%	38.3%	36.2%	21.5%	-
CMAC Piura	-	1.2%	19.9%	42.6%	18.8%	12.2%	5.3%
CMAC Sullana	-	0.4%	8.8%	48.1%	17.3%	15.7%	9.7%
CMAC Tacna	-	0.1%	5.4%	47.1%	17.0%	29.0%	1.3%
CMAC Trujillo	2.6%	0.0%	5.1%	44.0%	16.9%	20.3%	11.1%
<b>Total</b>	<b>1.5%</b>	<b>0.3%</b>	<b>8.4%</b>	<b>42.4%</b>	<b>19.6%</b>	<b>21.4%</b>	<b>6.4%</b>

Elaboración propia: Se toman los datos presentados - SBS 2019

La Resolución 11356, también indica sobre las provisiones que deben de constituir las empresas del sistema financiero por cada tipo de crédito (estas provisiones se constituyen según la clasificación del cliente), se entiende por provisión, a la cantidad de dinero que debe de “guardar” la empresa, como cobertura de un no pago del crédito y este debe de ser considerado como un gasto en los estados de resultados de las entidades financieras. Estas provisiones pueden ser:

- **Provisión Genérica:** Las provisiones genéricas son aquellas que se constituyen de manera preventiva, con relación a créditos directos clasificados en categoría normal.
- **Provisión Específica:** Son aquellas que se constituyen de manera preventiva con relación a los créditos directos y se aplican a los créditos de clientes clasificados en categorías de riesgo mayor a Normal.
- **Provisión Procíclica:** Se trata de un componente en porcentaje adicional que se le aplica a la categoría normal, siempre y cuando, el promedio de variación en porcentaje del Producto Bruto Interno (PBI)<sup>23</sup> en los últimos años sea mayor a 5%.

<sup>23</sup> PBI. - es el valor de todos los bienes y servicios que se producen en un período de tiempo en el país.

Cabe indicar que este componente a pesar de estar vigente no está activo por que la economía en el Perú se encuentra muy por debajo del 5% del PBI.

Tabla 12 : Clasificación Crediticia según Resolución SBS n° 11356 - 2008

Categorías de clasificación crediticia y por días de atraso	Tasa de provisión	
	Genérica	Específica
Normal (de cero a 8 días)	1%	-
Problemas potenciales (de 9 a 30 días)	-	Entre 5% y 1.25%
Deficiente (de 31 a 60 días)	-	Entre 25% y 6.25%
Dudoso (de 61 a 120 días)	-	Entre 60% y 15%
Pérdida (más de 120 días)	-	-

Elaboración propia. Adaptado de Resolución SBS n° 11356-2008.

A continuación, se presenta la clasificación crediticia de las principales entidades microfinancieras al cierre de diciembre 2019, en ella se observa que las CMAC son las entidades cuyo indicador de clasificación normal es el más bajo, al igual que el indicador de pérdida es el más alto entre las demás instituciones especializadas. Esta información, muestra una vez más el problema que está sucediendo con el tema del indicador de morosidad por días de atraso de las CMAC, cuya relación e impacto está directamente relacionado con el riesgo de crédito.

Tabla 13: Clasificación crediticia CMAC comparadas - 2019

	Mibanco	Financieras	CMAC
Participación	22%	24%	50%
NOR (A)	91.68%	88.46%	87.88%
CP (B)	1.87%	3.02%	2.83%
DEF (C)	1.11%	2.11%	1.51%
DUD (D)	2.00%	3.32%	2.10%
PER (E)	3.34	3.08%	5.68%

Elaboración propia: adaptada información SBS diciembre 2019

## **Resolución SBS 37 – 2008 – Reglamento de la Gestión integral de Riesgo.**

Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, están sujetas a esta resolución emitida por el ente regulador. En ella explica todas las definiciones de los diferentes Riesgos que tienen las entidades financieras, (las mismas que serán utilizadas en el marco teórico de la investigación), refiere a como se debe realizar la gestión de riesgos en todas las instituciones financieras. Como parte de sus componentes, de acuerdo con esta norma son:

- Tener un Ambiente Interno con valores y normas éticas, moral de sus funcionarios, una adecuada infraestructura organizacional.
- Establecimiento de objetivos: Todos los objetivos deben estar alineados a la misión y visión de las instituciones.
- Identificar los riesgos: Proceso en el cual deben de identificar riesgos internos o externos.
- Evaluar los riesgos: Las empresas tienen que evaluar, sus riesgos, ver el impacto negativo que pueda tener en ellas.
- Tratamiento: Proceso en el cual se considera el apetito y la tolerancia al riesgo de la institución.
- Información y comunicación: Proceso en el cual se transmite la información apropiada y oportuna, tanto para personal interno o externo.
- Monitoreo: Proceso donde se realiza una evaluación continua sobre la gestión de riesgos.

(“Superintendencia de Banca, Seguro y AFP,” 2008), dentro de sus disposiciones generales indica: Este reglamento: “También será de aplicación a las Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones (AFP), Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC), la Caja Municipal de Crédito Popular, el Fondo de Garantía para Préstamos a la Pequeña Industria (FOGAPI), el Banco de la Nación, el Banco Agropecuario, la Corporación Financiera de Desarrollo (COFIDE), el Fondo MIVIVIENDA S.A., las Derramas y Cajas de Beneficios bajo control de la Superintendencia, la Federación Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (FEPCMAC) y el Fondo de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (FOCMAC), en tanto no se contrapongan con las normativas específicas que regulen el accionar de estas empresas”.

## **ENIF (Estrategia Nacional de Inclusión Financiera)**

Es un instrumento de política de Estado, creado por el Ministerio de Economía y Finanzas en el Perú, y está conformado por una comisión multisectorial que permiten conocer el grado de servicios financieros y su acceso a estos, con el fin de promover la inclusión financiera en el Perú. De acuerdo con la información revisada, el estado peruano creó políticas para incentivar la inclusión financiera, a continuación, un extracto de lo indicado en norma:

El Estado Peruano asumió el compromiso en diversos foros de discusión mundial, de priorizar la inclusión financiera en la agenda nacional, y de establecer los mecanismos necesarios que permitan articular la labor de los agentes involucrados para alinear esfuerzos hacia objetivos comunes. A partir de ello, se generó la necesidad de establecer los lineamientos necesarios para articular las políticas e intervenciones promotoras de inclusión financiera, así como contar con una estructura de coordinación al más alto nivel que asegure la institucionalidad necesaria para mantener la continuidad de las políticas de inclusión financiera. (ENIF, 2015, p.3)

En este contexto las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito vienen a ser parte de las instituciones que deben de cumplir con lo especificado en la norma, y son precisamente estas instituciones, las que nacieron con ese fin, de atender a las personas con bajos recursos, insertándolos al sistema financiero, con otorgamiento de créditos o con el ofrecimiento de tener depósitos. El enfoque de las CMAC, va alineado a lo que impulsa el gobierno peruano.

El objetivo de esta estrategia diseñada por el gobierno, es aumentar el bienestar económico de las personas con pocos recursos, con el fin de generar su inclusión financiera. De acuerdo con lo señalado en esta estrategia, son cinco los objetivos establecidos:

- Objetivo Prioritario 1: Generar una mayor atracción y confianza de todos los segmentos de la población en el sistema financiero.
- Objetivo Prioritario 2: Contar con una múltiple oferta de servicios financieros suficiente y adecuada a las necesidades de la población.
- Objetivo Prioritario 3: Mitigar las fricciones en el funcionamiento del mercado.

- Objetivo Prioritario 4: Desarrollar infraestructura de telecomunicaciones y plataformas digitales para incrementar la cobertura de servicios financieros.
- Objetivo Prioritario 5: Fortalecer los mecanismos de articulación de esfuerzos institucionales. (información obtenida de la página oficial - ENIF)

## **2.8. Resumen del capítulo**

En este capítulo, se ha explicado cuales fueron los antecedentes de las microfinanzas en el mundo, la importancia del nacimiento del primer banco dirigido a los más pobres, los diferentes tipos de enfoque que han tenido las microfinanzas, convirtiendo el otorgamiento de créditos como uno de los mecanismos más efectivos para reducir la pobreza en el mundo; asimismo como ha sido la evolución de las microfinanzas en Latinoamérica, donde el Perú es uno de los países con mayor participación en la atención de este sector.

La microempresa y las microfinanzas en el Perú han evolucionado mucho en las últimas décadas, su presencia es fundamental para el crecimiento en la economía, el 99% de las empresas en el Perú corresponden a la micro y pequeña empresa, estas participan del 40% del PBI. Hoy en día existe una sobreoferta de instituciones especializadas que participan en este sector.

Como parte de estas instituciones se ha observado la gran importancia de la participación de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el desarrollo de las microfinanzas en el Perú, (con aproximadamente el 50% del total de créditos otorgados por todas las instituciones especializadas). De estas CMAC, se ha presentado los antecedentes, información sobre sus estados financieros principales, la estructura de participación en los diferentes sectores económicos, así como su estructura interna, haciendo énfasis en el crecimiento de los indicadores de la cartera de alto riesgo producto del incumplimiento de pago. El presente trabajo de investigación, se va enfocar en identificar los factores determinantes que influyen en la morosidad de estas instituciones. A continuación, se presentará los sustentos teóricos de los temas que se desarrollarán en esta tesis.

## CAPITULO III: MARCO TEORICO

### **3.1. Bases Teóricas**

Hernandez y Mendoza (2018), mencionan que “el marco teórico es una etapa y un producto, esta etapa implica la inmersión en el conocimiento existente y disponible, que debe estar relacionado con el planteamiento del problema” (p.70). Por su parte, Arbaiza (2014) en su libro, “Como elaborar una tesis de grado”, menciona que “el propósito principal de la construcción del marco teórico reside en determinar la perspectiva teórica desde la cual se desarrollará la tesis” (p.81).

Esta investigación está enfocada en identificar cuáles son los factores determinantes que impactan en el Riesgo de Crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en los periodos del 2016-2019, por lo que a continuación se presentan las bases teóricas de esta investigación.

La definición de micro y pequeña empresa, puede tener diversos criterios y metodologías de clasificación en el mundo. Para esta investigación se utilizará la correspondiente definición establecida en la legislación peruana.

En el Perú, la (Ley 28015, 2003)<sup>24</sup>, Ley de la promoción y formalización de la micro y pequeña empresa, en el artículo 2, establece: “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, tiene por objeto desarrollar diversas actividades entre las cuales pueden ser la extracción, transformación, producción, comercialización de bienes o prestación de servicios”.

Es importante el desarrollo de la micro y pequeña empresa en el Perú, la ley establece el objetivo principal, que es la promoción, competitividad, y a la formalización de las micro

---

<sup>24</sup> Ley promulgada el 3 de julio 2003 – Disposiciones Generales.

y pequeñas empresas, estas a través de un empleo sostenible, contribuyen en su productividad y por ende el producto bruto interno del país.

La Superintendencia de Banca y Seguro en su Resolución SBS 11356-2008, establece que en el sistema financiero la micro y pequeña empresa están regidos por:

- Microempresas: Personas naturales o jurídicas, cuyo nivel de endeudamiento en el sistema financiero es menor a los 20,000 soles, en los últimos 6 meses.
- Pequeña empresa: A las personas naturales o jurídicas cuyo nivel de endeudamiento es mayor a los 20,000 soles, pero menor a los 300,000 soles.

La descripción total por tipo de crédito que establece la SBS, se presenta en el Anexo 2.

El mercado objetivo, al cual están direccionadas las instituciones microfinancieras en el Perú, es a un grupo de clientes emprendedores, que tienen características determinadas y una necesidad específica de servicio financiero.

Las instituciones microfinancieras en el Perú, ofrecen préstamos a clientes que tienen bajos ingresos, muchos de ellos tienen sus negocios independientes o se presentan como microempresarios. Estos clientes no han sido atendidos por la banca comercial tradicional por presentar un mayor riesgo de impago, ello por características comunes como, no presentar garantías, no presentar información financiera, por ende, el riesgo es un factor importante que deben controlar las instituciones que se dedican a este sector.

Ledgerwood (2000), en su libro publicado, manual de microfinanzas, establece que “la meta de las Instituciones microfinancieras como organizaciones de desarrollo es atender diversas necesidades financieras de los mercados no atendidos o subatendidos, de tal manera que puedan satisfacer sus objetivos de desarrollo” (p.40). Asimismo, identifica que estos objetivos son: el de reducir la pobreza, potenciar a las mujeres o a los segmentos de población que se encuentran en desventaja, crear empleos, incentivar el desarrollo de nuevas empresas, y ayudar a las que ya existen a crecer.

De lo revisado, el estado promueve un entorno favorable para la ayuda en la formalización y promoción de la micro y pequeña empresa en el Perú, estableciendo un marco legal para ellos, y este mercado institucional se encuentra regulado por la Superintendencia de Banca y Seguros; El mercado objetivo de estas instituciones microfinancieras, generalmente son aquellos microempresarios, que se encuentran afuera de los mercados, que tienen puestos fijos en centros de abastos, asimismo, los que pertenecen a mercados de abastecimiento, mercados minoristas o fabricantes independientes.

### **3.1.1. Riesgo de Crédito**

La actividad microfinanciera se ha vuelto un pilar básico para la economía, esta actividad permite a los clientes que se dedican a actividades comerciales individuales puedan incrementar la rentabilidad de sus negocios, a través del acceso al crédito. En el Perú son muchas las instituciones que participan en este sector, existiendo a la fecha una sobreoferta de productos financieros ofrecidos por estas entidades.

Debido a esta competitividad el factor riesgo se ha convertido en un factor estratégico para todas las instituciones, en cara a mejorar su rentabilidad y posicionamiento, y en algunos casos hasta su sostenibilidad.

El riesgo existe en toda inversión, Ross, Westerfield y Jafee (2012), presentan al riesgo en dos componentes: Riesgo sistemático y riesgo no sistemático. Un riesgo sistemático o también llamado riesgo no diversificable es cualquier riesgo que afecta un gran número de activos producto de riesgos que la empresa no puede controlar, por ejemplo, desastres naturales, huelgas, pandemias y riesgo no sistemático o diversificable, es un riesgo que afecta específicamente un solo activo o un pequeño grupo de activos, estos riesgos si pueden ser controlables por la empresa.

En este caso, el Riesgo de Crédito se encuentra enmarcado dentro de los riesgos no diversificable o sistemáticos, puesto que este riesgo también puede estar afectado por tendencias en el mercado, tal como se apreciará en el estado de la cuestión. Para esta

investigación, nuestro alcance está relacionado a los factores internos que puede gestionar la entidad microfinanciera.

Con respecto al Riesgo de Crédito, de acuerdo a lo señalado por el ente regulador, en el Perú, la Superintendencia de Banca y Seguro, lo define como “Riesgo de crédito la posibilidad de pérdidas por la incapacidad o falta de voluntad de los deudores, contrapartes, o terceros obligados, para cumplir sus obligaciones contractuales registradas dentro o fuera del balance” (“Superintendencia de Banca, Seguro y AFP,” 2008, p.6). de acuerdo con lo que establece el ente regulador

Según Lara (2014) “el riesgo de crédito es el más antiguo y probablemente el más importante que enfrentan los bancos. Se puede definir como la pérdida potencial producto del incumplimiento de la contraparte en una operación que incluye un compromiso de pago” (p.16).

El riesgo de crédito está determinado por una tasa de morosidad, indicador importante para conocer la calidad de la cartera de las instituciones. Según Vela *et al.*(2012), nos indican que “en las instituciones microfinancieras los préstamos no están generalmente respaldados por una garantía realizable, de modo que la calidad de la cartera es el indicador más importante, para la sostenibilidad a largo plazo porque la mayor fuente de riesgo está en sus carteras de créditos”(p. 9).

El control de la calidad de la cartera es fundamental en las instituciones microfinancieras. Vela *et al.*(2012) hacen referencia que los préstamos morosos desempeñan roles críticos en los gastos, les afecta en los flujos de efectivo, en los ingresos y en la rentabilidad de la IMF. Mientras más esfuerzos y recursos se empleen en la recuperación de los créditos, se tendrá menos recursos disponibles para poder atender las operaciones; sin embargo, los efectos más significativos que se tiene es que cuando no se paga el capital del préstamo, las instituciones financieras tienen que generar provisiones, y estos se ven directamente reflejados como gastos en el estado de ganancias y pérdidas, por lo que afecta a las cuentas patrimoniales y cuentas de resultados.

Aguilar, Camargo y Morales (2004), indican, “El riesgo de crédito es el tipo de riesgo más importante al que debe hacer frente cualquier entidad financiera. Un indicador del riesgo crediticio es el nivel de morosidad de la entidad, es decir, la proporción de su cartera que se encuentra en calidad de incumplimiento” (p.3). Los autores señalan que un indicador del riesgo de crédito es el nivel de morosidad (que son los créditos con atrasos en sus pagos), el cual será considerado en la presente investigación.

Ledgerwood (2000), en su libro “Manual de Microfinanzas”, hace referencia que los riesgos de crédito en microfinanzas, desempeñan un papel importante en los flujos de efectivo, gastos y rentabilidad de las instituciones. Asimismo, indica que la calidad de la cartera depende de muchos factores como la administración en el número de clientes, (número de préstamos activos por oficial de crédito), el crecimiento desmedido de la cartera de créditos, el incremento del monto promedio de las operaciones, políticas crediticias,

Larralde, Real y Viana (2011), indican que el riesgo de crédito afecta directamente a las potenciales ganancias o pérdidas en el patrimonio, debido a que la contraparte o deudor incumpla con el pago de sus obligaciones pactadas en sus contratos con la entidad. Los autores manifiestan que este riesgo se encuentra en todas partes donde el pago de la operación dependa del comportamiento de los prestatarios.

De acuerdo con información publicada en un diario importante en el Perú, señala que ante un menor crecimiento de la economía y su influencia en los empleos y en las ventas de las empresas, afecta el riesgo de crédito de las instituciones financieras. Según la Superintendencia de Banca, Seguro y AFP (SBS), las cifras reportadas por los bancos y las cajas municipales de ahorro y crédito, con respecto a la participación de créditos atrasados (incobrables), registraron aumentos significativos en el último año (Castillo, 2019).

Debido a eso, es la importancia de la gestión de riesgos en las instituciones dedicadas a otorgar préstamos a este sector, de acuerdo con información revisada sobre otros países, donde también se desarrollan las microfinanzas, Goldberg en su libro “Gestión de riesgo y creación de valor”, señala como las Instituciones Microfinancieras (IMF) en todo el

mundo han tenido que hacer frente a un conjunto de crisis financiera, política y los gerentes de las IMF han aprendido la importancia de la gestión de riesgos,(...) sobre todo porque su cartera de colocaciones es su activo más importante, siendo los riesgos de crédito y mercado los de mayor preocupación (Goldberg y Palladini, 2011, p.3).

En ese sentido, es muy importante para las instituciones financieras, y sobre todo las dedicadas a los microempresarios, la identificación del riesgo de crédito, tal es la importancia de este indicador, que permite estimar cuales pueden ser las posibles consecuencias en el deterioro de una cartera de créditos en el tiempo, donde al identificar los errores en una temprana etapa, permite tomar mejores decisiones que en el tiempo se verán reflejadas en mejores indicadores económicos y financieros.

De acuerdo con la literatura revisada, se observa que el riesgo de crédito es uno de los riesgos más importantes que afecta a las instituciones microfinancieras, más aún, en esta investigación que nos estamos enmarcando en las CMAC, que presentan un incremento año a año de su morosidad. Para esta investigación, el riesgo de crédito se va a considerar como un factor dependiente, teniendo en cuenta el nivel de morosidad de las instituciones.

Esta morosidad será medida como, la cartera de alto riesgo, siendo sus indicadores, la cartera vencida, más la cartera refinanciada/reestructurada, más la cartera en cobranza judicial. No se tomará en consideración los créditos castigados<sup>25</sup>, es decir las deudas irrecuperables.

Se denomina cartera vencida a aquellos créditos que tienen más de 30 días de impago en sus cuotas, como cartera refinanciada, a aquel crédito o financiamiento directo, en el cual se hayan producido variaciones o cambios en su contrato original ya sea en plazo o monto, y cartera en judicial, todos aquellos créditos que se encuentran en proceso de recuperación vía cobranza judicial (SBS, 2008).

---

<sup>25</sup> Los créditos castigados, para la SBS en el Perú, se consideran a aquellos créditos que han sido íntegramente provisionados, es decir tienen su calificación en pérdida y donde exista evidencia real de su irrecuperabilidad, y cuando por el monto, no justifique el inicio de una acción judicial.

En síntesis, las empresas microfinancieras al otorgar créditos, asumen diversos tipos de riesgos propias de la operación, siendo el riesgo de crédito el más importante de ellos, puesto que sus incrementos reflejados en indicadores de morosidad pueden llevar a serios problemas para la institución, como el disminuir su rentabilidad, y en un largo plazo poner en peligro su sostenibilidad financiera. Por lo tanto, el riesgo de crédito es la probabilidad de incumplimiento de pago de la deuda contraída y estipulado en los contratos firmados por los clientes. Este riesgo de crédito, para varios autores, está determinado por muchos factores, y es precisamente, la intención de esta investigación en determinar las más influyentes en este riesgo.

### **3.1.2. Factores propuestos como determinantes del Riesgo de Crédito**

En esta investigación se postula que la cartera promedio por deudor, (medido como la cartera total entre el número de prestatarios) tiene una relación positiva con el Riesgo de Crédito de las CMAC. Esto se obtiene a raíz de la información presentada en el Capítulo II, Tabla 3, “cartera de créditos y depósitos”, donde se observa que estas instituciones tienen el mayor crédito promedio de todo el sistema microfinanciero y esto puede tomarse como un posible riesgo en el enfoque del crédito que otorgan las CMAC. De acuerdo con la literatura revisada, esto puede estar asociado al cumplimiento de metas que tiene que realizar el asesor o funcionario de negocios, que, con el fin de alcanzar sus beneficios económicos, se ve en la necesidad de incrementar los montos de créditos a sus clientes.

Yunus (2008), en su libro, “El banquero de los pobres”, hace referencia que el primer banco especializado en este sector, (Grameen Bank), trajo el crédito a los pobres, a las mujeres, a los analfabetos, estuvo dirigido a personas que tenían un emprendimiento, este banco comenzó a otorgar créditos pequeños y que de esta manera los clientes puedan invertir ese dinero y obtener ingresos.

De acuerdo con lo presentado a lo largo de la investigación, las microfinanzas surgen debido a que las personas de bajos recursos, tenían barreras de acceso al crédito tradicional, en los países con ingresos altos serían pocos grupos de personas, sin embargo, en Perú, como se ha indicado, el 99% de las empresas, pertenecen a la micro y pequeña empresa. Asimismo, estos microempresarios tienen no solo barreras económicas, sino

barreras sociales, (porque entre ellos puede existir analfabetismo, poco conocimiento de estudios, poco o nada conocimiento del sector financiero), y también lo distante que se ubican las agencias bancarias tradicionales hasta sus comunidades.

Es por ello que la teoría nos dice que los montos de los créditos a otorgar en este sector, debe ser muy bajo, y el promedio de ellos deben de suponer que va dirigido a atender a este sector, sin embargo, de acuerdo con la problemática presentada, las CMAC tienen un saldo promedio alto, postulando así que este puede ser una causal directa del riesgo de crédito.

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).

Aguilar (2014), en su tesis doctoral “Dos estudios sobre las microfinanzas en el Perú”, 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, como el de una sobreoferta de entidades, provocando así, gran competitividad entre ellas, permitiendo a las CMAC competir con la banca financiera tradicional. Y esto sumado al redireccionamiento de algunos bancos tradicionales a la incursión de este segmento microfinanciero, (con la estrategia del *downscaling*), llevó aún más a que las CMAC incrementaran el monto de su colocación.

Este crecimiento elevado en la colocación de créditos, distorsiona el concepto por el cual fueron creadas las CMAC, que en su afán de competir con la banca tradicional, conlleva

a que pueda tener un mayor riesgo, puesto que los préstamos en el sector microfinanciero, no está respaldados de garantías a diferencia de la banca tradicional donde sus estándares de evaluación son más exigentes, más formales, tienen mayores productos financieros que ofrecer, asimismo cuentan con ingresos no financieros, sin embargo la banca microfinanciera tiene muchos problemas en la asimetría<sup>26</sup> en su información, es decir presenta mayores barreras de entrada al no tener, en muchos casos la información correcta que lleve al analista a evaluar bien su operación.

Vela *et al.* (2012), mencionan que la variable, crecimiento promedio de las colocaciones, es de mucho interés “puesto que cuando hay afán de aumentar la cuota en el mercado puede conllevar a que las instituciones financieras relajen sus controles y disminuya la calidad de 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).

Lara (2010), en su tesis doctoral refiere que cuando los prestamistas obtienen montos mayores a lo requerido, pueden aprovechar este oportunismo y direccionarlo a un destino diferente según lo acordado en su contrato inicial, pudiendo tener dificultades en su recuperación. Para evitar que suceda lo indicado por Lara, los asesores o funcionarios de las entidades microfinancieras, deben de realizar una evaluación rigurosa a sus clientes, con tal de disminuir la probabilidad de no pago. Esta es otra consecuencia a considerar en el incremento en el saldo de las colocaciones.

En síntesis, para efectos de esta investigación se define los indicadores de la cartera promedio por deudor, como la cartera total entre el total de prestatarios. Según el glosario de términos de la SBS<sup>27</sup>, se indica como cartera total, a los créditos vigentes (que se encuentran al día), más créditos vencidos (corresponde a la cartera de deudores con atrasos mayores a 30 días), más créditos refinanciados (operaciones que han sufrido cambios en su plazo o reducción de cuotas), más créditos en judicial (operaciones de

---

<sup>26</sup> Información asimétrica está referido cuando algunas de las partes, prestatarios o prestamistas no cuentan con la misma información de un producto.

<sup>27</sup> Glosario de términos SBS: <https://intranet2.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2015/Setiembre/SF-0002-se2015.PDF>.

crédito cuya gestión de cobranza se encuentra en proceso judicial) y como el total de deudores o prestatarios, a las personas naturales o jurídicas que tienen créditos con las empresas del sistema financiero, para nuestro caso aquellos que tienen deudas con las CMAC.

El sobreendeudamiento de los clientes, es otra de las variables que considero demostrar que tiene relación directa con el riesgo de crédito. Para Adrián Gonzales y Claudio Gonzáles –Vega en su publicación, “Sobreendeudamiento en las Microfinanzas Bolivianas”, indican que “El sobreendeudamiento es el surgimiento de dificultades de pago que pueden resultar de la falta de voluntad de pago, insuficiente capacidad de pago o necesidad de incurrir en acciones costosas para poder pagar” (González y González-Vega, 2003, p.13).

Rossi (2017), en su tesis doctoral “Regulación del endeudamiento y sobreendeudamiento del consumidor” define: “El sobreendeudamiento, es la situación de imposibilidad cierta, actual o futura de cumplir con las obligaciones generadas en relaciones de consumo en la que se encuentra un cliente de buena fe” (p. 92). Asimismo, hace referencia a que un cliente sobreendeudado no necesariamente implica que sea insolvente hoy, es decir a pesar de tener mayores gastos que ingresos, sino que en un futuro tenga dificultad en poder cumplir con sus obligaciones, postula a que un cliente puede estar sobreendeudado hoy, sin embargo, aún pueda tener capacidad de pago, eso sí, viéndose en una gran posibilidad de incumplir con sus pagos a futuro.

Según Schicks (2010), en su publicación *Microfinance Over-Indebtedness: Understanding its drivers and challenging the common myth*, “Sobreendeudamiento de microfinanzas, comprendiendo sus factores de impulso y desafiando los mitos comunes”, menciona sobre los problemas de sobreendeudamiento que están teniendo los clientes de este sector y sobre el papel importante que deben de tener las instituciones microfinancieras en el control del mismo.

*Over-indebtedness is a serious risk to the microfinance industry. First, it completely contradicts the sector's social mission. It can enhance the*

*poverty of microfinance customers, threaten their social position and even lead to psychological disorders and health problems. Second, at the latest when over-indebtedness triggers default, it represents a threat to the institutional sustainability of MFIs. As a third aspect, over-indebtedness is threatening to damage the reputation of the microfinance industry as such and have spill-over effects that would affect even healthy institutions and their customers (p. 24).*

El sobreendeudamiento, es un grave riesgo para la industria de las microfinanzas. Primero, contradice completamente la misión social del sector. Puede mejorar la pobreza de los clientes de microfinanzas, amenazar sus redes sociales, posición e incluso conducir a trastornos psicológicos y problemas de salud. Segundo, a más tardar cuando el sobreendeudamiento desencadena el incumplimiento, representa una amenaza para la sostenibilidad institucional de las IMF. Como tercer aspecto, el sobreendeudamiento amenaza con dañar la reputación de las microfinanzas, industria como tal que tienen efectos indirectos que afectarían incluso a instituciones saludables y sus clientes. (Traducción propia)

Este sobreendeudamiento es producto de la competencia de instituciones en el otorgamiento de créditos a este sector, siendo esta, cada vez más intensa. Donde las entidades desatan agresividad en la compra de deudas para quitarse a los clientes. De acuerdo con lo mencionado por uno de los diarios importantes de Lima, Gestión, ahora los bancos y financieras que dan microcréditos ofrecen tasas de interés cada vez más bajas. Donde las entidades financieras tratan de ganar mayor participación de mercado, muchas veces a costa de los clientes, tal como lo menciona Elizabeth García en su artículo publicado: “Se desata agresiva compra de deuda en campaña navideña” (García, 2019).

Goldberg y Palladini (2011), en su libro publicado, “Gestión de Riesgos y la creación de valor para la microfinanzas”, hacen referencia a que las instituciones deben de tener cuidado en el ofrecimiento de productos financieros, puesto que el diseño de un producto equivocado puede conducir al desastre financiero de un cliente, porque dicho producto no coincide con sus necesidades; estos préstamos pueden ser tan grandes que pueden conducir al sobreendeudamiento, el cliente, en una etapa temprana, puede tener la mayor voluntad y capacidad de pago, sin embargo, en el tiempo tendrá dificultades.

Este sobreendeudamiento realizado muchas veces por las mismas entidades al otorgar créditos a un mismo cliente, ya sea como una nueva institución u otorgándole un crédito en paralelo al ya vigente, pueden llegar a conducir a que los deudores no puedan pagar, generando así una posible morosidad, la misma, que es impactada en las provisiones de la institución y por ende afectar la rentabilidad. Para efectos de la presente investigación se considera que un cliente se encuentra sobreendeudado cuando trabaja de manera simultánea con más de 3 entidades financieras, (se considera este número como el estimado de acuerdo con políticas crediticias y que será validado en encuestas a expertos)

En el artículo propio publicado en una revista indexada brasilera, Toledo (2018), menciono que este sobreendeudamiento sucede en muchos casos cuando el cliente llega a tener deudas en forma simultánea con diversas entidades microfinancieras. En experiencia propia, he observado deudores hasta con 13 (trece) entidades financieras trabajando al mismo tiempo. Esta situación se origina muchas veces por la sobreoferta de instituciones y el objetivo de cada una en incrementar su número de clientes, muchos supervisores de los analistas o asesores de crédito tienden a exigir el cumplimiento de metas, y en la desesperación por colocar el crédito, muchas veces, relajan su evaluación, incrementan líneas de crédito, solicitan bajar las tasas de interés, es decir se llega a convertir en una práctica insana.

Otra variable a considerar en esta investigación, es la probabilidad de default de la cartera, la misma que tendría un impacto positivo en el riesgo de crédito de las CMAC. Peña (2013), indica que la probabilidad de default “se refiere a la solvencia del prestatario, y mide la probabilidad de que el deudor no abone al pago de su crédito durante un horizonte de tiempo específico” (p.9). Para estimar esta probabilidad se debe de analizar el comportamiento del deudor hasta que la institución lo considere como pérdida total.

Vásconez (2010), menciona que el riesgo tiene que ser medible, siendo este riesgo una probabilidad de que ocurra un evento adverso, lo describen como una valorización de una situación negativa, que tiene una probabilidad y en el futuro puede ocasionar un daño, definido como pérdida de valor económico para una empresa, es por eso que sus

características están en medio de incertidumbre, que es la esencia en el negocio del sistema financiero.

Ramírez y Ayús (2012), por su parte, hacen referencia que las pérdidas por el riesgo de crédito para las instituciones están en función a una probabilidad de incumplimiento, y que esta probabilidad está en función a determinados factores que pueden ser intrínsecos o extrínsecos a la institución y en base a ellos se puede determinar una probabilidad de default en una entidad.

Valencia y Zambrano (2012), determinan que la probabilidad de default para una cartera de créditos, es un paso previo al cálculo de la pérdida esperada, y esta probabilidad de default de cartera se presenta desde un periodo determinado y como esta ha evolucionado en el tiempo, mostrando la evolución de la calidad por medio de los cambios de la calificación crediticia de cada cliente.

Los autores definen que la probabilidad de default o incumplimiento, “es un elemento importante en la evaluación del riesgo de crédito y su significado más utilizado es la omisión del pago de una deuda vencida. Siendo la medida de que tan probable es que un acreditado deje de cumplir con sus obligaciones contractuales” (Valencia y Zambrano, 2012, p.2).

De acuerdo con lo mencionado por los autores, esta probabilidad se determinará considerando la calificación crediticia del deudor, y cómo ha evolucionado en tiempo. Para efectos de esta investigación, en el Perú, se considera que los deudores pertenecientes a la cartera de micro y pequeña empresa tienen la siguiente calificación crediticia, según (SBS, 2008):

- Categoría Normal (0). - Como aquellos deudores que vienen cumpliendo con el pago de sus créditos de acuerdo con su cronograma convenido o con un atraso en el pago de su cuota hasta de ocho (8) días calendario.
- Categoría con Problemas Potenciales (CPP) (1). - Como aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus créditos de nueve (9) a treinta (30) días calendarios.

- Categoría Deficiente (2). – Definiéndolos como aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus créditos de treinta y uno (31) a sesenta (60) días calendario.
- Categoría Dudoso (3). – Son aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus créditos de sesenta y uno (61) a ciento veinte (120) días calendario.
- Categoría Pérdida (4). – Son aquellos deudores que muestran atraso en el pago de sus créditos de más de ciento (120) días calendario. (p.18)

Rodríguez (2013), en una investigación realizada en México, utilizó con éxito la matriz de transición y concluye que, para determinar la probabilidad de default de una cartera, se requiere la utilización de matrices de transición, puesto que esto refleja el probable incumplimiento de pago de los deudores. El autor describe sus resultados en base a una tabla donde considera en una columna la clasificación crediticia inicial, luego en una fila la evolución de esta calificación en base a un periodo determinado, y tiene la observancia de cuáles fueron los deudores que mejoraron su calificación, se mantuvieron o en su defecto empeoraron.

Peña (2013) indica, que “uno de los instrumentos más reconocido para darle seguimiento al riesgo de crédito son las matrices de transición, a partir del seguimiento continuo al comportamiento de los deudores” (p.9). En el lapso de un periodo determinado, se puede conocer cuál es el comportamiento de pago de los deudores, permitiendo saber si sus pagos mejoran, se deterioran o permanecen en la misma categoría de riesgo con la que iniciaron el período de análisis.

De la diversa literatura revisada, se ha observado que la herramienta de la matriz de transición determina en forma eficiente la probabilidad de default de una cartera. Valencia y Zambrano (2012), mencionan: “la matriz de transición es la principal herramienta para determinar la probabilidad de que un crédito con una calificación determinada cambie de calificación crediticia durante un periodo específico, conociéndola como la probabilidad de migración en la calidad de un crédito” (p.2).

En síntesis, lo que esta investigación postula en una de sus hipótesis, es que la probabilidad de default de la cartera de crédito, impacta directamente en el riesgo de crédito de las instituciones, para determinar ese default, es recomendable utilizar la matriz

de transición; en este trabajo se determinará la probabilidad de default de cartera de préstamos de las CMAC utilizando la matriz de transición. La información teórica de esta herramienta se mencionará más adelante.

Otra de las variables a considerar en este trabajo de investigación, es la segmentación geográfica por regiones que tienen las instituciones, postulando al impacto directo que tiene sobre el riesgo de crédito. Se considera un factor importante debido a la importancia en el enfoque que deben de tener las CMAC en atención a sus clientes, considerando la diversidad geográfica que presentan, postulando que esta medida provoca un posible incremento en la morosidad por la región en la que se encuentran.

Para Aguilar, Camargo y Morales (2006) “Un factor importante para reducir los niveles de morosidad de los créditos en microfinanzas es la diversificación geográfica, pues los resultados muestran que la mayor concentración en este tipo de créditos favorece niveles de mora más altos”(p. 81). Es decir, de acuerdo con esta investigación, los autores presentan que para un caso peruano el indicador de la evolución de calidad de cartera está afectada por variables que están relacionadas con el tema de la diversidad geográfica, porque el entorno económico de cada zona es diferente en el país y puede afectar al riesgo de crédito.

Con respecto a la importancia de estos microempresarios en acceder al sistema financiero, Ledgerwood y White en la publicación de su libro, *Transforming microfinance institutions*, muestran de qué manera se brinda beneficios financieros a los pobres, este es un libro publicado por el banco mundial, donde el foco es definir la clara necesidad de servicios financieros de los más necesitados, enfocándose en cuál es el mercado objetivo que deben de tener las instituciones microfinancieras, es decir a que mercado apunto, quien es mi cliente principal, donde se ubica este cliente.

*Once a transforming microfinance institution (MFI) has defined its vision, mission, and values, it needs to develop its marketing and competitive strategy. This process begins by clarifying who the expanded target market will be for the regulated institution and gathering marketing intelligence to understand the target market preferences, needs, and habits, as well as the products and services offered by competitors. This marketing*

*intelligence becomes a key input into the transformation process.*(Ledgerwood y White, 2006, p.95)

Una vez que las instituciones microfinancieras (IMF) en transformación han definido su visión, misión y valores, necesita desarrollar su estrategia de marketing y competitiva. Este proceso comienza aclarando quién será el mercado objetivo ampliado para la institución regulada y reuniendo inteligencia de marketing para comprender las preferencias, necesidades y hábitos del mercado objetivo, así como los productos y servicios ofrecidos por los competidores. Esta inteligencia de marketing se convierte en una entrada clave en el proceso de transformación (Traducción propia).

De la misma manera, para Lamb, Hair y McDaniel (1998) como se cita en Zárraga, Molina y Sandoval (2013), es muy importante identificar al cliente objetivo, considerando a esto como “ el proceso de dividir un mercado en segmentos o grupos identificables más o menos similares y significativos” (p.111). Con lo mencionado, se observa que cada grupo de personas, cada región donde se encuentran ubicados los clientes, es de importancia para la focalización de las instituciones.

Los autores hacen referencia a que es importante la segmentación porque es la manera en que el mercado pueda conocer la correcta satisfacción del cliente, siendo esta importante para grandes y pequeñas empresas, otro punto importante es que la segmentación puede llevar a cabo acciones que reditúen económicamente a las empresas, siendo este un paso importante para lograr los objetivos económicos, como su rentabilidad.

En un artículo propio, presentado en una revista indexada, en el 2018, “Microfinanzas y los desafíos de la bancarización”, en una de las conclusiones, el autor hace referencia a que “Podemos afirmar que las instituciones microfinancieras deben de tener ventaja sobre el conocimiento de las necesidades del cliente, estar enfocados en segmentos, reconocer los nichos de mercados los cuales se van a atender es decir plantear soluciones diseñadas a la medida”(Toledo, 2018, p.59).

De la misma forma, en la investigación indicada en el párrafo anterior, se refiere a la importancia de las empresas microfinancieras que vienen empleando y mejorando sus métodos de captación de cliente de clientes, es decir de qué manera se va llenando la “piscina” de nuevos clientes para la institución utilizando nuevos modelos de

segmentación que les permitan reducir el riesgo de créditos identificándolos y midiendo sus niveles de riesgo, porque lo que funcionó en el pasado, con respecto a la selección de clientes, no necesariamente va a funcionar en el futuro, de allí la importancia de que la segmentación de la cartera, medida como la dispersión en la atención de clientes, impacta en el riesgo de crédito de las instituciones (Toledo, 2018, p.58).

En ese sentido, es importante identificar la segmentación geográfica por regiones. Para efectos de esta investigación, este tipo de segmentación, se explica cómo la concentración de la cartera de cada región del Perú entre cartera total. Se identifican cuatro regiones:

- Norte: provincias de Tumbes, Piura, Lambayeque, Cajamarca, La Libertad, Ancash.
- Centro Oriente: Loreto, Amazonas, San Martín, Huánuco, Ucayali, Pasco, Junín, Huancavelica, Madre de Dios.
- Sur: Provincias de Ica, Arequipa, Moquegua, Tacna, Apurímac, Puno, Cuzco.
- Lima y Callao.

Esta diversificación geográfica en diferentes regiones pudo haber sido originado por la agresiva competencia que se tiene en el sector; las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito nacieron en cada provincia, para la atención de clientes de su comuna, sin embargo, estas instituciones se han expandido por todo el país, encontrándose en una misma región múltiples instituciones y todas haciendo lo mismo, provocando un “canibalismo” entre todas ellas, y por ende un sobreendeudamiento a los clientes.

Otra variable importante a considerar en esta investigación es la cantidad de deudores por empleado que manejan las CMAC, postulando que 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 clientes, postulando que el abarcar más clientes podría presentar una mayor exposición al riesgo de crédito, por lo tanto, como indicador para esta variable se considera el total de deudores sobre el total de empleados de las CMAC.

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 tales como el número de clientes atendidos (amplitud) o la pobreza de ellos (profundidad). Este indicador postula a que es muy importante la cantidad de clientes por empleado que tiene la institución.

Se destaca la importancia del número de clientes que maneja cada empleado, se menciona que la evaluación crediticia es realizada por el asesor o funcionario de negocios, quien es participe importante en este sector y pieza fundamental en este negocio, por lo tanto el mantener un número adecuado de clientes le permitirá al empleado utilizar mecanismos de selección, seguimiento y retención eficiente de clientes, ya que esto lleva a que minimicen los riesgos y de ante mano no generen altos costos operativos, de la misma manera aportar valor a los clientes con atención rápida y tener sencillez en sus trámites de accesibilidad (Toledo, 2009).

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

Westley y Shaffer (1997), como se cita 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 mismo y generando un efecto de contagio que los lleva a adoptar una actitud de no pago” (p.19).

Para algunos autores como Lozano (2007), indica 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).

Este negocio, ha ido evolucionando en el tiempo, a diferencia de que antes la tasa promedio era muy superior a la actual y la morosidad era menor, todo esto en parte porque había menos oferta. Para lograr una mayor rentabilidad, es necesario que las instituciones tengan economías de escala, y esto se logra captando mayores clientes; esta captación lo pueden hacer de diferentes maneras, a través de un crecimiento inorgánico o externo y/o a través de un crecimiento orgánico o interno.

Quiñones (2015), define como crecimiento orgánico o interno, aquel crecimiento que se lleva a cabo a través del desarrollo de la propia empresa, es decir con el esfuerzo de los propios trabajadores; y define como crecimiento inorgánico o externo al que se basa fundamentalmente en la adquisición de otras empresas, parte de ellas o aquellas que son propias de la cadena de valor. Cabe indicar que mayor rentabilidad se obtiene cuando la empresa crece por sus propios medios, es decir por sus trabajadores, ya que cuando una empresa compra cartera no asegura que se pueda mantener en el tiempo; este tipo de crecimiento normalmente se da cuando los mercados se encuentran saturados y desean introducirse rápidamente (p.13).

En el gráfico 15, se muestra de qué manera las instituciones microfinancieras incrementan su número de clientes, y lo que buscan las entidades es el crecimiento orgánico, es decir a través de la suma de fuerza de sus empleados, ello aumenta la productividad y se tiene un mejor conocimiento del cliente.

Gráfico 15: Modelos de incremento de clientes



Elaboración propia

El riesgo de tener mayores clientes por empleado, se acentúa más, si los asesores o analistas dejan la institución para irse a otra. Las entidades deben de tener mucho cuidado con los indicadores de deserción de analistas de créditos o sobre todo el personal en sí, puesto que existe un riesgo si el indicador de rotación de personal se está incrementando, y genera la pérdida de fidelidad del cliente.

Aquice, Mamani y Peña (2019), mencionan que “para reducir la alta rotación del personal del área de Negocios (Analistas de Créditos), se tienen que identificar siguientes causas: Salario, Clima laboral y línea de carrera; variables que deben de tener mayor importancia, para implementar un programa de retención y fidelización para el área de negocios” (p.42).

“Un alto índice de rotación es un indicador malo, porque estaría reflejando una política de recursos humanos muy pobre y un índice de rotación cero reflejaría que la empresa es nada flexible y no tiene la capacidad de contratar personal nuevo con nuevas ideas, que permitan el desarrollo de la organización”(Aquice *et al.*, 2019, p.8).

En ese sentido se ha presentado los sustentos teóricos y/o técnicos de las variables que se postulan en esta investigación, obtenidos de diversas tesis doctorales, libros, artículos

especializados, reportes y de medios de comunicación. A continuación, se presentan los sustentos teóricos de las herramientas y metodologías a utilizar.

### **3.1.3. Matriz de transición**

En los últimos años, ha habido una constante preocupación por la administración del riesgo de crédito de las entidades, y sobre todo el calcular la probabilidad de default de la cartera, para ello se han desarrollado diversas herramientas estadísticas, análisis de modelos de clasificación, técnicas variadas, modelos de árboles de decisión, entre ellas, la matriz de transición.

En estadística, una de las maneras de calcular la probabilidad de un evento, es a través del uso de una matriz de transición, aporte científico del ruso Andréi Markov, con respecto a la teoría de la probabilidad. En su aporte conocido como La cadena de Markov, utiliza una matriz de transición que le permite conocer el estado probable, futuro de un proceso, a partir de su probable estado actual (Polanco, Gonzales, Castañon, 2015).

Jarrow, Lando y Turnbull (1997), propusieron un modelo en el cual, se podía apreciar los diferenciales del riesgo de crédito de las entidades financieras en el tiempo, utilizando la teoría de la cadena de Markov, donde se muestra en una cadena o matriz de transición cual es el comportamiento de los diferentes estados de clasificación de un crédito, presentan como un modelo útil para poder estimar sus deudas corporativas y en base a ellos puedan fijar precios con su contraparte, los deudores.

La matriz de transición, es una cadena que muestra cual es el proceso en el tiempo de una variable (para este caso, clasificación de cliente), desde el inicio, hasta el final de un periodo establecido, la matriz está formado por filas y columnas, donde se aprecia el cambio de las clasificaciones de créditos, mostrando aquellas que se mantienen, se deterioran o mejoran, de un periodo (t) a un periodo (t+1)

Garrocho, Jiménez y Alvares (2016), defienden que las Cadenas de Markov “se apoyan en la hipótesis de homogeneidad temporal, donde presentan como elemento fundamental

y clave, la probabilidad de transición, que es una probabilidad condicionada de transitar y migra de una unidad espacial a otra” (p.113).

Para los autores, la matriz de transición aplicadas en las Cadenas de Markov, presentan diferentes ventajas.

- Tienen un enfoque sistémico, porque identifica los orígenes, destinos y cambios de manera simultánea, y la dependencia de los flujos, es decir se puede apreciar cambios muy complejos como el migratorio.
- Su cálculo no es complicado, se utiliza como una herramienta estadística.
- Presenta capacidad predictiva que permite conocer comportamientos a futuros y sus migraciones en el corto plazo.

Una cadena, es un proceso en el tiempo, en una matriz de transición se puede ver como una variable  $X_n$ , va cambiando de un periodo a otro, es decir la probabilidad que  $X_n = j$ , depende únicamente del estado anterior de la variable.

$$P(X_n = j | X_{n-1} = i)$$

Jiménez (2017), en su tesis doctoral, señala la relevancia del uso de la matriz de transición, porque este método permite estudiar la movilidad y los cambios de los factores para estimar probabilidades. Como resultado de la aplicación de una matriz de transición se puede calcular las probabilidades de que una cartera cambien de estados, tomando en consideración la clasificación crediticia del deudor

Para Larralde *et al.* (2011), mencionan que “La matriz de transición es una herramienta que permite determinar la probabilidad de que un crédito con una calificación determinada cambie de calificación crediticia durante un período específico, permitiendo, en el caso de una institución financiera, estudiar el posible deterioro o mejora que pudiera presentar su cartera de clientes en el futuro” (p.104). Los autores indican que debido a su comprensible implementación es uno de los modelos más utilizados para determinar las mejoras o los deterioros de la cartera.

En ese sentido, la matriz de transición se utiliza para determinar la probabilidad del default de una cartera de créditos, porque se puede apreciar las migraciones que tienen estas clasificaciones y con ello poder estimar cuál es el impacto de esta probabilidad en el comportamiento de riesgo de crédito. En la parte metodológica de la presente investigación se explicará cómo se construye el modelo.

### **3.1.4. Modelo Estadístico - CRISP-DM**

*Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) es una metodología que, a través de una secuencia de pasos, trabaja con información de una minería de datos, o también conocido como *data mining*, siendo una de las más usadas en la actualidad. Sin embargo, previo a la definición teórica de esta metodología, que se utilizará en el desarrollo de esta investigación, explicaré a detalle que es el *data mining*, cuál es su importancia en la predicción de información fundamental para el diagnóstico de variables que explican otra variable, el uso en la inteligencia de negocios, asimismo que otras metodologías para procesar esta información existen y por qué he seleccionado CRISP:DM como la metodología que se mejor se adapta al desarrollo de la presente investigación.

#### Minería de Datos – *data mining*

Identificar que variables pueden influir en otra, es un tema muy importante, y su determinación corresponde al uso de técnicas estadísticas. El sector de las microfinanzas es un negocio a gran escala, participan casi cinco millones de clientes, y de ello se tiene información diferente, como su calificación crediticia, entidades con las que trabaja, saldo de cartera vigente, vencida, refinanciada/reestructurada, judicial, tipos de crédito, entre otros, en ese sentido, es importante para este trabajo de investigación la utilización de herramientas estadísticas que manejen el uso del “*data mining*” o también llamado, minería de datos.

Pérez y Santín (2007), en su libro publicado, *Minería de datos, técnicas y herramientas* definen a la minería de datos como un proceso de descubrimiento de nuevas y significativas relaciones, patrones y tendencias al examinar grandes cantidades de datos.

Los autores hacen referencia de cuando se cuenta con mucho volumen de información la utilización de herramientas estadísticas que usen minería de datos es fundamental. El uso de estas herramientas, “tienen como objetivo descubrir patrones, perfiles y tendencias a través del análisis de estos datos” (p.1).

El uso de la metodología de datos es para extraer conocimiento que se encuentra en el procesamiento de toda la información registrada en cantidades de datos.

Koh y Tan (2011), en su publicación sobre “*Data mining application*” definen la minería de datos como:

*Data mining can be defined as the search process previously unknown patterns and trends in databases and using that information to build predictive models. Alternatively, it can be defined as the process of data selection and model exploration and construction using vast data stores to discover previously unknown patterns. Data mining is not new: it has been intensively used and extensively by financial institutions, for credit rating.* (p.64)

La minería de datos se puede definir como el proceso de búsqueda patrones y tendencias previamente desconocidos en bases de datos y usando esa información para construir modelos predictivos. Alternativamente, se puede definir como el proceso de selección de datos y exploración y construcción de modelos utilizando vastos datos tiendas para descubrir patrones previamente desconocidos. La minería de datos no es nueva: se ha utilizado intensamente y ampliamente por instituciones financieras, para calificación crediticia. (traducción propia)

El uso de minería de datos permite encontrar relaciones entre variables a través del procesamiento de la información. Los autores antes mencionados, indican que la minería de datos se utiliza para diversos campos, telecomunicaciones, ventas retail, sistema financiero etc. Este modelo de minería de datos al procesarlo describe como se relacionan diferentes casos en un conjunto de datos.

Moine, Gordillo y Haedo (2011), hacen referencia a que la utilización de metodologías que usan minería de datos se ha desarrollado mucho en el tiempo. Las instituciones tienen información que pueden ser explotadas y analizadas y tener nuevo conocimiento a partir de los mismos datos. Para los autores:

La Minería de Datos o Explotación de Información, es el proceso de extraer conocimiento útil, comprensible y novedoso de grandes volúmenes de datos, siendo su principal objetivo encontrar información oculta o implícita, que no es posible obtener mediante métodos estadísticos convencionales. El proceso de minería, se basa en el análisis de registros provenientes de bases de datos operacionales o bien llamados bodegas de datos (p.11).

En ese sentido, se ha revisado que el uso de la minería de datos, identifica patrones, proyecta tendencias y puede predecir algunos tipos de comportamientos de los datos procesados. Debido a la cantidad de información que se tiene, se desea ver los mejores resultados, por lo que usar la minería de datos, se adapta muy bien a lo que esta investigación plantea; la evaluación de la información y su reprocesamiento que tiene la minería de datos se realiza sobre la marcha siendo eso una ventaja del uso de “*data mining*”.

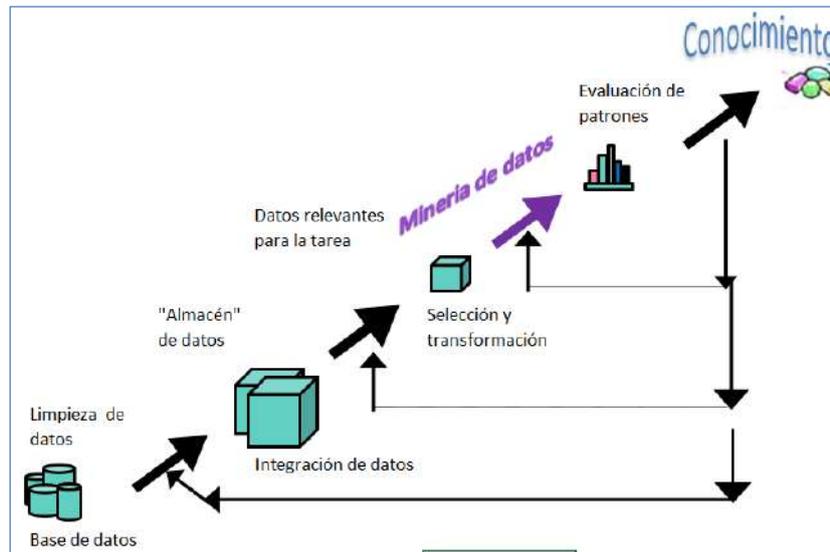
Debido a la cantidad de datos que se procesan existen diferentes mecanismos para manipularlos y sobre todo obtener conocimientos de ellos. En ese sentido el uso de la *data mining* o minería de datos es la mejor herramienta para encargarse de este proceso, y para hacerlo más fácil, se han diseñado diversas metodologías que pueden hacer uso de ellas.

Para procesar toda esta información, existen diferentes metodologías que lo guían, Moine *et al.*, (2011), mencionan en su publicación “Análisis comparativo de metodologías para la gestión de proyectos de minería de datos”, que entre las principales metodologías se encuentran: KDD, SEMMA y CRISP-DM. Lo mismo es indicado por Rodríguez y García (2016), en su publicación en “Adecuación a metodología de minería de datos”, donde presenta a estas tres metodologías como las más usadas que se adecuan para el uso de la minería de datos.

Metodología KDD: (*Knowledge Discovery in Databases*), fue la primera metodología aceptada por la comunidad científica, propuesto por Fayyad *et al.* (1996), quienes lo definen como “un proceso no trivial de identificar patrones válidos, novedosos, potencialmente útiles y en última instancia entendible en los datos”(p.11). En su publicación “Descubrimiento del conocimiento en una base de datos”, nos presentan el procedimiento para la búsqueda del conocimiento de una minería de datos utilizando la

metodología KDD, este procedimiento, se compone en 5 pasos, ver gráfico 16: donde inicia con una limpieza de datos, se almacena, se obtiene los datos relevantes, selección, transformación y luego evaluar los patrones obtenidos.

Gráfico 16: Proceso de Construcción del conocimiento KDD



Elaboración propia: Metodología KDD

Nigro, Xodo, Corti y Terren (2004), en su publicación “KDD un proceso centrado en el usuario”, hacen referencia que KDD no es un sistema amigable para los usuarios, ni para ser utilizado por un analista, es un proceso que está centrado en el usuario, este debería estar integrado en toda la organización, es decir para que sea exitoso debe tener un ambiente de interacción completa en toda la entidad. Si bien KDD establece cuáles son las fases del proceso de *data mining*, no indica que actividades hay que realizar en cada proceso, quedando la definición de los objetivos sobre el grupo de trabajo.

Moine *et al.* (2011), indican que la metodología KDD, a pesar de poder trabajar con minería de datos, no está centrado en la comprensión del negocio, sino en el dominio de la aplicación. Es decir, luego de sus resultados no propone la planificación de un proyecto que pueda servir para realizar una gestión.

Metodología SEMMA. - (*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*), fue propuesta por SAS institute, al igual que la metodología anterior esta, procesa, explora, modela

cantidades de datos, con el fin de identificar patrones desconocidos. Sin embargo, según SAS, más que una metodología para trabajar minería de datos, SEMMA es un conjunto de herramientas funcionales enfocadas hacia los aspectos de desarrollo propio de un modelo de minería (Hernández y Dueñas, 2009).

Las etapas que componen esta metodología se aprecian en el gráfico 17: el muestreo, la exploración, modificación, modelado y evaluación.

Gráfico 17: Proceso de Construcción del conocimiento SEMMA



Elaboración propia: Metodología SEMMA

Mérida (2017), en su investigación de tesis de posgrado, indica que la metodología SEMMA, se centra principalmente en temas de modelación, y el análisis de datos, sin considerar o dejando a un lado el entendimiento del negocio en sí. El autor indica “el enfoque de SEMMA como modelo de soporte de aplicación “*SAS Enterprise Miner*” hace que su aplicación necesite retoques con el fin de adaptar el modelo, pudiendo producirse diferencias en la aplicación de la misma de una entidad a otra” (p.14).

Sin embargo, al igual que la metodología anterior muchos autores no la recomiendan su uso. Luego de haber revisado literatura al respecto, se puede apreciar que para muchos autores que han realizado trabajos de investigación sobre el procesamiento de bases de datos a KDD y SEMMA no la definen como metodologías sino como modelos.

Moine *et al.* (2011) precisan que KDD y SEMMA, se aproximan más a un modelo de proceso que a una metodología, porque solo se definen las etapas en forma genérica.

Por un lado, encontramos aquellos que están más cercanos a un modelo de proceso, ya que sólo proponen las fases generales para el proceso de minería de datos y no incorporan actividades para la gestión del proyecto. Estos modelos son KDD y SEMMA, los cuales no llegan a ser una metodología propiamente dicha y dejan a criterio del equipo de trabajo la definición de las actividades a realizar en cada etapa del proyecto. Particularmente SEMMA excluye dos etapas importantes del proceso

como son el análisis del negocio y la difusión del nuevo conocimiento, evidenciando que el modelo está orientado especialmente a aspectos técnicos (p.937-938).

Haciendo que los equipos que realizan estos proyectos establezcan sus propios objetivos, tareas y a su mejor parecer, asimismo, establecer que procedimientos o actividades debe implementar en cada etapa de su desarrollo.

Para los autores mencionados, los modelos KDD y SEMMA proponen solo pasos generales dentro del proyecto de *data mining*, sin embargo, no se especifican en ninguno de ellos las tareas que se deben de llevar a cabo en cada una de sus etapas. Para ellos la mejor metodología por aplicar es la de CRISP-DM porque especifican con mayor detalle cuales son las actividades de cada proceso.

Rodríguez y García (2016), de su trabajo de investigación realizado sobre una comparación de las diferentes metodologías para el manejo de la minería de datos, KDD, SEMMA y CRISP-DM, eligió esta última como la que mejores resultados obtuvo. CRISP-DM, es más abierta e incorpora mayor detalle para el análisis y comprensión de los resultados del uso de la minería de datos. Asimismo, porque indican que es la metodología que es más usada en la comunidad científica.

A continuación, explicaré a mayor detalle la metodología CRISP-DM, la cual será utilizada en el desarrollo de esta investigación, esta metodología establece secuencias lógicas para la construcción utilizando de la mejor manera la información de la minería de datos. La metodología CRISP-DM se ha convertido en un estándar mundial como referencia para el desarrollo en el manejo de la minería de datos. (Hernández y Dueñas, 2009).

CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*), es una metodología muy utilizada para proyectos que usan minería de datos. Hernández y Dueñas (2009), indican, “fue diseñada en 1999 por un consorcio de empresas europeas (NCR (Dinamarca), AG (Alemania), SPSS (Inglaterra) y OHRA (Holanda)), los cuales unieron sus esfuerzos para

crear un esquema que permitiera mostrar el ciclo de vida de un proyecto de minería de datos” (p.81).

De la literatura revisada, se ha observado que, con el desarrollo de esta metodología, aplicando algoritmos<sup>28</sup>, se pueden hacer predicciones y por ende proyectarse en el futuro, porque su análisis y comprensión del negocio lo permite. Puede encontrar información objetiva del comportamiento de variables. Moine *et al.* (2011), en CRISP-DM, “propone además una planificación para el control futuro y un análisis de cierre del proyecto (análisis postmortem), que consiste en encontrar información objetiva acerca de la trayectoria de un proyecto, con la finalidad de poder hacer una evaluación abierta del equipo de trabajo, de las decisiones tomadas a lo largo del mismo, de las tecnologías empleadas y sus consecuencias, con el objetivo de incorporar lo aprendido en proyectos futuros”.

De acuerdo con la revisión de los conceptos básicos del CRISP-DM “es un método probado para orientar sus trabajos de minería de datos. Y Como metodología, incluye descripciones de las fases normales de un proyecto, las tareas necesarias en cada fase y una explicación de las relaciones entre las tareas”<sup>29</sup>

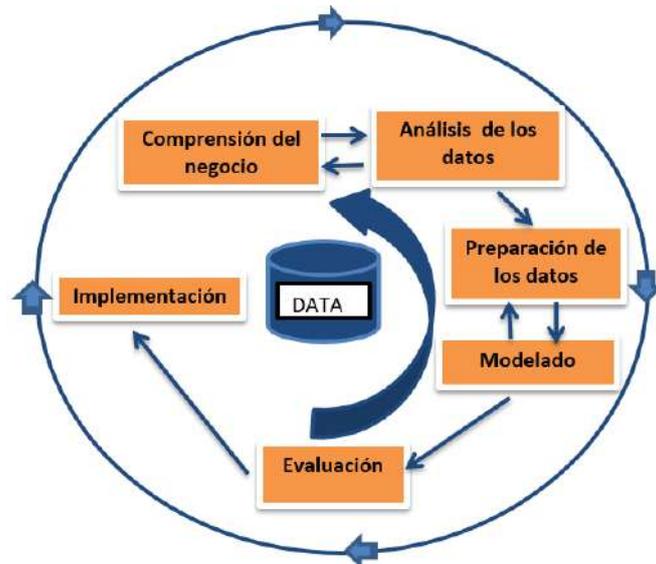
Esta metodología presenta una serie de fases o secuencias lógicas (gráfico 18) que permiten el desarrollo de modelos utilizando la minería de datos. Comprensión del negocio, análisis de los datos, preparación de los datos, modelamiento, evaluación e implementación.

---

<sup>28</sup> Un Algoritmo es una secuencia de instrucciones finitas que se llevan a cabo en una serie de procesos para dar respuesta a determinados problemas.

<sup>29</sup> Obtenido del Manual CRISP-DM de IBM SPSS Modeler.

Gráfico 18: Proceso de Construcción del conocimiento CRISP-DM



Elaboración propia: Fases metodología CRISP-DM

- **Comprensión del negocio.** – Esta fase es una de las más importantes e inclusive la que hace la diferencia con las otras metodologías previamente mencionadas, (KDD, SEMMA) que es la comprensión completa del negocio, es decir, donde se comprenden los objetivos del negocio y se entienden las variables que se va a utilizar, es donde se evalúa la situación en general, se determina los objetivos de la minería de datos y culmina con la creación de un plan para el proyecto.
- **Análisis de datos.** - En esta fase se tiene un entendimiento de los datos a analizar, se realiza la recolección de los datos que se utilizarán en el proyecto, se describen, se exploran, se determina la calidad de los mismo. Para este trabajo de investigación esta fase es muy importante porque se puede ya estar asociando a los resultados de las hipótesis como futuro resultado probable.
- **Preparación de los datos.** – en esta fase se definen los datos relevantes para el proyecto, normalmente existe mucha información que no es necesaria para su evaluación, por lo que se “limpian”, estos son los datos con lo que va a desarrollar la metodología, se tiene que darles un formato, construirlos y formarlos.

- Modelado. - Es en esta fase donde se manipulan los datos, se aplican las diversas técnicas algorítmicas sobre los datos seleccionados, con el fin de obtener patrones que nos lleven a tener información sobre algunas posibles conclusiones. Se selecciona la técnica del modelado, se realizan pruebas y se construye el modelo.
- Evaluación. – Considerada una de las fases más importante, puesto que aquí se evalúa los resultados, se ve la relación que existe entre los factores seleccionados, se hace una revisión sobre si se han cumplido los objetivos. Se establece las conclusiones del trabajo.
- Implementación. – En esta fase, luego de evaluar los resultados obtenidos, y determinar lo relevante, se comunican a las diferentes áreas de interés de una manera comprensible. Para efectos de la investigación no desarrollaremos esta etapa de implementación ya que correspondería al desarrollo de cada institución.

La información presentada sobre las fases del modelo CRISP-DM, han sido adaptados de las investigaciones de (Moine *et al.*, 2011) y de (Mérida, 2017).

Dupouy (2014), hace referencia que existen una serie de metodologías en el manejo especializado en la minería de datos, de tal manera que puedan transformar la data, corregirla, resumirla, modelarla etc. Considera que, si bien todas estas metodologías procesan la información, un factor imperativo y fundamental que debe de considerar el usuario, es que esta herramienta pueda tener un “conocimiento del negocio”, de tal manera que se pueda definir una hipótesis y para ello la que mejor explica esto es la metodología CRISP-DM.

Martínez *et al.* (2019), en su reciente investigación “*CRISP-DM Twenty Years Later: From Data Mining Processes to Data Science Trajectories*”, “CRISP-DM veinte años después: de los procesos de minería de datos a las trayectorias de la ciencia de datos”, hacen referencia a que la metodología CRISP-DM, sigue siendo considerada como la mejor metodología en el uso de la minería de datos.

*CRISP-DM is still considered the most comprehensive data mining methodology in terms of meeting needs of projects, and has become the most widely process used for DM In summary, CRISP-DM is considered the de facto standard for data science, data mining and analysis Projects To corroborate this opinion of data science experts, We also verify that CRISP-DM is still very common methodology for data mining applications (p.3).*

CRISP-DM todavía se considera la más completa metodología de minería de datos en términos de satisfacer las necesidades de proyectos, y se ha convertido en el más ampliamente proceso utilizado para proyectos de. En resumen, CRISP-DM se considera el estándar de facto para ciencia de datos, minería de datos y análisis Proyectos Para corroborar esta opinión de los expertos en ciencia de datos, También verificamos que CRISP-DM sigue siendo muy común metodología para aplicaciones de minería de datos. (Traducción propia).

Asimismo, de acuerdo con lo mencionado en la fase tres de la metodología CRISP-DM, para poder usar la minería de datos, es necesario seleccionar la técnica del modelado. Menes, Arcos y Gallegos (2015), mencionan que dentro de las técnicas más utilizadas se tiene la regresión logística y la de árbol de decisión.

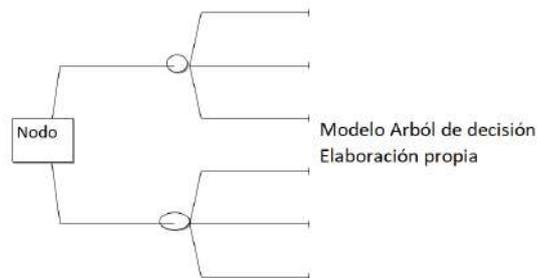
Fernández (2011), menciona que “el algoritmo de regresión logística es un tipo de análisis estadístico orientado a la predicción de una variable categórica en función de otras variables consideradas como parámetros predictores”. Considera que este algoritmo es utilizado muy frecuentemente, ya que es flexible, para el uso de la minería de datos.

Lara (2010), en su tesis doctoral indica que “la regresión logística es probablemente la técnica estadística más utilizado en las ciencias sociales” (p.388), mencionando diversas ventajas en su uso, pudiéndose utilizar las variables independientes en relación la variable explicada. Asimismo, aporta una metodología flexible, permite relacionar eventos en función a variables.

Hosmer y Lemeshow (2013), indican que la fuerza del modelo de regresión logística es que tiene la capacidad de manejar muchas variables, inclusive algunas de ellas pueden estar a diferentes escalas.

Tello, Eslava y Tobías (2013), mencionan que otro de los modelos empleados son los árboles de decisión, siendo considerada, al igual que la regresión logística, como una herramienta de uso masivo en el análisis estadístico y en el proceso de la minería de datos. Los autores indican: los árboles de decisiones, “son ideales para realizar clasificación y predicción, y por lo general los métodos basados en árboles representan reglas. Los árboles de decisión son muy útiles en la exploración de datos en los cuales se desea encontrar relaciones entre una gran cantidad de datos” (p.67).

Dupouy (2014), indica que los árboles de decisión se caracterizan por tener una ventaja de poder manejar varias variables junto a sus relaciones no lineales, a diferencia otros modelos, una vez realizados, se puede medir su capacidad predictiva jerárquica y secuencial, divididos por nodos, por lo que resulta un modelo útil para la comprensión del proyecto.



En ese sentido, se establece que la minería de datos es un proceso que analiza grandes cantidades de información, con el fin de buscar patrones y algún tipo de relación sistemáticas en un proceso de descubrir aprendizaje y donde su procesamiento a través del uso de una metodología nos lleve a tomar mejores decisiones. Y es precisamente el objetivo del presente trabajo de investigación el poder determinar variables que expliquen el comportamiento de otras.

Asimismo, Dupouy (2014), menciona que es frecuente el uso de la “minería de datos en las finanzas, menciona: Dada la gran cantidad de información generada por los mercados financieros, así como su calidad y frecuencia muchos autores comenzaron a aplicar las técnicas de minería de datos a problemas financieros clásicos dada su capacidad para manejar las complejas relaciones no lineales existentes entre las variables” (p.25).

Para el procesamiento de toda la información se han presentado diversas metodologías estadísticas que emplean esta minería de datos y la transforman en información valiosa. De las presentadas considero que la metodología CRISP-DM, se adapta mejor al desarrollo de esta investigación, porque tiene como fortaleza, a diferencia de las otras, una mejor comprensión del negocio. Y tal como lo he demostrado es mejor considerada por muchos autores, así como la más utilizada para el procesamiento de datos. (Mérida, 2017), en encuestas realizadas para su investigación, determina que CRISP-DM es la metodología ampliamente utilizada en la gestión de proyectos en el procesamiento de la minería de datos. Sin embargo, hay que tener en cuenta que diversas instituciones pueden crear sus propias metodologías que se adapten al entorno de su organización. Con respecto a la selección de la técnica del modelado, se explicará más adelante conforme se vaya avanzando con la investigación.

### **3.2. Estado de la Cuestión.**

Hernández *et al.* (2014), menciona en su libro “Metodología de investigación”, que todo el conocimiento teórico previo, debe justificar la existencia del tema de investigación y permitirá la aceptación y reproducción de este conocimiento en investigaciones posteriores. Hernandez y Mendoza (2018) “ello implica analizar y exponer de una manera organizada las teorías, investigaciones previas y los antecedentes en general que se consideren válidos y adecuados para contextualizar y orientar el estudio” (p.70).

A continuación, se presentan investigaciones previamente realizadas, (en forma evolutiva en la última década – desde el 2010 hasta el 2020), donde se consideran múltiples trabajos relacionados al tema objeto del estudio, con resultados diferentes, y se podrá apreciar que en todas ellas es fundamental el uso de herramientas estadísticas, econométricas o algún tipo de modelo analítico, pero todas ellas con un fin, determinar los factores que afectan al riesgo de crédito, pudiendo así las instituciones microfinancieras preservar su sostenibilidad y estabilidad en el sistema financiero.

Lara (2010), en su tesis doctoral, “La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas”, el autor presenta las diferentes técnicas estadísticas que se pueden utilizar para el cálculo del riesgo de crédito de la banca comercial, entre ellas:

- Modelo de probabilidad lineal. – donde se utilizan un enfoque de regresión por mínimos cuadrados donde se utiliza una variable dummy<sup>30</sup>, donde representa la ecuación como regresión lineal en función a diversas variables explicativas.
- Modelo Logit. - o también llamado modelo de regresión logística, cuya aplicación estadística da como resultado probabilidades de ocurrencia, como las de pago o no pago del crédito.
- Modelo Probit. - donde para la estimación de los parámetros se utilizan en función de una distribución normal, en estos casos se presenta una variable dependiente limitada o categórica.
- Modelo de programación lineal. - donde señala que este modelo permite programar plantillas o sistemas de rating, sin perder de vista los criterios de optimización de clientes.
- Árboles de decisiones. - entendiéndose como un modelo tipo de selección de variables, donde su principal ventaja que no está sujeto a supuestos estadísticos, es un modelo de gran flexibilidad, utilizado por muchos autores.

¿El autor después de preguntarse cuál técnica es mejor que la otra?, concluye que no existe un modelo mejor sobre el resto, porque la herramienta que se tiene que utilizar, va a ser acuerdo con los recursos con los que se cuenta.

Asimismo, el autor presenta en su tesis doctoral, diversos modelos para calcular el riesgo de crédito en instituciones microfinancieras en el mundo, tales como:

- Modelo Vigano. - modelo utilizado en Burkina Faso, basado análisis discriminantes que le permite al autor concluir con una interpretación teórica referido a diversos determinantes en el riesgo de crédito. Para su caso consideró múltiples variables explicativas, que son variables propias de cada entidad. Este modelo fue utilizado para una entidad de microfinanzas específica.

---

<sup>30</sup> Variable de carácter cualitativa que pueden indicar la presencia o ausencia de una cualidad o atributo, toman valor de 1 y 0.

- Modelo Sharma. - utilizados para calcular las variables explicativas en el riesgo de crédito para una entidad en Bangladesh, y aplicado a una cartera pequeña.
- Modelo Zeller. - Utilizado en Madagascar, para calcular el riesgo de crédito en función de variables características de la región o la comunidad.
- Modelo Reinke. - Utilizado en Sudáfrica, aplicado en una entidad pequeña, donde igual manera su intención de identificar factores determinantes en el impago de un crédito.

El autor, menciona que para la utilización de estos modelos se consideran variables como: producto bruto interno, sector económico, ubicación geográfica, clientes denegados, destino del crédito, sexo, estado civil, clientes nuevos entre otros. Los cuales, al aplicar a los diversos modelos en cada país, presenta algún tipo de impacto en el riesgo de crédito.

En ese sentido el aporte de esta investigación es que el autor presenta múltiples modelos, con el fin de que las entidades puedan, a través de la identificación de variables, explicar el comportamiento de los clientes en el pago de sus cuotas, algunas de las variables que podemos tomar como referencias en esta investigación son las referidas al microentorno, asimismo que la metodología a utilizar puede ser variada y de acuerdo con lo que el investigador requiera y disponga de información.

Cermeño, León y Mantilla (2011), en su investigación “Determinantes de la morosidad: Un estudio panel a instituciones microfinancieras”, tienen como objetivo investigar empíricamente los principales determinantes de las tasas de morosidad en instituciones microfinancieras en un grupo de instituciones especializadas en el Perú – periodo 2003-2010.

En el referido artículo los autores postulan que existen variables macroeconómicas, las mismas que participan en la actividad en la economía peruana, referidas a la inflación, producto bruto interno (por su relación con el empleo, ingresos), variables microeconómicas, asociadas a la política de créditos, tecnología crediticia, variables asociadas a la posición de liquidez, la posición de intermediación de fondos, (medidas como ratio de créditos a depósitos) y la tasa de interés de créditos de la cartera, las mismas que tienen una relación directa con la morosidad.

La metodología utilizada es la de un estudio panel econométrico, asimismo recalca los problemas de información asimétrica que se cuenta en este sector, entendiendo como asimetría a la información distorsionada que se obtiene de los clientes, ya que muchos de ellos son informales.

Los autores concluyen que gran parte de la morosidad esta explicada precisamente por variables del macro y del micro entorno, debiéndose asimismo por problemas de la información asimétrica y que las variables mencionadas anteriormente están directamente relacionadas con el incremento de la morosidad.

El aporte de los autores está en sugerir que el estado y el ente regulador deberían supervisar el adecuado manejo de las tasas de interés activas porque tiene relación directa con la morosidad de las instituciones microfinancieras especializadas y de no hacerlo pueden tener posibles consecuencias negativas en sus políticas crediticias.

Rayo, Rodriguez y Lara (2011), en su publicación “Un caso empírico en la evaluación del riesgo de crédito de una institución de microfinanzas peruana”, los autores tienen como objetivo presentar en forma explicativa y predictiva el comportamiento de pago de la cartera de créditos de una institución microfinanciera en el Perú, con el fin de estimar su probabilidad de impago futuro. Para ello, utilizan una herramienta de *credit scoring* (modelo de calificación estadística).

Los autores presentan diversos tipos de variables: propias del cliente, propias de las operaciones de créditos y variables macroeconómicas. Como resultado de su investigación, indican que la aplicación del *credit scoring* puede predecir el 78.3% del comportamiento de la cartera. Recomendando que hay mucho trabajo por hacer con respecto a revisiones futuras sobre cálculos de incumplimiento de pagos.

Vela *et al.* (2012), en su investigación, “Los factores que determinan la calidad de la cartera crediticia de las entidades microfinancieras de la Amazonía peruana 2008-2011”

Los autores tienen como objetivo determinar cuáles son los factores que determinan la calidad de la cartera crediticia en las entidades microfinancieras de la Amazonía peruana. Los autores postulan a que existen factores de índole macroeconómico (tasa de crecimiento del producto bruto interno) y como variables microeconómicas (considera la tasa de crecimiento de las colocaciones, la solvencia y la eficiencia de las entidades microfinancieras de la Amazonía peruana). Con respecto a la metodología, emplean el uso de una representación econométrica de tipo panel de datos.

De las conclusiones de dicho estudio, los autores afirman que la calidad de la cartera esta explicada por un conjunto de variables del macro y micro entorno, tales como el ciclo económico, crecimiento en las colocaciones, el nivel de solvencia de las instituciones, tasa de rendimientos de activos y gestión de sus costos operativos.

El aporte de los autores, está referido a que las entidades realicen una adecuada gestión del riesgo puesto que esta calidad de cartera está influenciada por las variables mencionadas, asimismo, que las políticas de gobiernos deben fomentar mecanismos de inclusión financiera. Como se observa, el autor utiliza una variable en común a las planteadas en esta investigación como el crecimiento de las colocaciones.

Valencia y Zambrano (2012), en su publicación “Cálculo de la probabilidad de default para una carteara de créditos vehiculares”, los autores presentan como objetivo calcular la probabilidad de cartera utilizando el modelo de matriz de transición, de tal manera que, con los resultados, les permita determinar la calidad, estabilidad y seguimiento en el manejo de una cartera de colocaciones.

Los autores, toman en consideración el cálculo de la probabilidad de default para una posterior determinación de la pérdida esperada de la cartera, que tiene como paso previo al cálculo de esta probabilidad, ya que en adición a este cálculo requiere saber el nivel de severidad de la recuperación y la exposición de la cartera al momento del default.

La metodología empleada por los autores, para el cálculo de las matrices de transición es utilizando tablas dinámicas, donde se presentan las migraciones del estado de la cartera

de colocaciones en el tiempo; estas tablas muestran los diferentes tipos de clasificación de la cartera, en este caso, considera la clasificación de una cartera de créditos vehiculares.

En esta tabla dinámica al final se presentan las probabilidades que tienen las clasificaciones de cartera en deteriorarse de un periodo a otro, en la diagonal de la figura 9 se muestra a aquellas clasificaciones que se mantuvieron en su mismo lugar luego de pasado el periodo establecido de análisis.

Figura 9: Modelo de matriz de transición

	A	B	C	D	E
A	95.99%	0.38%	1.87%	0.46%	1.29%
B	37.48%	14.81%	13.60%	8.34%	25.77%
C	36.80%	1.01%	15.74%	5.01%	41.44%
D	13.79%	0.32%	4.04%	1.95%	79.90%
E	3.50%	0.06%	1.63%	1.15%	93.66%

Fuente: Considerada de la investigación del autor en referencia

Los autores concluyen, que su investigación, logra conocer cuáles son las probabilidades de default de su cartera en estudio, permitiéndole establecer lo riesgoso o rentable en el comportamiento evolutivo de su clasificación crediticia.

Por ejemplo, en la figura 9, se puede apreciar que la primera columna muestra cómo empezó la cartera en un tiempo  $t$  y en la fila superior un tiempo  $t+1$ , el total de cada fila suma el 100%, y nos indica que, por ejemplo, existe una probabilidad que el 95.99% de la cartera que inició con calificación A se mantiene en su misma clasificación.

Lo valioso de esta investigación está en que los autores recomiendan a las instituciones financieras al uso de esta matriz de transición para determinar la probabilidad de default que permita realizar el seguimiento correspondiente al monitoreo del riesgo de crédito de la entidad.

Reganie (2013), *Application of data mining techniques for customer segmentation and prediction: the case of a microfinance institution in Ethiopia*. Aplicación del uso de la minería de datos para segmentar y predecir: el caso de una institución microfinanciera en Etiopía, donde se presenta como objetivo general el aplicar métodos y técnicas de la minería de datos para segmentar y predecir clientes rentables de la institución microfinanciera para poder tener una mejor gestión de la relación con los clientes.

Para ello en primer lugar, preparó los datos que utilizó en la construcción del modelo, identificando los atributos importantes en ellos, revisó la relación entre las variables (nivel de educación, monto del préstamo, edad, sexo, estado civil), y construyó un modelo predictivo que ayudaría a clasificar a los clientes, para finalmente interpretar los resultados, emitir conclusiones y recomendaciones.

Para el logro de los objetivos establecidos esta investigación, el autor utilizó la metodología estadística CRISP-DM, (*Cross-Industry-Data-Mining*), debido a que esta metodología se adapta a su información recogida y que se ha aplicado ampliamente en la minería de datos. Describen las seis fases de la metodología: Comprensión del negocio, análisis de los datos, preparación de datos, modelado, evaluación e implementación.

De acuerdo con sus resultados el autor corroboró la importancia de la utilización de la metodología utilizada para predecir efectos futuros y comportamientos de algunas variables, que le permitan ayudar a tener una mejor gestión con los clientes. Esta tecnología de minería de datos ayudo a descubrir diversos patrones que al analizarlos y presentándolos, puedan maximizar las ganancias de la institución. El aporte del autor está referido a que los resultados obtenidos en su investigación alentarán a la institución a trabajar en técnicas de minería de datos para el exitoso logro de la meta institucional y que a partir de los resultados obtenidos puedan generar mayor conocimiento a futuro. (Investigación se encuentra en inglés, la traducción incorporada ha sido propia)

Cóndor y Cajamarca (2014), en una investigación realizada para la Superintendencia de Banca y Seguros del Ecuador, denominada, “Matrices de transición y análisis de cosechas en el contexto de riesgo de crédito”, el objetivo en esta investigación es analizar el

impacto que tienen los indicadores financieros en el riesgo de crédito. Para este caso utiliza una matriz de transición por tipo de crédito y adicionalmente realizan un análisis de cosechas de nuevas operaciones.

Los autores utilizan como metodología una matriz de transición para conocer el comportamiento de la calificación crediticia y su migración a otra calificación en un horizonte de tiempo determinado. Los autores indican que esta matriz debe de cumplir con las siguientes condiciones: Todos los elementos presentados deben ser positivos y todas las filas deben de sumar la unidad.

Como resultado de su investigación, los autores presentan las probabilidades condicionales de que la cartera pueda permanecer o deteriore hacia otra calificación, (o mejorar o empeorar). En este caso los autores realizan una matriz por cada tipo de crédito: microempresa, consumo, cartera comercial.

Concluyendo con un análisis de los resultados obtenidos por la aplicación de las matrices de transición, determinado las probabilidades de que las operaciones puedan mejorar o deteriorarse en el tiempo de investigación establecido. El aporte de esta investigación para el presente trabajo, radica en la importancia del uso de una matriz de transición para determinar la probabilidad de default.

Paredes y Ugarte (2015), en su investigación denominada “Factores que influyen en el nivel de morosidad de la cartera de créditos en una Caja Municipal en el Perú”, donde los autores tienen como objetivo determinar cuáles son los factores determinantes que influyen en el nivel de morosidad en una institución microfinanciera, considerando información con cifras del 2010-2014. La herramienta estadística que usan los autores en su investigación es una de tipo causal y correlacional, donde buscan determinar el grado de correlación entre variables del Macroentorno como las del Microentorno. Como variable dependiente utiliza la morosidad, y como variables explicativas macroeconómicas al: PBI, tipo de cambio, nivel de empleo, liquidez, y la tasa de interés activa y variables explicativas microeconómicas al: Crecimiento de colocaciones,

sobreendeudamiento, solvencia, efectividad (considerando al efectivo disponible), rentabilidad, productividad.

Los autores concluyen, que el Perú es un país propicio para las microfinanzas y que el deterioro de la cartera se debe a variables macroeconómicas y microeconómicas, destacando en las que tienen mayor impacto, como la variación del PBI, la liquidez del sistema financiero, los gastos operativos y el número de oficinas. El aporte a la investigación es que los autores indican que es muy importante incorporar herramientas y diversos mecanismos para el seguimiento y control de las colocaciones, y sobre todo identificar de manera temprana la probabilidad de “no pago”. Lo valioso en esta investigación es que una vez más se realizan trabajos con el fin de determinar la implicancia de diversas variables, (como las de crecimiento en colocaciones, sobreendeudamiento) en la morosidad.

Carpio (2016), en su investigación “Modelo de predicción de la morosidad en el otorgamiento de crédito financiero aplicando metodología CRISP-DM”, el autor presenta como objetivo el desarrollar un modelo de predicción de la morosidad en el otorgamiento de créditos de una entidad microfinanciera específica, aplicando la metodología CRISP-DM, con el fin de tomar mejores decisiones con respecto al otorgamiento de créditos.

Las variables que el autor considera para el desarrollo del modelo de predicción, son el saldo promedio de la cartera de créditos, sexo, estado civil, monto del crédito, tipo de vivienda, historial de créditos, fiadores, entre otros. (Esta información de variables pertenece a la data interna de la microfinanciera en estudio que le proporcionaron al autor).

Como las principales variables que explican la morosidad de esta institución fueron: Saldo promedio, el historial de créditos y el monto del préstamo. El autor concluye que el uso de la metodología CRISP-DM fue idónea para la ejecución del proyecto, que la aplicación del modelo predictivo ayudo a identificar variables que explican el índice de morosidad de la entidad evaluada. Se logró aplicar algoritmos para obtener certeza de la predicción. Recomienda que se realicen investigaciones con el uso de otras variables que puedan explicar el comportamiento en la evaluación de los créditos.

Torres y Farroñay (2017), En su investigación, “Implementación de minería de datos para detectar patrones de comportamiento de clientes morosos en una cooperativa, que otorga créditos en la ciudad de Chiclayo – Perú, los autores presentan como objetivo detectar patrones de comportamiento de usuarios potencialmente morosos en una cooperativa (dedicada a la atención de microempresarios), debido al incremento de su morosidad que tiene.

Para el cumplimiento de su objetivo plantea la aplicación de técnicas de minería de datos, de tal manera que puedan establecer comportamientos de clientes que se encuentran morosos en la empresa. En su trabajo de investigación, realizan una comparación de las tres metodologías más utilizadas en la comunidad científica, KDD, SEMMA y CRISP-DM, ver figura 10: destacando como la metodología CRISP-DM como la mejor de todas, debido a que incorpora el conocimiento del negocio y de los datos.

Figura 10: Comparación de metodologías

KDD	SEMMA	CRISP-DM
Pre KDD	xxxxx	Conocimiento del negocio
Selección	muestra	Conocimiento de los datos
Preprocesamiento	exploración	
Transformación	Modificación	
Minería de datos	Modelo	
interpretación / evaluación	evaluación	
Post KDD	xxxxx	

Fuente: Diseño de los autores, en su publicación.

Los autores concluyen, destacando la importancia del uso de la metodología seleccionada para el procesamiento de la minería de datos, luego de seguir los pasos establecidos identificaron patrones en el comportamiento de la morosidad de la institución en estudio, las cuales ayudan a disminuir los tiempos para determinar los potenciales clientes morosos y minimizar riesgos por la pérdida de créditos.

Marulanda, López y Mejía (2017), en su publicación, “Minería de datos en gestión del conocimiento de pymes de Colombia”, presentan la importancia del uso de la minería de datos para el descubrimiento de patrones que expliquen comportamientos de la variable segmentación geográfica en pequeñas y microempresas en Colombia. El enfoque de investigación fue cualitativo y descriptivo usando técnicas en el uso de la minería de datos. Para ello, diseñaron una metodología interna, que mejor se adapte a su proyecto, sin embargo, lo que rescato de esta investigación es que se realiza el proceso establecido en el marco teórico, como es el de establecer variables y categorías, las mismas que entran en una fase de procesamiento y limpieza, donde se transforman los datos, y proceden al modelado en su metodología usado por los autores.

La importancia de este estudio está en reforzar el planteamiento de la variable, segmentación geográfica del objetivo de este estudio, asimismo la importancia del uso de la minería de datos para su elaboración.

Lopez y Perez (2017), en su investigación, “Determinantes que explican la morosidad de las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito durante el periodo 2009 al 2016”, tienen como objetivo demostrar el grado de explicación que tienen variables microeconómicas y macroeconómicas durante el periodo indicado. Los autores postulan a que dentro de las determinantes microeconómicas que explican la morosidad de las Cajas Rurales, son la tecnología crediticia, la rentabilidad, la diversificación geográfica y la eficiencia operativa. Donde afirman la ratio de morosidad se da debido a la deficiente tecnología crediticia, elevados gastos operativos y una expansión geográfica mal planificada.

La investigación en referencia utiliza una metodología de enfoque cuantitativo, experimental, a través de un estudio panel de datos dinámicos, usando un modelo econométrico.

Los autores concluyen que la morosidad de las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito se encuentra determinada mayormente por variables microeconómicas, como la tecnología crediticia, la diversificación geográfica, la eficiencia operativa y rentabilidad. Asimismo, en su investigación determinaron que la variable externa, producto bruto interno no es

significativa en su impacto. El aporte de esta investigación es nuevamente la preocupación por determinar los factores que explican la morosidad en el sistema microfinanciero, considerando como variable la diversificación geográfica.

Asencios, López, Poma, Babilon (2019), en su investigación, “Buenas prácticas de gestión de riesgo de crédito y su impacto en la creación de valor, para casos de cooperativas de ahorro y crédito”, esta investigación tuvo como objetivo identificar las buenas prácticas de la gestión del riesgo de créditos en un determinado número de cooperativas, donde mencionan y citan a diversos autores que concluyen sobre la importancia del manejo del riesgo de crédito de las instituciones y su influencia directa en la creación de valor. La metodología estadística utilizada para evaluar sus “buenas prácticas” que postulaban, fue la una regresión lineal simple que relaciona su variable definida como dependiente con las variables independientes (buenas prácticas).

Las prácticas de gestión de riesgo de crédito y la creación de valor en las cooperativas, se determinaron a las prácticas postuladas como “Buenas Prácticas”, debido a, que cuando se incrementa el grado de aplicación de las prácticas de gestión de riesgo de crédito, la variación relativa del EVA (medida para cuantificar la creación de valor) también se incrementa, y viceversa, así también, para corroborar que son “Buenas Prácticas”, se calculó el coeficiente de correlación entre el grado de aplicación de las diez prácticas de gestión de riesgo de crédito y el porcentaje de morosidad superior a 30 días de la cartera de créditos (Asencios *et al.*, 2019, p.111).

El aporte de su investigación, está en la recomendación de que las cooperativas de ahorro y crédito, puedan aplicar sus buenas prácticas crediticias identificadas, ya que tienen relación directa con un mejor manejo del riesgo de crédito. Asimismo, destacan la importancia de la gestión del riesgo de crédito en la creación de valor en las cooperativas de ahorro y crédito.

Ngonyani (2019), en su tesis doctoral, “*Implication of credit risk management practices on performance of microfinance institutions in Tanzania*”, implicancias de las prácticas de gestión del riesgo de crédito sobre el desempeño de las instituciones de microfinanzas en Tanzania, el autor tiene como objetivo determinar que variables socioeconómicas influyen en el riesgo de crédito de entidades de microfinanzas en Tanzania, entre las

variables consideradas por el autor están, número de préstamos por empleado, costo operacional prestatario, tamaño de préstamos, periodo de duración de los créditos y tasa de interés.

El autor, utiliza como metodología, el modelo econométrico de regresión múltiple, y llega a la conclusión que las más significativas 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 este trabajo de investigación para el presente trabajo es que concuerda con dos variables probablemente explicativas, como son el tamaño del crédito y el número de préstamos por empleado.

Alcántara y Damián (2020), en su investigación, “Causas generadoras de la morosidad crediticia y el grado de afectación en el mercado microfinanciero en el distrito de Chiclayo periodos 2012 -2013, tiene como objetivo determinar que genera la mora crediticia en las entidades microfinancieras en la referida ciudad. Para ello, presenta factores macroeconómicos que los clasifica en grandes grupos: variables que afectan el grado de liquidez, que miden el ciclo económico y las que miden nivel de endeudamiento y como variables internas, presentan los elevados incrementos en la tasa de crecimiento de colocaciones, el incentivo que reciben los asesores de negocios, el tamaño de cartera por empleado, la selección adversa y la expansión de las agencias.

Para el desarrollo de su investigación, los autores aplicaron diversas técnicas de investigación como: análisis documentario, indagación, conciliación de datos, tabulación de cuadros con cantidades y porcentajes y elaboración de gráficos.

En las conclusiones de la investigación, los autores establecen que la morosidad crediticia es una de los principales factores que explican las crisis financieras, lo que afecta directamente su rentabilidad, asimismo una adecuada vigilancia o seguimientos de los créditos, otro indicador que explica la morosidad, es el monto colocado por empleado.

El aporte de los autores en esta investigación, está referido al uso de variables, que también se postula en el presente trabajo de investigación, como el crecimiento en las

colocaciones y el tamaño de la cartera por empleado. Los autores reafirman el seguimiento que se le tiene que hacer a las entidades microfinancieras, analizar la tecnología crediticia, monitorear el sistema de incentivos a su personal, analizar las características socio económicas etc.

### **3.3. Resumen del capítulo**

De acuerdo con el desarrollo del presente capítulo se puede apreciar que existe suficiente evidencia académica y profesional para poder sustentar las variables postuladas en esta investigación y la relevancia que pueden tener en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito

Siguiendo el razonamiento precedente, se puede apreciar que existen en general variables externas o macroeconómicas, como el producto bruto interno, el nivel de desempleo, y variables internas o microeconómicas, como las referidas propiamente a cada entidad, crecimiento de cartera, incremento de morosidad, segmentación, ubicación geográfica, destino del crédito, sexo, estado civil, sobreendeudamiento, tasa de interés activa de los créditos etc. Todas ellas postuladas por muchos autores, pero todo ellos con un fin, determinar las influyentes en el riesgo de crédito. El presente trabajo de investigación es inédito al postular variables que pueden influir en el riesgo de crédito de las CMAC, producto de su evaluación 2016 -2019, y con los resultados, poder aportar conocimiento estratégico para una mejor gestión de este indicador y su impacto directo en los resultados de las instituciones financieras especializadas.

Asimismo, se ha presentado las diversas metodologías empleadas para cada caso, todas ellas, estadísticas, econométricas, analíticas, todas con el fin de contrastar determinadas variables que contribuyan a explicar el riesgo de crédito, así las instituciones puedan tener una mejor gestión de este indicador. Para el desarrollo de este trabajo de investigación se aplicará la metodología estadística CRISP-DM, por el manejo de la minería de datos, por las ventajas explicada, con el fin que pueda detectar patrones de comportamiento de las variables establecidas y así demostrar los postulados.

## **CAPITULO IV: DISEÑO Y METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN.**

Una vez contextualizado el entorno de las microfinanzas en el Perú, y desarrollado el marco teórico, se procede a presentar el diseño y la metodología utilizada para esta investigación. Hernandez y Mendoza (2018), indican que “la investigación es un conjunto de procesos sistemáticos, críticos y empíricos que se aplican al estudio de un fenómeno o problema con el resultado (o el objetivo) de ampliar su conocimiento” (p.4).

Para Arbaiza (2014), lo más importante en una investigación científica es que esta información este sustentada sobre bases confiables y datos obtenidos con rigurosidad. Es por ello que se deben tener nociones de metodologías de investigación, para tener una mejor aproximación al conocimiento. Toda investigación necesita de una metodología, Wahyuni (2012), como se cita en Arbaiza (2014), “sostiene que la metodología es la base teórica e ideológica de un método, siendo como una ruta o un modelo para conducir la investigación, teniendo su fundamento en contextos particulares” (p.27).

En ese sentido, se procederá a presentar el enfoque, alcance, diseño, población, muestra recolección de datos y la operacionalización de variables que se utilizaron para el desarrollo del presente trabajo de investigación.

### **4.1. Enfoque y Alcance de la Investigación**

Hernandez y Mendoza (2018), en su libro “metodología de la investigación”, presentan las rutas que han sido construidas para la elaboración de una investigación científica; una ruta cualitativa y otra cuantitativa. La primera ruta, cualitativa, recolecta y analizan datos, con el fin de formular preguntas importantes y contestarlas, este enfoque supone realidad subjetividad, no se basa en estadística, en el segundo enfoque, cuantitativo, los autores mencionados, hacen referencia a que es apropiado cuando se quiere estimar las magnitudes u ocurrencias para probar una hipótesis, o cuando su meta principal sea construir y demostrar teorías mediante la explicación y predicción de relaciones causales entre los elementos presentes en un fenómeno.

De acuerdo con lo indicado anteriormente, la presente investigación tiene un marcado enfoque cuantitativo, puesto que “usa la recolección de datos para probar hipótesis, con base en la medición numérica y el análisis estadístico, para establecer patrones de comportamiento y probar teorías” (Hernández *et al.*, 2010, p.4). Esta investigación examina la realidad objetiva basada en la teoría de las microfinanzas en el sustento del comportamiento de las variables establecidas, buscando probar hipótesis, utilizará técnicas estadísticas y como datos estandarizados de un grupo de entidades especializadas, las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.

Una vez que se han definido los enfoques a utilizar, se procede a estimar el alcance de la investigación. Hernández *et al.* (2010), indican que los alcances en una investigación son de tipo exploratorio, descriptivo, correlacional y explicativo, pero también puede incluir más de uno. Los autores mencionan que el alcance “exploratorio, se realizan cuando el objetivo consiste en examinar un tema poco estudiado, el descriptivo, busca especificar propiedades, características y rasgos importantes del fenómeno en análisis, el correlacional, asocia variables mediante un patrón predecible para un grupo o población, y explicativo, pretende establecer causas de los eventos o sucesos que se estudian” (p.79).

De acuerdo con lo mencionado, este trabajo de investigación se ha clasificado como uno de alcance correlacional, explicativo, porque a través de la aplicación de la metodología estadística CRISP-DM se pretende demostrar la asociación o relación entre dos o más variables y a su vez explicar y analizar científicamente las causas por las cuales existe relación entre ellas. Asimismo, utilizando las matrices de transición, se pretende determinar diferentes tendencias de comportamiento de los deudores y la probabilidad de default de la cartera de colocaciones que permita establecer una relación con el riesgo de crédito, todo esto con el fin de probar los objetivos y las hipótesis establecidas.

#### **4.2. Diseño de la investigación**

Hernandez y Mendoza (2018), indican que “el diseño es un plan que se desarrolla para obtener la información (datos) requerida en una investigación con el fin último de responder satisfactoriamente el planteamiento de un problema” (p.150). En la ruta cuantitativa se presentan dos tipos de diseños, el experimental y el no experimental. En

la primera de ellas hay una manipulación intencionada de una o más variables, el diseño no experimental es una investigación que se realiza sin manipular deliberadamente las variables.

Esta investigación, tiene un diseño no experimental puesto que la metodología aplicada desarrollará las variables tal como ocurre en su contexto natural, se va a observar situaciones ya existentes, las variables independientes existen y no se van a manipular, es decir la premisa es que las variables ya se presentaron y por ende sus efectos ya sucedieron.

Los diseños no experimentales, de acuerdo con su horizonte temporal de investigación, se clasifican según Hernandez y Mendoza (2018), en transversales y longitudinales. En el primero de los mencionados, se centra en obtener datos en un momento único, su propósito normalmente es describir variables en un grupo de casos y analizar su interrelación, pueden ser de tipo exploratorio, descriptivo, correlacionales-causales; y el otro caso, diseño no experimental longitudinal, determinada por la recolección de datos en diferentes puntos del tiempo para realizar inferencias acerca de la evolución del problema de investigación, determinar sus causas y sus efectos; estas pueden ser de tipo tendencia, (analizan una población para observar los cambios que ocurren a través del tiempo); tipo evolutivos – cohorte, (en este caso, el cambio se analiza en grupos específicos con características comunes) y tipo panel, (se diferencian de los anteriores en que a los cambios en el tiempo si deben evaluarse a los mismos participantes).

En el presente trabajo de investigación se considera un diseño no experimental, con un horizonte de tiempo transversal, tipo descriptivo y correlacional, como ya se indicó, se han identificado variables independientes, las mismas que a través de métodos estadísticos se observará su influencia en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito entre los años 2016 y 2019, periodos donde las CMAC presentan incrementos en su morosidad.

### **4.3. Población y muestra**

Hernandez y Mendoza (2018), indican que la población “es el conjunto de todos los casos que concuerdan con una serie de especificaciones” (p.195). En esta investigación la población es el conjunto de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito que operan en el Perú. En esta tesis la muestra es igual a la población porque realiza el estudio a todas las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito. En base a la teoría se puede decir que se ha utilizado una muestra no probabilística. Hernandez y Mendoza (2018), hacen referencia a que, en las muestras no probabilísticas, la elección no depende de la probabilidad, sino a razones relacionadas con características particulares seleccionadas por el investigador de acuerdo con el contexto del trabajo de investigación

### **4.4. Recolección de datos**

Hernandez y Mendoza (2018), mencionan, “los datos son la materia prima para el análisis, los ladrillos sobre los cuales se construye este y, por lo tanto, el conocimiento” (p.224). Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, al igual que todas las instituciones del sistema financiero peruano, remiten información financiera a la Superintendencia de Banca y Seguros, esta institución consolida toda la información pública del sistema y emite el reporte crediticio de deudores (RCD), la misma que es distribuida al sistema financiero, centrales de riesgos, y diversas instituciones que lo requieren.

Para el presente trabajo de investigación se cuenta con el reporte crediticio de deudores, de 48 meses (enero 2016 – diciembre 2019), la misma que fue solicitada con fecha 22 de junio 2020 (ver anexo 7), a la empresa privada “Informa Perú”, que es una empresa especializada en brindar información del sistema microfinanciero en el Perú. Esta institución, otorgó esta información en un disco compacto (CD) con fecha 30 de junio (ver anexo 8), cabe indicar que la data se recibió, enmascarada, es decir, sin la información de los nombres de los deudores<sup>31</sup> y de acuerdo con la solicitud fue entregada para fines estrictamente académicos.

---

<sup>31</sup> En cumplimiento con la Ley 29733, Ley SBS, de protección de datos personales.

Es importante señalar que la Superintendencia de Banca y Seguros publica en su página oficial estadísticas diversas, bajo ciertos formatos elaborados, información sobre el desarrollo de todo el sistema financiero peruano, que incluye las CMAC. Toda esta información recopilada ha sido utilizada para el desarrollo del presente trabajo de investigación.

Además, en la investigación se realizará entrevistas a profundidad a las personas especialistas en las diferentes áreas de negocios y riesgos, cuya participación en las instituciones microfinancieras son o fueron pertinentes al caso de estudio planteado. Kotari (2004) como se cita en Arbaiza (2014), menciona que “la entrevista consiste en presentarle a una persona un estímulo verbal para que responda, ya sea una pregunta o frase. Puede realizarse en persona, por teléfono o Internet” (p.205)

En ese sentido, este trabajo de investigación se sustenta con el uso de fuentes secundarias, (información publicada en la página oficial de la Superintendencia de Banca y Seguro, reporte crediticio de deudores de todo el sistema financiero en el Perú) y en el uso de fuente primaria (desarrollo de entrevistas a profundidad), a los expertos en el sector microfinanciero, con el fin de contrastar los resultados obtenidos.

#### **4.5. Operacionalización de Variables**

A continuación, se presenta la operacionalización de las variables a utilizar en el presente trabajo de investigación.

Variable dependiente:

- Variable Y = Riesgo de Crédito (Cartera de alto riesgo)

Variables independientes:

- Variables  $X_{1,2,3,4,5}$  = Factores determinantes que influyen en el Riesgo de Crédito.

Para el procesamiento, demostración y comprobación de los objetivos se precisa las variables y sus indicadores respectivos:

<b>Variab</b> les	<b>Denominación</b>	<b>Indicadores</b>
Dependiente (Y)	Riesgo de Crédito (Cartera de alto riesgo)	Y. Cartera vencida + cartera refinanciada/reestructurada + cartera judicial / total saldo cartera
Independientes (X <sub>1,2,3,4,5</sub> )	Cartera promedio por deudor (X <sub>1</sub> )	X <sub>1</sub> . Cartera total / total prestatarios
	Sobreendeudamiento de clientes (X <sub>2</sub> )	X <sub>2</sub> . Número de deudores con más de 3 entidades financieras / total de deudores
		X <sub>2</sub> . Cartera deudores con más de 3 entidades financieras / total de cartera
	Probabilidad de default asociado a la cartera de créditos (X <sub>3</sub> )	X <sub>3</sub> . Probabilidad de default x Cartera de créditos
	Segmentación geográfica por regiones <sup>32</sup> (X <sub>4</sub> )	X <sub>4.1</sub> Cartera región norte / total de cartera
		X <sub>4.2</sub> Cartera región sur / total de cartera
X <sub>4.3</sub> Cartera región Lima / total de cartera		
X <sub>4.4</sub> Cartera centro oriente / total de cartera		
Cantidad de deudores por empleado (X <sub>5</sub> )	X <sub>5</sub> . Total de deudores / total de empleados.	

#### 4.6. Metodología de Herramientas Estadísticas

De acuerdo con lo indicado en el marco teórico de la presente investigación, se utilizará herramientas estadísticas para poder demostrar las hipótesis establecidas. Considerando que una de las variables es determinar de qué manera la probabilidad de default influye en el riesgo de crédito de las CMAC, se utilizará, para su cálculo, la matriz de transición, que indicará los pronósticos de incumplimiento de los clientes teniendo en consideración sus posibles cambios de clasificación.

<sup>32</sup> Cartera región norte: provincias de Tumbes, Piura, Lambayeque, Cajamarca, La Libertad, Ancash.

Cartera región centro oriente: provincias de Loreto, Amazonas, San Martín, Huánuco, Ucayali, Pasco, Junín, Huancavelica, Madre de Dios. Cartera región sur, provincias de Ica, Arequipa, Moquegua, Tacna, Apurímac, Puno, Cuzco. Cartera región Lima, provincias de Lima y Callao

#### 4.6.1. Metodología de Matriz de Transición

En las bases teóricas de la investigación se mencionó que una matriz de transición, o también llamada matriz estocástica, se utiliza para determinar la probabilidad de que ocurra un evento que depende únicamente de un evento inmediatamente anterior. La matriz de transición sirve para estudiar procesos en los cuales una sucesión de variables es afectada en un tiempo  $t+1$  por otra variable.

Se utilizará la matriz de transición con el objetivo de determinar la probabilidad de default de un deudor, donde se define a  $P_{ij}$  como la probabilidad de que un deudor con calificación crediticia  $i$  pueda pasar a otra calificación crediticia  $j$  en un periodo de tiempo dado.

Para calcular la probabilidad del evento de migrar de una calificación  $i$  a una calificación  $j$ , se define a  $X_{ij}$  como el número de deudores con calificación  $j$  en el momento  $t+1$  y que en el periodo  $t$  tenían una calificación  $i$ . Se define asimismo el número de deudores que estaban con calificación  $i$  como  $X_i$  en el momento  $t$ .

En ese sentido, para este estudio se ha utilizado el método discreto<sup>33</sup> donde se tiene que las probabilidades de migración de un deudor, se calcula como:

$$P_{ij} = \frac{X_{ij}}{X_i} \text{ para todo } i \text{ y } j$$

Es importante mencionar que el método de matriz de transición discreta debe seguir las siguientes propiedades, Solorio *et al.* (2014):

1. Es discreto en el tiempo.
2. Se define en un espacio finito de calificaciones posibles.
3. La migración entre estados está definida por un conjunto de probabilidades  $P_{ij}$

---

<sup>33</sup> Método que recopila información o datos y su interacción con el entorno físico (Kendall, 2005).

4. La probabilidad del proceso del estado  $i$  al estado  $j$  ( $P_{ij}$ ) depende únicamente del estado actual y no de estados anteriores
5. Todos los elementos de la matriz son no negativos, por lo tanto,  $P_{ij} > 0$
6. La suma de las probabilidades de cada fila es igual a 1, por lo tanto, la sumatoria de la  $P_{ij}$  es igual a 1.

La matriz de probabilidades de transición, la cual integra todas las probabilidades de que un evento  $i$  migre al evento  $j$  dentro un ciclo  $t$ , está dada por:

Tabla 14: Matriz de transición para  $i$  y  $j$  categorías

		Periodo = $t + 1$					
		1	2	3	...	$j - i$	$j$
Periodo = $t$	1	$P_{11}$	$P_{12}$	$P_{13}$	...	...	$P_{1j}$
	2	$P_{21}$	$P_{22}$	$P_{23}$	...	...	$P_{2j}$
	3	$P_{31}$	$P_{32}$	$P_{33}$	...	...	$P_{3j}$
	...	...	...	...	...	...	...
	$i - 1$	...	...	...	...	...	...
	$i$	$P_{i1}$	$P_{i2}$	$P_{i2}$	...	...	$P_{ij}$

Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con la tabla anterior, una vez calculadas las probabilidades de transición de cada matriz ( $P_{ij}$ ), se pueden identificar tres bloques:

- Los que se encuentran en la diagonal: representa las probabilidades de que los deudores permanezcan en su clasificación pasado el tiempo  $t + 1$ .
- Los que se encuentran a la derecha o encima de la diagonal: representa las probabilidades de los deudores que se deterioren o empeoren en el tiempo  $t + 1$ .
- Los que se encuentran a la izquierda o abajo de la diagonal: representa las probabilidades de los deudores que mejoran su clasificación en el tiempo  $t + 1$ .

Para calcular la probabilidad de deterioro y la probabilidad de mejora de cada matriz (por cada  $P_{ij}$ , izquierda o derecha de la diagonal respectivamente), se procederá a utilizar la

probabilidad condicional. Igualmente, para calcular la probabilidad de default se procederá a calcular la probabilidad condicional de la columna E (categoría pérdida).

La probabilidad condicional es un concepto clave en la teoría de la probabilidad, permite identificar la probabilidad de que suceda un evento aleatorio, teniendo información específica y previa sobre dicho evento. En términos generales, si se desea calcular la probabilidad condicionada de un evento A, sabiendo que ese evento está determinado por otro evento B, se puede aplicar la siguiente definición, (Román, 2014):

$$P(B / A) = \frac{P(B \cap A)}{P(A)}$$

Dónde:  $P(B/A)$ : probabilidad de que suceda B dado A (eventos dependientes).

$P(B \cap A)$ : probabilidad de intersección de los eventos A y B.

$P(A)$ : probabilidad del evento A.

Nota:  $P(B/A)$  no representa lo mismo que  $P(A/B)$ , son probabilidades completamente diferentes.

Se tiene como condición que la probabilidad de A es mayor a cero.  $P(A) > 0$  para que la definición se cumpla.

Asimismo, se utiliza la ley de probabilidad total para poder estimar el deterioro o recupero total de los deudores. La Ley de probabilidad total se define como:

Si  $A_1, A_2, \dots, A_n$ , es una serie de eventos tales que la probabilidad de cada uno de ellos es distinta de cero, y sea B un suceso para el que se conocen las probabilidades  $P(B/A_i)$ , entonces la probabilidad del suceso B viene dada por:

$$P(B) = \sum_{i=1}^n P(A_i) \cdot P(B / A_i)$$

La Ley de la probabilidad total permitirá estimar la probabilidad de migración positiva (recupero), es decir la probabilidad de que un deudor mejore su calificación de riesgo, o

migración negativa (deterioro), en caso un deudor deteriore su calificación de riesgo, teniendo como evento conocido la calificación del deudor en el momento  $t$ .

Para su aplicación se considerará a  $P(B)$  como la probabilidad de migración (positiva/negativa) total, es decir la sumatoria de probabilidades de que un deudor de CMAC mejore o deteriore su calificación dada su calificación actual. Se define  $P(A_i)$  como la probabilidad de la calificación del deudor en un momento  $t$  según la clasificación crediticia, y además a  $P(B/A_i)$  como la probabilidad que el deudor presente una migración (positiva/negativa) en la calificación en el momento  $t+1$ . Cabe indicar que para la realización de todo el desarrollo estadístico de la matriz de transición y probabilidades condicionales se utilizó el programa SQL<sup>34</sup>, en el anexo 10, se podrá observar un modelo del desarrollo.

#### **4.6.2. Metodología de Herramienta Estadística CRISP-DM**

El desarrollo principal del presente trabajo de investigación, se realizará utilizando la herramienta estadística CRISP-DM, en el capítulo II, dentro del marco teórico, se explicó las bases teóricas de la herramienta, así como cuáles son sus ventajas con el uso de la minería de datos, a diferencia de otros modelos estadísticos, y la importancia de poder detectar patrones de comportamiento que nos lleve a validar los objetivos propuestos.

A continuación, se explicará, paso a paso, la metodología CRISP-DM, que se va a seguir en la investigación. De acuerdo con lo mencionado, esta metodología está compuesta de seis fases, las mismas que serán desarrolladas en esta tesis. Información obtenida del manual CRISP-DM<sup>35</sup>: *Step-by-step data mining guide* y complementado con la investigación de diversos autores.

---

<sup>34</sup> SQL: *Structured Query Language*, programa utilizado para diseñar y recuperar información de bases de datos relacionales.

<sup>35</sup> Journal SPSS: <https://www.kde.cs.uni-kassel.de/wp-content/uploads/lehre/ws2012-13/kdd/files/CRISPWP-0800.pdf>

## Comprensión del negocio

Esta fase está dedicada a comprender cuáles son los objetivos del negocio, a lo largo de la investigación se ha presentado el entorno microfinanciero en el Perú, sus antecedentes, y el comportamiento de este grupo de instituciones en análisis, esta fase se orienta hacia la comprensión de los objetivos establecidos, buscar entender y analizar variables que impacten en el comportamiento del riesgo de crédito de las CMAC, (entendida y definida como la cartera de alto riesgo). Si no se logra comprender y analizar el entorno, los resultados no podrán tener un contenido fiable.

La Comprensión del negocio, permitirá, en adelante, recolectar los datos correctos y necesarios para la elaboración del modelo y una vez desarrollado el modelado, puedan interpretarse correctamente los resultados para las organizaciones.

Gráfico 19: Fase comprensión del negocio – CRISP - DM



Elaboración propia: adaptado de manual CRISP-DM: *Step by step data mining guide*

Galán (2016), menciona, “Esta primera fase es probablemente la más importante y aglutina las tareas de comprensión de los objetivos y requisitos del proyecto desde una perspectiva de negocio, con el fin de convertirlos en objetivos técnicos y en un plan de proyecto” (p 22).

Determinar los objetivos del negocio. – En esta etapa se presentará el problema de investigación y cuáles son los criterios de éxito que se han establecido para su desarrollo. Con respecto al problema, ya se ha mencionado a lo largo de la investigación, determinar

los impactos de variables independientes en el riesgo de crédito, y como criterio de éxito, este resultado será de tipo cuantitativo usando herramientas estadísticas.

Galán (2016) indica, “Esta es la primera tarea a desarrollar y tiene como metas determinar cuál es el problema que se desea resolver, por qué la necesidad de utilizar la minería de datos y definir los criterios de éxito” (p. 23).

Evaluación de la situación. - Como parte de esta fase, se van a entender las variables establecidas, se evaluará el problema centrado, así como determinar el conocimiento previo que se tienen de ellas; analizar el costo beneficio del proyecto.

Determinar los objetivos de la minería de datos. – Esta parte tiene como fin presentar los objetivos del negocio, en términos de los resultados que se buscan de aplicar la minería de datos. Para esta investigación el uso y desarrollo de la minería de datos nos permitirá conocer el grado de explicación entre las variables establecidas.

Realizar un plan del proyecto. – En esta última parte de la primera fase de CRISP-DM, se realiza un plan de actividades para el proyecto, detallando los pasos a seguir en cada uno de ellos.

### **Análisis de datos**

Chapman *et al.* (2000), mencionan que la fase de análisis de datos o comprensión de datos, “Comienza con una recopilación de datos inicial y continúa con actividades para familiarizarse con los datos, identificar problemas de calidad de datos, descubrir ideas tempranas sobre datos o detectar subconjuntos interesantes para formar hipótesis para información oculta” (p.14).

Gráfico 20: Fase Análisis de los datos – CRISP-DM



Elaboración propia: adaptado de manual CRISP-DM: *Step by step data mining guide*

Recolectar los datos iniciales. – La primera tarea, como parte de la segunda fase del modelo CRISP-DM, es realizar la recolección de datos en forma inicial y revisar su adecuación para el próximo procesamiento, cuáles fueron las fuentes y la descripción de los mismos. Aquí se describirá la herramienta que se utilizó para su recolección.

Descripción de los datos. – En esta parte se presentará la tabla descriptiva de los datos, donde se detallará los atributos, como nombre, tipo de dato, formato, etiqueta, medidas de los datos, rol que cumplen. Igualmente, se detallará la matriz operacional de variables y en adición se describirá los conceptos que se han considerado de cada dato.

Asimismo, analizaremos de forma “descriptiva” el comportamiento de cada una de las variables durante el período de estudio, apreciaremos e indicaremos las primeras impresiones de lo observado por cada una desde enero 2016 a diciembre 2019.

Exploración de los datos. – Galán, (2016) indica, “Una vez realizada la descripción de los datos, se procede a su exploración, cuyo fin es encontrar una estructura general para los mismos, esto implica la aplicación de pruebas estadísticas básicas que revelen propiedades en los datos recién adquiridos”, se crean tablas de frecuencia y se construyen gráficos de distribución” (p.25).

Se revisará los estadísticos descriptivos generales, como el volumen de datos, mínimos y máximos, media, moda, desviaciones estándar, curtosis<sup>36</sup>, asimetría (que son indicadores

<sup>36</sup> La curtosis (o apuntamiento) “es una medida de forma que mide cuán escarpada o achatada está una curva o distribución. Este coeficiente indica la cantidad de datos que hay cercanos a la media, de

que informan sobre características de su forma de distribución de la variable, que permiten conocer su asimetría u homogeneidad sin necesidad de graficarlos).

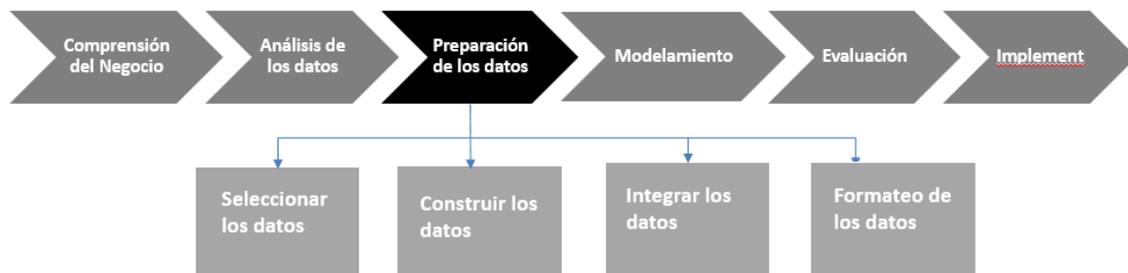
Como parte de la exploración de los datos es encontrar patrones o características que nos permita conocer su distribución y dispersión, se realizará pruebas de normalidad de las variables, para poder identificar a qué tipo de distribución se aproxima o converge. (distribución normal o no), y en base a ello determinar el estadístico de prueba seleccionado.

Verificar la calidad de los datos. – En esta última parte de la segunda fase de CRISP-DM, se efectúan las verificaciones de los datos para verificar su consistencia individual. Así también, se identifican los datos que pueden hacer ruido o desvirtuar los cálculos. El fin de esta etapa es garantizar que los datos se encuentren completos.

### Preparación de los Datos

Chapman *et al.* (2000), mencionan, que la fase de preparación de datos “cubre todas las actividades para construir el conjunto de datos final del modelado, desde los datos sin procesar iniciales. Las tareas incluyen selección de tablas, registros y atributos, así como transformación y limpieza de datos para herramientas de modelado” (p.14).

Gráfico 21: Fase preparación de los datos – CRISP-DM



Elaboración propia: adaptado de manual CRISP-DM: *Step by step data mining guide*

---

manera que a mayor grado de curtosis, más escarpada (o apuntada) será la forma de la curva”, fuente: <https://www.universoformulas.com/estadistica/descriptiva/curtosis/>

En esta etapa y una vez realizada la recolección de datos iniciales, se procede a su preparación para que puedan adaptarse al uso de la técnica de la minería de datos. Tiene mucha relación con la fase del modelado, puesto que en función del modelamiento elegido van a tener que prepararse los datos, es por eso que ambas etapas están en constante interacción.

Seleccionar los datos. – en esta parte se selecciona los datos que se han recolectado de las diferentes fuentes secundarias, se comienza a seleccionar considerando el entendimiento de la fase anterior “comprensión del negocio”, si son suficientes, tienen correcciones por hacer, la recolección se realiza con técnicas de minería de datos.

Construir los datos. De acuerdo con Galán (2016), “Esta tarea incluye las operaciones de preparación de los datos tales como la generación de nuevos atributos a partir de atributos ya existentes, integración de nuevos registros o transformación de valores para atributos existentes” (p.28).

Integrar los datos. – En esta parte se pueden crear nuevas estructuras a partir de otros datos seleccionados, en esta investigación, se tiene indicadores que se obtienen a partir de la combinación de otros indicadores. Se crean nuevos registros, se juntan campos, se transforman y se categorizan los datos. Por ejemplo, podríamos determinar si la variable dependiente la estructuramos en niveles de acuerdo a su impacto en el riesgo.

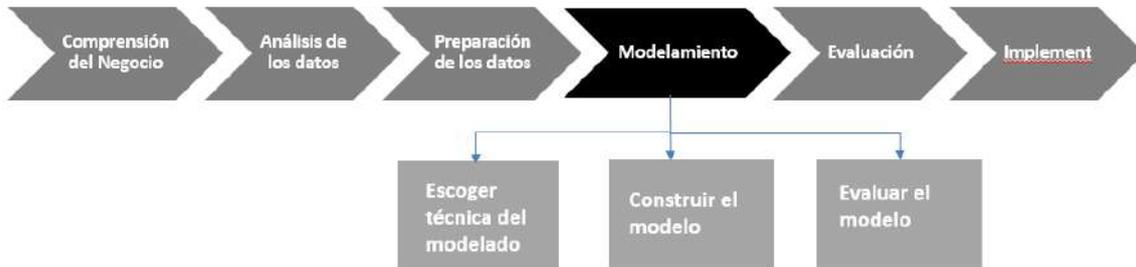
Formateo de los datos. – En esta parte se realizan transformaciones de los datos, sin modificar su significado, todo eso con el fin de facilitar el uso de la técnica de minería de datos a seguir, reordenan campos. Asimismo, eliminan espacios en blanco, comas, caracteres especiales etc.

## **Modelamiento**

En esta fase se aplican las técnicas propias de la minería de datos, confirmar patrones, con el fin de construir el modelo. Galán (2016), establece que “En esta fase de CRISP-DM se seleccionan las técnicas de modelado más apropiadas para el proyecto de minería

de datos específico, estas técnicas se escogen a través de algunos criterios, tales como: ser apropiados para el problema, disponer de los datos adecuados, cumplir con los requisitos del problema” (p.28).

Gráfico 22: Fase de modelamiento – CRISP-DM



Elaboración propia: adaptado de manual CRISP-DM: *Step by step data mining guide*

Escoger técnica del modelado. – Esta primera tarea del modelado, consiste en explicar la técnica que se va a utilizar para el desarrollo de la minería de datos, considerando el propósito del proyecto. Entre las técnicas más conocidas, se tienen la de regresión logística, árboles de decisiones y redes neuronales.

Construir el modelo. – es la parte donde se ejecuta la herramienta del modelado con todos los datos preparados para crear el modelo. Se explicará los parámetros utilizados, su justificación de elección y se describirá el modelo resultante. Luego de la construcción del modelo, se debe realizar un procedimiento que permita probar la calidad de los resultados obtenidos. Jensen (2016) indica que “típicamente se separan los datos en dos conjuntos, uno de entrenamiento y otro de prueba, para luego construir el modelo basado en el conjunto de entrenamiento y medir la calidad del modelo generado con el conjunto de prueba” (p. 10).

Evaluar el modelo. – En esta parte se comienza a interpretar los primeros resultados de acuerdo a lo obtenido en la técnica del modelado y del éxito del uso de la minería de datos. Esta interpretación se lleva a cabo considerando el conocimiento del negocio por parte del investigador sobre el negocio.

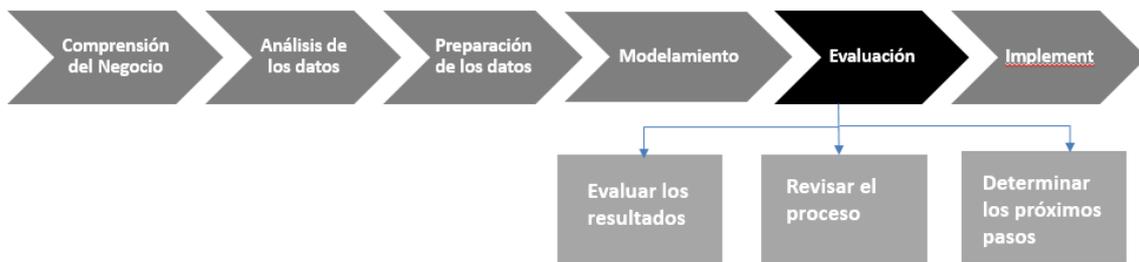
## Evaluación

Esta es la fase donde se evalúa el modelo y se hace una revisión del proceso realizado.

Galán (2016), indica que:

En esta fase se evalúa el modelo, teniendo en cuenta el cumplimiento de los criterios de éxito del problema. Debe considerarse además que la fiabilidad calculada para el modelo se aplica solamente para los datos sobre los que se realizó el análisis. Es preciso revisar el proceso, teniendo en cuenta los resultados obtenidos, para poder repetir algún paso anterior, en el que se pueda haber cometido algún error. Si el modelo generado es válido en función de los criterios de éxito establecidos en la fase anterior, se procede a la explotación del modelo (p. 30).

Gráfico 23: Fase evaluación – CRISP-DM



Elaboración propia: adaptado de manual CRISP-DM: *Step by step data mining guide*

Evaluar los resultados. – esta es la parte donde se evalúan los resultados obtenidos, teniendo como base los objetivos del negocio señalados en fases anteriores. Se va a verificar si los resultados tienen relación que puedan resolver los postulados establecidos en la presente investigación. Si se llega a validar el modelo, se procede a la interpretación y a la representación más adecuada para mostrar los hallazgos.

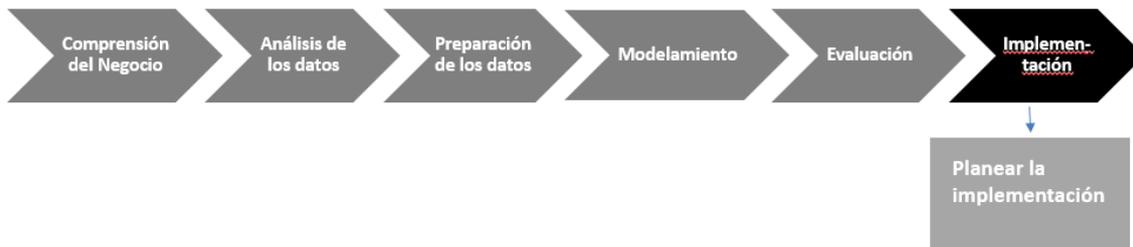
Revisar el proceso. – En esta etapa se refiere a revisar el proceso realizado con la minería de datos, cuyos resultados obtenidos nos pueden conducir a identificar otras necesidades, puede ser también que podamos regresar a la primera fase que es comprensión del negocio para poder hacer otro trabajo analítico en base a los nuevos resultados.

Determinar los próximos pasos. – En caso se haya determinado que los resultados generados son satisfactorios, se puede pasar a la siguiente fase, sino tendríamos que regresar a la fase de preparación de los datos para volver a su revisión.

## **Implementación**

Galán (2016) menciona, que “En esta fase, y una vez que el modelo ha sido construido y validado, se transforma el conocimiento obtenido en acciones dentro del proceso de negocio, esto puede hacerse por ejemplo cuando el analista recomienda acciones basadas en la observación del modelo y sus resultados” (p. 32).

Gráfico 24: Fase implementación



Elaboración propia: adaptado de manual CRISP-DM: *Step by step data mining guide*

Planear la implementación. – una vez conocido y analizado los resultados, los funcionarios de las CMAC pueden tomar consideración lo realizado en esta tesis y llevar a discusión el nuevo conocimiento aportado y en caso decidan, implementarlo. Como se comentó al inicio de esta investigación, con los resultados obtenidos, puedan ampliar sus estrategias que les permita un mejor manejo del riesgo de crédito, entendido como la cartera de alto riesgo.

En síntesis, en el presente capítulo se ha revisado todo lo concerniente a la metodología de la investigación, se ha presentado el tipo de diseño, enfoque, alcance. Asimismo, se ha incorporado la metodología de las herramientas estadísticas a utilizar, por un lado, la de matriz de transición, que nos ayudará a analizar el comportamiento de los deudores y las probabilidades de que puedan mejorar, mantener, deteriorar o llegar al default de sus

carteras. Asimismo, se ha presentado la metodología CRISP-DM, herramienta estadística elegida para el desarrollo principal de esta investigación, la misma que está compuesta de seis fases, comprensión del negocio, análisis de datos, preparación de datos, modelado, evaluación e implementación; cabe indicar que la presente investigación abarcará hasta la fase de evaluación, ya que la implementación es una fase que cada entidad podrá realizar. A continuación, se procederá al desarrollo del trabajo de investigación.

## **CAPITULO V: DESARROLLO Y ANÁLISIS DE LA INVESTIGACIÓN**

Arbaiza (2014), indica que “el desarrollo y análisis de datos implica una serie de labores sistemáticas y relacionadas, como el vaciado de datos y tareas de codificación, clasificación y análisis estadístico. En este capítulo se presentará el desarrollo y el análisis de la información respectiva, para cumplir con los objetivos propuestos, haciendo uso de herramientas estadísticas para poder validar los postulados del presente trabajo de investigación.

### **5.1. Construcción de la Matriz de Transición**

Con el objetivo de determinar la probabilidad de default de un deudor con calificación  $i$ , se construye la matriz de transición sobre el universo de deudores del sistema financiero que tienen obligaciones crediticias con las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito. Sin embargo, como se apreciará durante el desarrollo, el uso de esta matriz de transición brinda información útil para la toma de decisiones en la institución, puesto que se puede conocer la probabilidad del comportamiento de pago del deudor y la transición que pueden tener en su movimiento de categorías de riesgos, (mejora o deterioro de los deudores de créditos).

Respecto al periodo de análisis, se presentará el comportamiento de los deudores en forma anual, considerando a los clientes que registraron al menos, una deuda en alguna CMAC durante los meses de diciembre de los años 2015, 2016, 2017, 2018 y 2019.

Asimismo, se define  $i$  y  $j$  como calificación crediticia establecida por la institución financiera CMAC y conforme a lo determinado en las normas de regulación del sistema financiero peruano (SBS), en un periodo determinado como  $t$  y  $t+1$ . La categoría crediticia puede estar dentro de las categorías definidas en la Tabla 15.

Tabla 15: Categorías de riesgo según clasificación crediticia.

Categoría crediticia	Características sector microempresas <sup>37</sup>
Categoría Normal (categoría A)	Cumple con sus obligaciones, atrasos máximos de 8 días calendario.
Categoría Con Problemas Potenciales (categoría B)	Deudores con atrasos ocasionales entre 9 a 30 días.
Categoría Deficiente (categoría C)	Deudores entre 31 a 60 días de mora
Dudoso (categoría D)	Deudores entre 61 y 120 días de mora
Categoría Pérdida o (categoría E o default)	Deudores con más de 120 días de mora

Fuente: Elaboración propia, adaptado Resolución SBS 11356

Para la construcción de la matriz del periodo diciembre 2016, se siguió con el siguiente proceso:

1. Se identifican a los deudores del periodo diciembre 2015 (t) que tienen una obligación activa con al menos una Caja Municipal de Ahorro y Crédito.
2. Se identifica la calificación de los deudores del periodo diciembre 2015 (t) y se determina la distribución porcentual de la población de deudores según la categoría asignada por la entidad financiera.
3. Se observa la calificación de los deudores del periodo diciembre 2015 (t), y se identifica la calificación al termino de 12 meses, es decir en el periodo diciembre 2016 (t+1). Durante este periodo, se puede observar la migración de algunos de los deudores que pasan de una categoría A a una categoría E (default).
4. Se calcula la probabilidad de transición de los deudores del periodo, según la fórmula definida en el punto 2:

$$P_{ij} = \frac{X_{ij}}{X_i} \text{ para todo } i \text{ y } j$$

Por ejemplo, se identifica el número de deudores que tienen en el periodo diciembre 2015 una categoría A y en el periodo diciembre 2016 mantienen la

<sup>37</sup> Características de clientes microempresa, sin embargo, si cuentan con crédito hipotecario tienen un cambio en los días de atraso por tener la institución una garantía real.

categoría A (Xaa) y este se divide por el número total de deudores del periodo diciembre 2015 que se encuentran en categoría A (Xa).

5. Se realiza la repetición del proceso hasta identificar las probabilidades de todas las combinaciones posibles que se detallan en las Tabla 16.

Tabla 16: Matriz de transición según categorías de riesgo

		Categoría en periodo diciembre 2016				
		NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)
Categoría en periodo diciembre 2015	NOR (A)	AA	AB	AC	AD	AE
	CPP (B)	BA	BB	BC	BD	BE
	DEF (C)	CA	CB	CC	CD	CE
	DUD (D)	DA	DB	DC	DD	DE
	PER (E)	EA	EB	EC	ED	EE

Fuente: Elaboración propia

Se realiza la repetición del proceso para identificar las matrices de transición de los cuatro años seleccionados según tabla 17.

Tabla 17: Matriz de transición por periodos

Periodo t	Periodo t+1	Matriz
Diciembre 2015	Diciembre 2016	Matriz 1
Diciembre 2016	Diciembre 2017	Matriz 2
Diciembre 2017	Diciembre 2018	Matriz 3
Diciembre 2018	Diciembre 2019	Matriz 4

Fuente: Elaboración propia

Una vez calculadas las cuatro matrices para los periodos indicados en la tabla 17, se procede a realizar el promedio simple de cada una de las probabilidades que se obtienen para cada una de las transiciones de AA, AB, AC, .... EE. Como resultado se obtiene la matriz total de probabilidades donde la categoría E muestra la probabilidad de default.

## 5.2. Construcción de probabilidad Condicional

Para la construcción de la probabilidad total de default, se calculará la matriz total de probabilidad derivadas del promedio de las matrices mostradas en la tabla 17. La matriz total queda de la siguiente forma.

Tabla 18: Matriz de transición total

		Categoría en periodo t+1				
		NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)
Categoría en periodo diciembre t	NOR (A)	Prom(AA)	Prom(AB)	Prom(AC)	Prom(AD)	Prom(AE)
	CPP (B)	Prom(BA)	Prom(BB)	Prom(BC)	Prom(BD)	Prom(BE)
	DEF (C)	Prom(CA)	Prom(CB)	Prom(CC)	Prom(CD)	Prom(CE)
	DUD (D)	Prom(DA)	Prom(DB)	Prom(DC)	Prom(DD)	Prom(DE)
	PER (E)	Prom(EA)	Prom(EB)	Prom(EC)	Prom(ED)	Prom(EE)

Fuente: Elaboración propia

Donde, por ejemplo

$$\text{Prom (AA)} = \text{Prom [ Matriz1(AA) + Matriz2(AA) + Matriz3(AA) + Matriz4(AA)]}$$

De la misma manera se calculan los promedios para todas las combinaciones mostradas en la Tabla 18.

Adicionalmente, se procederá a calcular la probabilidad condicional de permanecer o migrar hacia una mejor o peor calificación para cada una de las matrices, utilizando la definición de probabilidad condicional total explicada en el punto 3.

$$P(B) = \sum_{i=1}^n P(A_i) \cdot P(B / A_i)$$

Entonces, la probabilidad de mantener la calificación es:

$$P(\text{mantener}) = P(A) \cdot P(AA) + P(B) \cdot P(BB) + P(C) \cdot P(CC) + P(D) \cdot P(DD) + P(E) \cdot P(EE)$$

La probabilidad de deterioro o migrar a una peor calificación es:

$$P(\text{empeorar}) = P(A) \bullet P(AB) + P(A) \bullet P(AC) + P(A) \bullet P(AD) + P(A) \bullet P(AE) + P(B) \bullet P(BC) + P(B) \bullet P(BD) + P(B) \bullet P(BE) + P(C) \bullet P(CD) + P(C) \bullet P(CE) + P(D) \bullet P(DE)$$

La probabilidad de migrar a una mejor calificación es:

$$P(\text{mejorar}) = P(B) \bullet P(BA) + P(C) \bullet P(CB) + P(C) \bullet P(CA) + P(D) \bullet P(DC) + P(D) \bullet P(DB) + P(D) \bullet P(DA) + P(E) \bullet P(ED) + P(E) \bullet P(EC) + P(E) \bullet P(EB) + P(E) \bullet P(EA)$$

La probabilidad de default está definida por:

$$P(\text{default}) = P(A) \bullet P(AE) + P(B) \bullet P(BE) + P(C) \bullet P(CE) + P(D) \bullet P(DE)$$

En síntesis, se realizará el cálculo, por año, de cada matriz de transición (tabla 17), aplicando la misma metodología para todas, asimismo, se calculará la probabilidad condicional de que los deudores, permanezcan, mejoren, empeoren de calificación crediticia en el año de análisis, y por supuesto la probabilidad de default (pérdida). En adición, se realizará los análisis correspondientes por cada matriz, el consolidado de todas y se comparará los resultados de las CMAC con las de otras instituciones. Los resultados se muestran a continuación.

### **5.3. Descripción y Análisis de Resultados Matriz de Transición**

#### **5.3.1. Matriz de Transición 2016**

Los resultados de la matriz de transición 2016, se presentan en dos tablas, la primera descrita en porcentaje (%) y la segunda por número de deudores. Al analizar esta matriz, se observa que los deudores con calificaciones en categoría normal (AA) y los de categoría pérdida (EE) son las que tienen mayor probabilidad de mantenerse en la misma categoría de riesgo por el lapso de un año (84.1%) y (93.3%) respectivamente. Los que empezaron con calificación CPP (B), el 50.3% recupera su categoría normal (BA), sin

embargo, un 32.4% llega a pérdida total (BE); los que empezaron con categorías de deficiente (C) y dudoso (D), el 65.9% (CE) y el 79.6% (DE) llegaron a pérdida respectivamente. Asimismo, se observa que la recuperabilidad de los deudores que empezaron en pérdida es muy baja 4.8% (EA).

Tabla 19: Matriz de transición 2016

		Categoría en periodo diciembre 2016				
		NOR (A)	CPP(B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)
Categoría en periodo diciembre 2015	NOR (A)	84.1%	4.4%	1.9%	2.2%	7.5%
	CPP (B)	50.3%	8.4%	4.0%	4.8%	32.4%
	DEF (C)	21.5%	3.9%	4.4%	4.3%	65.9%
	DUD (D)	12.3%	2.1%	1.8%	4.3%	79.6%
	PER (E)	4.8%	0.5%	0.5%	0.9%	93.3%

Fuente: Elaboración propia

Al observar la siguiente tabla, por número de deudores, se muestra que, de un total de 1,231mil deudores (100%), 886 mil (71.9%), terminaron en calificación normal, independientemente de la calificación con la que comenzó; y 242 mil (19.7%) terminaron en pérdida a diciembre 2016. Eso quiere decir que el 91.6% del total de deudores que empezaron el año en estudio se concentran en los extremos, o bien están en categoría normal o categoría pérdida. Estos resultados muestran la sensibilidad económica financiera de que un deudor, o permanece en las categorías iniciales (normal o CPP), o se van a pérdida. Lo que se indica, está referido a la importancia de la gestión en la administración de la cartera, en sus inicios del impago de la operación, y el seguimiento de la gestión de cobranzas de las CMAC, ambas acciones están ligadas las políticas propias de las instituciones microfinancieras y el resultado final de estas acciones repercuten en los indicadores de morosidad.

	Expresado en deudores 2016					
	NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)	TOTAL
NOR (A)	838,092	43,380	18,873	21,606	74,707	996,658
CPP (B)	32,853	5,489	2,637	3,101	21,172	65,252
DEF (C)	6,074	1,088	1,237	1,224	18,631	28,254
DUD (D)	3,678	621	535	1,288	23,828	29,950
PER (E)	5,339	562	548	987	104,200	111,636
TOTAL	886,036	51,140	23,830	28,206	242,538	1,231,750
%	71.9%	4.2%	1.9%	2.3%	19.7%	100%

Fuente: Elaboración propia

Cabe indicar que mientras se realizó el desarrollo de la matriz, se observó que un 9.9% de deudores que iniciaron en diciembre 2015 no tienen calificación pasado el año de análisis, esto puede ser porque el cliente canceló su operación de crédito sin renovar o que el deudor puede haber sido castigado y retirado del balance; para efectos de este trabajo, como investigador, se ha considerado que los deudores que no terminaron el año y estuvieron en categoría normal y CPP, permanecieron en dichas categorías mientras estuvieron activos, y los deudores que estuvieron en deficiente, dudoso y pérdida, se deterioraron por completo llegando todos a pérdida, este supuesto, será corroborado en las entrevistas a profundidad a expertos, cuando se les pregunte sobre este tema.

### 5.3.2. Matriz de Transición 2017

Los resultados de la matriz de transición del 2017, al igual que en el desarrollo de la matriz anterior, se presentan en dos tablas, la primera descrita en porcentaje (%) y la segunda por número de deudores. Al evaluar esta matriz se observa que los deudores con calificaciones en categoría normal (AA) y los de categoría pérdida (EE) son las que tienen mayor probabilidad de mantenerse en la misma calificación crediticia por el lapso de un año, (83.3%) y (93.5%) respectivamente, es decir se observa la misma tendencia que del año 2016. Los que empezaron con calificación CP (B), el 49.6% recupera su categoría normal (BA), sin embargo, un 33.4% llega a tener pérdida total (BE), los que empezaron con categorías de deficiente (C) y dudoso (D), el 68% (CE) y el 80.4% (DE) llegaron a

pérdida respectivamente, y el 4.1% en ambas categorías CC y DD permanecieron pasado el año de análisis.

Tabla 20: Matriz de transición 2017

		Categoría en periodo diciembre 2017				
		NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)
Categoría en periodo diciembre 2016	NOR (A)	83.3%	4.5%	2.0%	2.5%	7.7%
	CPP (B)	49.6%	8.0%	4.1%	5.0%	33.4%
	DEF (C)	19.9%	3.4%	4.1%	4.6%	68.0%
	DUD (D)	12.1%	1.8%	1.6%	4.1%	80.4%
	PER (E)	4.8%	0.5%	0.4%	0.8%	93.5%

Fuente: Elaboración propia

Si se observa la tabla por número de deudores (tabla a continuación), se muestra que, de un total de 1,369 mil deudores (100%), 981 mil (71.6%), terminaron en calificación normal, independientemente de la calificación con la que comenzó; y 269 mil (19.7%) terminaron en pérdida a diciembre 2017. Eso quiere decir que el 91.3% del total de deudores que empezaron el año en estudio se concentran en los extremos, o bien están en categoría normal o categoría pérdida. Estos resultados, una vez más, al igual que en la matriz 2016, muestran la sensibilidad financiera de que un deudor o permanece en categoría normal o se van a pérdida, esto, una vez más, está relacionado a la capacidad de pago de los deudores, y, sobre todo, las CMAC tienen que mantener la alerta la gestión del seguimiento de la cartera, la identificación de los deudores y la gestión de cobranzas.

Expresado en deudores 2017						
	NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)	TOTAL
NOR (A)	932,775	50,248	22,844	27,628	86,437	1,119,932
CPP (B)	32,484	5,240	2,671	3,262	21,901	65,558
DEF (C)	5,654	968	1,173	1,311	19,309	28,415
DUD (D)	3,753	551	496	1,276	24,996	31,072
PER (E)	5,936	637	518	985	116,527	124,603
TOTAL	980,602	57,644	27,702	34,462	269,170	1,369,580
%	71.6%	4.2%	2.0%	2.5%	19.7%	100%

Fuente: Elaboración propia

Cabe indicar que mientras se hizo el desarrollo de la matriz, se observó que un 10.1% de deudores que iniciaron en diciembre 2016 no tienen calificación pasado el año de análisis, esto puede ser porque el cliente canceló su operación de crédito sin renovar o que el deudor puede haber sido castigado y retirado del balance; para efectos de este trabajo, el investigador consideró que los deudores que no terminaron el año y estuvieron en categoría normal y CPP, permanecieron en dichas categorías, mientras que los que estuvieron en deficiente, dudoso y pérdida, se deterioraron por completo llegando todos a pérdida.

### 5.3.3. Matriz de Transición 2018

Los resultados de la matriz de transición del 2018, al igual que en el desarrollo de las matrices anteriores, se presentan en dos tablas, la primera descrita en porcentaje (%) y la segunda por número de deudores. Al evaluar esta matriz se observa que los deudores con calificaciones en categoría normal (AA) y los de categoría pérdida (EE) son las que tienen mayor probabilidad de mantenerse en la misma calificación crediticia por el lapso de un año, (84.2%) y (93.7%) respectivamente, es decir se observa la misma tendencia que del año 2016 y 2017. Los que empezaron con calificación CP (B), el 49.6% recupera su categoría normal (BA), sin embargo, un 34.8% llega a tener pérdida total (BE), los que empezaron con categorías de deficiente (C) y dudoso (D), el 69.5% (CE) y el 82% (DE) llegaron a pérdida respectivamente, solo el 3.7% (CC) y el 33% (DD) permanecieron en su categoría de riesgo inicial.

Tabla 21: Matriz de transición 2018

		Categoría en periodo diciembre 2018				
		NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)
Categoría en periodo diciembre 2017	NOR (A)	84.2%	4.0%	1.8%	2.3%	7.7%
	CPP (B)	49.6%	7.3%	3.7%	4.6%	34.8%
	DEF (C)	19.4%	3.4%	3.7%	4.2%	69.5%
	DUD (D)	11.4%	1.7%	1.6%	3.3%	82.0%
	PER (E)	4.6%	0.5%	0.4%	0.7%	93.7%

Fuente: Elaboración propia

Si se observa la tabla por número de deudores (tabla a continuación), se muestra que, de un total de 1,537 mil deudores (100%), 1,106 mil (72%), terminaron en calificación normal, independientemente de la calificación con la que comenzaron; y 308 mil (20.1%) terminaron en pérdida a diciembre 2018. Eso quiere decir que el 92.1% del total de deudores que empezaron el año en estudio se concentran en los extremos, o bien están en categoría normal o categoría pérdida. Estos resultados, una vez más, al igual que en la matriz 2016, 2017, muestran la sensibilidad financiera de que un deudor o permanece en categoría normal, CP o se van a pérdida; al respecto se vienen observando un patrón sobre el comportamiento homogéneo en el tiempo.

	Expresado en deudores 2018					
	NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)	TOTAL
NOR (A)	1,052,091	50,549	22,376	29,007	95,626	1,249,649
CPP (B)	37,143	5,502	2,767	3,416	26,042	74,870
DEF (C)	6,519	1,133	1,236	1,398	23,395	33,681
DUD (D)	4,386	654	614	1,273	31,549	38,476
PER (E)	6,524	644	623	1,020	131,605	140,416
TOTAL	1,106,663	58,482	27,616	36,114	308,217	1,537,092
%	72.0%	3.8%	1.8%	2.3%	20.1%	100%

Elaboración propia

Cabe indicar que mientras se hizo el desarrollo de la matriz, se observó que un 10.7% de deudores que iniciaron en diciembre 2017 no tienen calificación pasado el año de análisis, esto puede ser porque el cliente canceló su operación de crédito sin renovar o que el deudor puede haber sido castigado y retirado del balance; cabe mencionar nuevamente que para efectos de este trabajo el investigador consideró que los deudores que no terminaron el año y estuvieron en categoría normal y CP, permanecieron en dichas categorías, mientras que los que estuvieron en deficiente, dudoso y pérdida, se deterioraron por completo llegando todos a pérdida.

### 5.3.4. Matriz de Transición 2019

Los resultados de la matriz de transición del 2018, al igual que en el desarrollo de las matrices anteriores, se presentan en dos tablas, la primera descrita en porcentaje (%) y la segunda por número de deudores. Al evaluar esta matriz se observa que los deudores con calificaciones en categoría normal (AA) y los de categoría pérdida (EE) son las que tienen mayor probabilidad de mantenerse en la misma calificación crediticia por el lapso de un año, (84.5%) y (94.2%) respectivamente, es decir se observa la misma tendencia que del año 2016, 2017 y 2018. Los que empezaron con calificación CP (B), el 48.7% recupera su categoría normal (BA), sin embargo, un 37.4% llega a tener pérdida total (BE), los que empezaron con categorías de deficiente (C) y dudoso (D), el 69.6% (CE) y el 82.1% (DE) llegaron a pérdida respectivamente, solo el 3.8% (CC) y el 3.4% (DD) permanecieron en su categoría de riesgo inicial.

Tabla 22: Matriz de transición 2019

		Categoría en periodo diciembre 2019				
		NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)
Categoría en periodo diciembre 2018	NOR (A)	84.5%	3.6%	1.7%	2.3%	8.0%
	CPP (B)	48.7%	6.4%	3.3%	4.3%	37.4%
	DEF (C)	19.5%	3.1%	3.8%	3.9%	69.6%
	DUD (D)	11.4%	1.6%	1.6%	3.4%	82.1%
	PER (E)	4.5%	0.4%	0.3%	0.6%	94.2%

Fuente: Elaboración propia

Si se observa la tabla por número de deudores (tabla a continuación), se muestra que, de un total de 1,669 mil deudores (100%), 1,196 mil (71.6%), terminaron en calificación normal, independientemente de la calificación con la que comenzó; y 353 mil (20.1%) terminaron en pérdida a diciembre 2019. Eso quiere decir que el 92.1% del total de deudores que empezaron el año en estudio se concentran en los extremos, o bien están en categoría normal o categoría pérdida. Estos resultados, una vez más, al igual que en la matriz 2016, 2017, 2018 muestran la sensibilidad económica financiera de que un deudor o permanece en categoría normal, o se van a pérdida, viendo un patrón sobre el comportamiento homogéneo en los cuatro años analizados.

	Expresado en deudores 2019					
	NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)	TOTAL
NOR (A)	1,141,209	48,187	22,938	30,746	107,638	1,350,718
CPP (B)	36,078	4,732	2,423	3,159	27,701	74,093
DEF (C)	6,396	1,027	1,239	1,289	22,795	32,746
DUD (D)	4,513	636	622	1,347	32,624	39,742
PER (E)	7,719	626	587	984	162,163	172,079
TOTAL	<b>1,195,915</b>	<b>55,208</b>	<b>27,809</b>	<b>37,525</b>	<b>352,921</b>	<b>1,669,378</b>
%	<b>71.6%</b>	<b>3.3%</b>	<b>1.7%</b>	<b>2.2%</b>	<b>21.1%</b>	<b>100%</b>

Elaboración propia

Al igual que cuando se hicieron las matrices anteriores, en el desarrollo de la presente investigación, se observó que un 9.9% de deudores que iniciaron en diciembre 2018 no tienen calificación pasado el año de análisis, esto puede ser porque el cliente canceló su operación de crédito sin renovar o que el deudor puede haber sido castigado y retirado del balance; cabe mencionar nuevamente que para efectos de este trabajo el investigador consideró que los deudores que no terminaron el año y estuvieron en categoría normal y CPP, permanecieron en dichas categorías, mientras que los que estuvieron en deficiente, dudoso y pérdida, se deterioraron por completo llegando todos a pérdida.

### 5.3.5. Análisis matriz de transición promedio CMAC

Una vez desarrollado y analizado las cuatro matrices presentadas, se procede a mostrar la matriz de transición promedio de las CMAC durante los periodos 2016 - 2019, el final de cada fila suma el 100% de deudores que empezaron en dicha categoría y al final de cada columna es la probabilidad final promedio luego del año transcurrido. De acuerdo con lo revisado se puede afirmar que independientemente del periodo analizado, son los deudores que estando en categoría normal (AA) y en pérdida (EE), los que en mayor porcentaje se mantienen de cuando iniciaron el periodo de análisis, (84% y 93.7%) respectivamente, es decir, aquellos deudores con menor riesgo de crédito tienden a cumplir con sus obligaciones de pago, mientras que aquellos deudores que pierden capacidad de pago normalmente llegan a la categoría de pérdida y no logran restablecer

su situación con las entidades, eso se comprueba porque del 100% de los deudores que empiezan con categoría deficiente y dudoso, un 68.2% y un 81% respectivamente pasan a situación de pérdida.

Tabla 23: Matriz de transición promedio CMAC (2016-2019)

	NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)	TOTAL
NOR (A)	84.0%	4.1%	1.9%	2.3%	7.7%	100%
CPP (B)	49.6%	7.5%	3.8%	4.6%	34.5%	100%
DEF (C)	20.1%	3.4%	4.0%	4.3%	68.2%	100%
DUD (D)	11.8%	1.8%	1.6%	3.8%	81.0%	100%
PER (E)	4.7%	0.5%	0.4%	0.7%	93.7%	100%
%	71.8%	3.9%	1.9%	2.4%	20.1%	

Elaboración propia

En base a lo descrito, se puede afirmar la importancia en la administración de la cartera que deben tener las CMAC y en el proceso de otorgamiento de créditos relacionados a la admisión de clientes y en al proceso de cobranza. Se demuestra que, si el cliente llega a tener falta de capacidad de pago en sus inicios, y no se le hace gestión de cobro respectivo, muy probablemente llegue a pérdida, y muy difícilmente pueda revertir esta condición, de allí la importancia de estas instituciones a identificar plenamente a los deudores que se encuentran en las categorías B, C y D.

Las CMAC tienen que tener en claro la importancia en que el asesor debe evaluar correctamente su operación de crédito, tener la supervisión adecuada para que se pueda determinar la real capacidad de pago del cliente, y por su parte las CMAC deben de conocer los factores que puedan afectar el riesgo de crédito, que es precisamente lo que se postula en esta investigación. Asimismo, deben tener una política clara de gestión de cobranzas, puesto que en promedio de los últimos cuatro años los deudores tienen una probabilidad del 20.1% en llegar a pérdida; el proceso de cobranzas de las instituciones microfinancieras en este sector, está dividido en diferentes etapas de acuerdo con los días de atraso que presente el cliente, cada una de las etapas debe estar correctamente identificada, y realizar las acciones de seguimiento y control en caso el deudor empiece a presentar problemas de pago de sus cuotas.

#### 5.4. Análisis de probabilidad condicional CMAC

De acuerdo con lo presentado, cada matriz de transición tiene como resultado una migración diferente que puede ser la de mantener, mejorar, empeorar de categoría crediticia. Asimismo, se puede determinar la probabilidad de default o pérdida. Esto se debe a que todos los deudores no presentan un comportamiento de pago uniforme en el tiempo, y según los análisis realizados en cada matriz de transición se tiene identificado un patrón de comportamiento en los deudores de las CMAC.

A continuación, se muestra la tabla que contiene la probabilidad condicional de mejorar, mantener, empeorar y la probabilidad de default o pérdida de las cuatro matrices de transición analizadas anteriormente y su promedio de ellas por los años de análisis (2016-2019), lo importante de esta parte en la investigación es que con los resultados de la probabilidad condicional se pueden establecer tendencias sobre el comportamiento de los deudores y así tomar decisiones estratégicas que permitan tener una mejor gestión del riesgo de crédito para las instituciones en estudio.

Tabla 24: Probabilidad condicional 2016-2019

Matriz	P(mejorar)	P(mantener)	P(empeorar)	P(pérdida o default)
Matriz 2016	4.2%	77.2%	18.4%	11.2%
Matriz 2017	3.8%	77.2%	18.6%	11.1%
Matriz 2018	3.9%	77.5%	18.9%	11.5%
Matriz 2019	3.5%	78.5%	19.1%	11.4%
Promedio	3.9%	77.6%	18.75%	11.3%

Fuente: Elaboración propia

Probabilidad de Mejorar de clasificación. – se trata de la probabilidad condicional de todos los deudores que se encuentran a la izquierda de la diagonal de la matriz de transición, está referido a los clientes que lograron recuperarse de una categoría de riesgo mayor a una de menor riesgo durante el periodo de análisis. De la tabla presentada se observa que la probabilidad promedio es de 3.9%, este resultado, puede ser el resultado de las gestiones en el proceso de cobranza que realizan las instituciones. Sin embargo, se aprecia que durante los últimos cuatro años han tenido una ligera baja constante en este

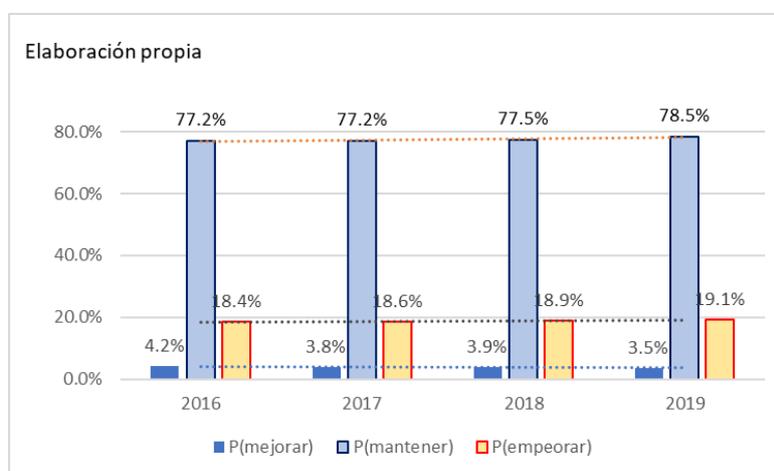
indicador, lo que debe llevar a concentrar esfuerzos en determinar estrategias que permitan revertir esta tendencia y poder incrementar esta probabilidad, el hecho que los deudores puedan mejorar está directamente relacionado a la reversión de provisiones para la entidad.

Probabilidad de Mantenerse en la clasificación. – se trata de la probabilidad condicional de que los deudores, al final del periodo de análisis, se mantengan en la misma clasificación con la que empezaron. El promedio de este indicador es del 77.6%, y se puede apreciar que se ha mantenido prácticamente constante en los últimos cuatro años. Es importante, que las CMAC, centren sus políticas en la identificación de clientes que empezaron en categorías diferentes a normal y realicen un mayor seguimiento para que este indicador pueda mejorar y aumentar, una de las estrategias que pueden adoptar las instituciones es la de generar alertas que permitan propiciar la recuperación de créditos, como las de incentivos a los asesores de créditos por la recuperación de la cartera, cabe recordar que conforme los clientes van avanzando de clasificación van provisionando más, y esto va directamente a la reducción de los resultados para las instituciones.

Probabilidad de empeorar o deteriorar en la clasificación. – se trata de la probabilidad condicional de todos los deudores que se encuentran a la derecha o por encima de la diagonal de la matriz de transición, está referido a los clientes que se deterioraron o empeoraron de la categoría de riesgo con respecto de la que empezaron, de lo presentado se observa que la probabilidad promedio es del 18.75%, sin embargo, si lo vemos con mayor detalle se puede apreciar un crecimiento constante en todos los años de estudio. Esto es considerado un peligro potencial para este grupo de entidades, sobre todo porque cada vez que un deudor se deteriora, aumenta la provisión para la entidad, este indicador evidencia un alto porcentaje de deudores que se deterioran en cada año, lo que corrobora lo indicado desde el inicio de esta investigación, que existe problemas en la gestión del riesgo de crédito de las CMAC; al haber identificado este comportamiento, se debe revisar las políticas y procesos en el otorgamiento de los créditos con el fin de centrar a los clientes que puedan llevar a incumplir con sus deudas; no solo identificando su capacidad de pago sino también su voluntad de pago. Una de las estrategias que deben tener estas CMAC es la de realizar retroalimentación por cada caso deteriorado y revisar cuales fueron los factores que llevaron a ello.

Probabilidad de default o pérdida en la clasificación. – referido a la probabilidad de que los deudores lleguen a tener categoría de pérdida total para la institución, es decir lleguen al 100% de su provisión. Esta probabilidad de default se determina como la posibilidad de la migración de todas las categorías de riesgo a la de pérdida. Este es el indicador escogido como un factor de riesgo de crédito en esta investigación, por el hecho de que está relacionado directamente con la provisión total de la cartera de los deudores; si bien es cierto este indicador no afecta la morosidad, puesto que ya está registrado contablemente, afecta directamente a la rentabilidad de las CMAC, poniendo en evidencia su sostenibilidad financiera en el largo plazo, problema identificado en el inicio de la investigación. La Superintendencia de Banca y Seguros en el Perú establece que, pasado los 120 días de atraso en el pago de su cuota, se provisiona el 100% del total de los créditos que tenga el deudor y se lo considera como irrecuperable. De acuerdo con la tabla presentada, se observa que el promedio de deudores que entran en default es el 11.3%, es decir por cada 100 clientes 11.3 llegan a categoría pérdida.

Gráfico 25: Tendencias de probabilidad condicional CMAC



En el gráfico 25, se aprecia, en resumen, las probabilidades condicionales de los deudores en mejorar, mantener y empeorar, en ella se presenta las tendencias de cada indicador, observando que en todas existe un deterioro constante en los últimos cuatro años, las tendencias están marcadas con una línea que permite apreciar el desmejoramiento de cada

uno de estos indicadores. Esta herramienta estadística permite tener información para poder tomar decisiones que puedan revertir esta situación y por ende mejorar sus resultados.

A continuación, se presenta, cual es la situación de las CMAC en comparación con las demás instituciones en el Perú, que participan en el sector microfinanciero, considerando el uso de matrices de transición y la de probabilidad condicional.

### **5.5. Análisis comparativo: Matriz de Transición CMAC y demás instituciones**

Este trabajo de investigación está enfocado en las CMAC y en determinar los factores que influyen en el riesgo de crédito, para ello, como primera parte, se ha revisado y analizado la matriz de transición de los últimos cuatro años y su probabilidad condicional de todos los escenarios del comportamiento de pago de los deudores (mejora, empeora o mantiene su categoría de riesgo), como parte de estos, se encuentra la probabilidad de default.

De acuerdo con lo presentado en el capítulo I, las CMAC representan el 50% del mercado microfinanciero, Mibanco (el banco de la microempresa) tiene el 22% de participación, y el grupo de Financieras especializadas tienen el 24%, por lo tanto, es importante para esta investigación comparar el comportamiento de las CMAC con las demás instituciones que participan en el sector microfinanciero peruano. Para ello, se calcularon las matrices de transición de Mibanco y del grupo de Financieras especializadas, ambas por el periodo de un año.

Tabla 25: Matriz de transición Mibanco -2019

	NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)	TOTAL
NOR (A)	82.8%	3.2%	1.7%	2.4%	9.8%	100.0%
CPP (B)	43.8%	5.8%	2.8%	4.3%	43.3%	100.0%
DEF (C)	13.4%	1.9%	3.0%	3.6%	78.0%	100.0%
DUD (D)	7.5%	0.8%	0.9%	2.6%	88.2%	100.0%
PER (E)	4.8%	0.4%	0.4%	0.8%	93.6%	100.0%
	<b>74.4%</b>	<b>3.1%</b>	<b>1.7%</b>	<b>2.5%</b>	<b>18.3%</b>	

Elaboración propia

En ambas matrices (tabla 25 y 26), se consideraron todos los deudores que tuvieron créditos en diciembre 2018 y cuál fue su comportamiento al cierre de diciembre 2019. Al igual que las matrices presentadas de las CMAC, la diagonal representa la probabilidad de los deudores de mantener su clasificación, los que están a la derecha o encima de la diagonal representan la probabilidad de deterioro, los que están a la izquierda o debajo los que mejoran en su clasificación.

En ambas matrices se puede observar, que la mayor probabilidad de permanecer en su categoría de riesgos son las que se encuentran en normal (AA) y los que están en pérdida (EE), es decir, presentan características similares a las observadas en las CMAC, con esto se puede determinar que es fundamental analizar, desde el otorgamiento del crédito, la capacidad de pago del deudor para que no pueda caer en atrasos, puesto que si comienza dejar de pagar y no hay un adecuado seguimiento a la cobranza muy probablemente los deudores lleguen a pérdida. Por lo tanto, es fundamental tener en claro el modelo de gestión de cartera y el proceso de cobranzas en las instituciones de este sector. Esto se evidencia porque del 100% de los clientes que empezaron con clasificación CP el 43.8% (BA tabla 25) y el 49.1% (BA tabla 26) respectivamente logran regresar a categoría normal, mientras que del 100% de deudores que empezaron en categoría deficiente y dudoso al inicio del periodo llegan a pérdida en un gran porcentaje, (78% y 88.2%) respectivamente en la matriz de Mibanco y el (68.6% y 81.5%) respectivamente en la matriz de las Financieras especializadas.

Tabla 26: Matriz de transición Financieras especializadas -2019

	NOR (A)	CPP (B)	DEF (C)	DUD (D)	PER (E)	TOTAL
NOR (A)	84.2%	3.5%	1.9%	2.2%	8.2%	100.0%
CPP (B)	49.1%	6.1%	3.8%	5.6%	35.4%	100.0%
DEF (C)	19.6%	3.3%	3.8%	4.7%	68.6%	100.0%
DUD (D)	10.5%	2.0%	2.2%	3.8%	81.5%	100.0%
PER (E)	9.2%	0.9%	0.8%	1.4%	87.7%	100.0%
	73.4%	3.4%	2.0%	2.5%	18.8%	

Elaboración propia

A continuación, se presentan los resultados de la probabilidad condicional de mejorar, mantener, empeorar y la probabilidad de default de Mibanco, las Financieras y las CMAC, con el fin de comparar tendencias en el comportamiento de pago de los deudores. Al analizar los resultados detallados en la tabla 27, se observa que todas las probabilidades condicionales en cada uno de los estados tienen características de comportamiento o rangos parecidos, sin embargo, dentro de todos ellos son las CMAC las que presentan una peor tendencia. Para un mejor análisis se presentan gráficamente.

Tabla 27: Probabilidad condicional - Comparativo - 2019

Matriz	P(mejorar)	P(mantener)	P(empeorar)	P(pérdida)
Mi Banco	4.1%	78.4%	17.4%	10.9%
Financieras	4.8%	79.3%	15.1%	9.7%
CMAC <sup>38</sup>	3.9%	77.6%	18.7%	11.3%

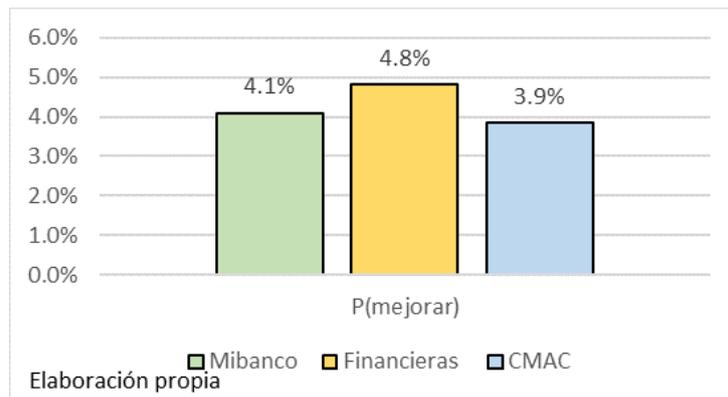
Elaboración propia

En el gráfico 26, se presenta las probabilidades condicionales de mejorar de categoría de riesgo, donde se observa a las Financieras especializadas las que tienen un mejor indicador 4.8%, seguido por Mibanco con el 4.1% y luego las CMAC con 3.9%. Lo que nos indica que existe mayor probabilidad de que los deudores de las Financieras y Mibanco mejoren en su categoría de riesgo que el de las CMAC.

<sup>38</sup> Probabilidad condicional promedio 2016-2019 - CMAC

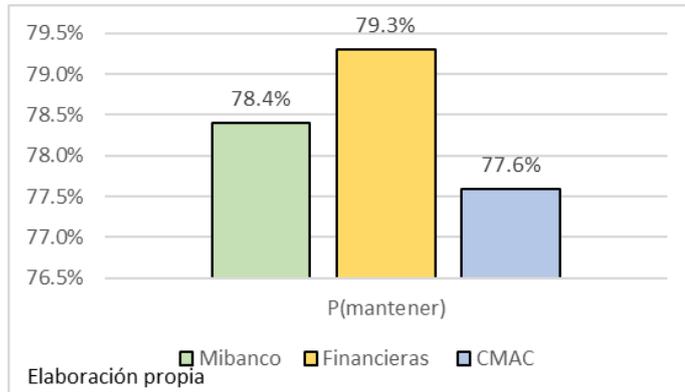
Las CMAC deben tener políticas claras sobre la evaluación del deudor y de su situación familiar, con el fin de otorgar el crédito a clientes que no lleguen a tener problemas de pago por deficientes evaluaciones y de esa manera se pueda revertir estos resultados.

Gráfico 26: Probabilidad de mejorar categoría - comparativo



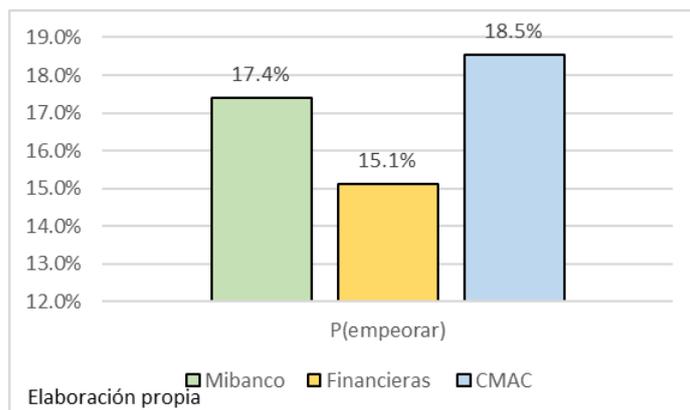
En el gráfico 27, se presenta las probabilidades condicionales de mantener de categoría de riesgo, donde se observa nuevamente a las Financieras especializadas las que tienen un mejor indicador 79.3%, seguido de Mibanco con 78.4% y por último a las CMAC con 77.6%. Sin embargo, cuando se ha revisado y analizado la tendencia de este indicador, estas instituciones presentan una ligera mejora en los últimos cuatro años; el mantener la clasificación de la cartera es importante puesto que permite que las entidades contengan las provisiones y no permitan incrementar. Este tipo de análisis propone vigilar el comportamiento de los deudores y rediseñar estrategias empresariales que permitan mejorar y por último mantener la posibilidad que el deudor empeore de clasificación.

Gráfico 27: Probabilidad de mantener – comparativo



En el gráfico 28, se presenta las probabilidades condicionales de deteriorar de categoría de riesgo, donde se observa a las CMAC con el mayor porcentaje de empeorar (18.5%), seguido por Mibanco (17.4%) y las Financieras especializadas con (15.1%). A pesar de que son las CMAC las que presentan un peor indicador que las demás instituciones, lo preocupante es que la tendencia, según lo analizado en resultados anteriores, ha venido en aumento. Este mayor deterioro afecta directamente el incremento de provisiones impactando en menor rentabilidad. Las CMAC deben analizar y reforzar sus políticas de créditos y así minimizar el impacto del probable deterioro de cartera.

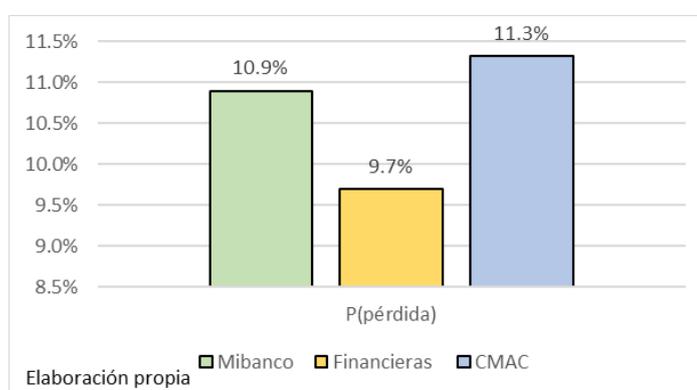
Gráfico 28: Probabilidad de deterioro - comparativo



En el gráfico 29, se presenta las probabilidades condicionales de default o pérdida total, se observa que son las Financieras especializadas las que tienen la menor probabilidad de

default con el 9.7%, seguido por Mibanco con el 10.9% y por último a las CMAC con el mayor porcentaje 11.3%. Para llegar a pérdida, de acuerdo con la regulación peruana, los deudores deben de tener más de 120 días de atrasos, lo que prácticamente los hace irrecuperables para las entidades; los deudores se encuentran provisionados al 100%. Por lo tanto, son las CMAC las instituciones que tienen la mayor probabilidad de pérdida total que las demás entidades. El hecho que un cliente llegue a tener pérdida está relacionado con el nivel de análisis en el proceso de otorgamiento de créditos, en el seguimiento, administración de la cartera y la gestión de cobranzas.

Gráfico 29: Probabilidad de pérdida (default) – comparativo



### Prueba de hipótesis para la determinar la significancia estadística

Para poder afirmar que las CMAC tienen mayor probabilidad de default que las demás instituciones, se tiene que verificar si los valores observados en las medias poblacionales de la probabilidad de default son o no significativamente diferentes. Para ello, se va a realizar un test de hipótesis sobre las medias poblacionales. El análisis estadístico inferencial<sup>39</sup> se utilizará para comprobar si existe igualdad o no en las medias de la probabilidad de default.

<sup>39</sup> Estadística inferencial estudia cómo sacar conclusiones generales para toda la población a partir del estudio de una muestra y el grado de significación de los resultados obtenidos. Fuente: <https://www.superprof.es/diccionario/matematicas/estadistica/estadistica-inferencial.html>

Lo primero que es muy importante conocer, es qué tipo de distribución presentan los datos. Se debe tener en cuenta que las pruebas estadísticas se dividen en dos: paramétricas (los datos presentan una distribución normal) y las no paramétricas, (datos no presentan normalidad). Para determinar el tipo de distribución se utilizará la prueba estadística Kolmogorov – Smirnov. Romero (2016), en su investigación “Como elegir la prueba estadística adecuada”, menciona con respecto a la prueba de Kolmogorov-Smirnov, “ es una prueba de significación estadística para verificar si los datos de la muestra proceden de una distribución normal. Se emplea para variables cuantitativas continuas y cuando el tamaño muestral es mayor de 50” (p.36). Por lo tanto, se establece:

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

Prueba de Kolmogorov –Smirnov (K-S) para una muestra

		SALD_CMAC	SALD_MIBANCO	SALD_FINANCIERAS
Parámetros normales	Media	1607.19	1671.60	670.17
	Desv.	3626.33	2786.29	1154.86
Máximas diferencias	Positivo	0.288	0.262	0.250
	Negativo	-0.330	-0.276	-0.281
Estadístico de prueba - valor z		0.330	0.276	0.281
Sig. asintótica(bilateral) - valor p		,000	,000	,000
Elaboración propia				

De acuerdo a la teoría de las pruebas K-S, para aceptar la hipótesis nula, el valor de la significancia estadística (valor de p), debe ser mayor a 0.05. De acuerdo a la prueba realizada la significación asintótica (valor p) es menor a 0.005, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula, y se puede indicar que los datos no presentan una distribución normal.

Una vez determinado el tipo de distribución se procede a verificar la significancia de las medias poblaciones de la probabilidad de default.

En la figura 11, se puede apreciar que cuando las distribuciones de datos cuantitativos no siguen una distribución normal, y al ser las muestras independientes se recomienda como

prueba U Mann Whitney (prueba no paramétrica utilizada para identificar diferencias de medias poblacionales basadas en tipo de muestras independientes).

Figura 11: Selección de prueba estadística adecuada

Objetivos del estudio	VARIABLES Y DISTRIBUCIÓN	Tipo de muestra	Prueba recomendada
Comparar 2 promedios	Cuantitativas, distribución normal	Muestras relacionadas	t de Student
		Muestras independientes	t de Student
	Cuantitativas discontinuas y continuas sin distribución normal	Muestras relacionadas	Wilcoxon
		Muestras independientes	U Mann Whitney

Fuente: extraído de: como elegir la prueba estadística adecuada – revista Alergia -México

Teniendo en cuenta lo mencionado, se establece:

- $H_0$ : Hipótesis nula: media de CMAC es igual a la media de las demás instituciones.
- $H_1$ : Hipótesis alternativa: media de CMAC es diferente a las demás instituciones.

Estadístico de prueba	Fact_Mibanco	Fact_Mibanco
U de Mann-Whitney	73425.0	66476.0
Z	-2.012	-4.138
Sig. Asintótica - valor p	0.044	0.000

De lo observado como resultado de la prueba estadística, ambos valores de significancia asintótica, valor p, es menor al 0.05, por lo tanto, rechazamos la hipótesis nula, y concluimos que las medias poblacionales de las instituciones en estudio, con un nivel de confianza del 95%, son significativamente diferentes, por lo tanto, a pesar de que las CMAC tienen mayor probabilidad de default que las demás instituciones no se puede afirmar que hay en realidad diferencias significativas entre ellas.

## 5.6. Resumen de hallazgos Matriz de transición

Las matrices de transición permiten cuantificar las diferentes probabilidades del comportamiento de pago de los deudores de las CMAC, se ha desarrollado y analizado

los resultados de los últimos cuatro años, pudiendo establecer tendencias que permitan conocer y calcular las probabilidades de que sus clientes puedan permanecer, mejorar o deteriorar su categoría de riesgo, de tal manera, que las instituciones puedan proyectar tendencias del comportamiento de pago de sus deudores en el futuro. Uno de los objetivos planteados para esta investigación es determinar la probabilidad de default de las CMAC, la misma que se ha hallado y que será analizada posteriormente en su impacto directo en el riesgo de crédito.

El desarrollo y uso de esta herramienta permitirá a las CMAC tomar mejores decisiones en cuanto al manejo del riesgo de crédito, como resultado de los análisis se ha podido evidenciar que los deudores tienen una sensibilidad económica – financiera, determinada por su capacidad de pago, puesto que son los clientes con menor riesgo de crédito los que normalmente cumplen con el pago de sus deudas, y los deudores que comienzan a presentar problemas con sus pagos, tienden a tener una alta probabilidad de llegar pérdida total y muy difícilmente puedan revertir esta condición, lo que lleva, a que las CMAC puedan centrar e identificar a los clientes que se encuentran en categorías intermedias y tomar decisiones que permitan un mejor seguimiento de los mismos. Para ello, es importante revisar el proceso de otorgamiento de créditos que permita identificar a los malos deudores, asimismo tener una adecuada gestión de cobranza para impulsar la recuperación de los clientes que tienden a deteriorarse.

En síntesis, como aporte, en esta etapa de la investigación, es impulsar el uso de las matrices de transición, como una metodología cuantitativa, para que se pueda determinar las probabilidades condicionales que permitan establecer una tendencia sobre el comportamiento de pago de los deudores de las CMAC, y de esta manera tomar decisiones empresariales para el mejor manejo del riesgo de crédito, en pro de un mejor sistema microfinanciero. El uso de la matriz de transición también permite estimar la provisión que tendrán que constituir estas instituciones, las mismas que impactarán en reducir la rentabilidad de sus resultados financieros.

## 5.7. Desarrollo y Análisis Estadístico Modelo CRISP - DM

En el presente trabajo de investigación, se utilizará la metodología estadística CRISP-DM, para la construcción del modelo panel que permita analizar los impactos de factores determinantes en el riesgo de crédito (cartera de alto riesgo) de las CMAC, visto no solo como la relación entre las variables independientes y dependiente, sino como el grado de explicación entre ellas, de tal manera que permita a los funcionarios de las CMAC puedan tomar decisiones estratégicas para poder tener un mejor control del comportamiento de pago de sus operaciones de crédito y esto se vea reflejado en mejores resultados económicos – financieros.

En el desarrollo del marco teórico (capítulo III), se ha descrito ampliamente las bases teóricas y las ventajas de utilizar CRISP-DM, con el uso de la minería de datos; en el capítulo IV se ha explicado paso a paso la metodología de la herramienta y la descripción de los pasos a seguir en la investigación.

En esta parte de la investigación pasaremos a realizar la secuencia práctica de la metodología CRISP-DM. Como se ha indicado, el desarrollo de este modelo está basado en seis fases y se ira aplicando cada una de ellas: Comprensión del Negocio, Análisis de los datos, Preparación de los datos, Modelamiento y Evaluación, dejamos presente que no se realizará la fase de implementación debido a que eso corresponde a decisiones empresariales que puedan tomar los ejecutivos considerando los resultados de esta investigación. A continuación, procederé al desarrollo de cada una de las cinco primeras fases, siguiendo los procedimientos indicados en la metodología.

### 5.7.1. Comprensión del Negocio



Comprensión del negocio o comprensión empresarial, es la fase donde nos permite entender el problema de estudio, comprender los objetivos que se han establecido para poder elaborar la parte técnica y obtener resultados fiables. Gallardo (2009), indica que el objetivo de esta fase es desarrollar la comprensión del negocio para que el correcto uso del *data mining* posibilite tener mejor entendimiento y confianza de los resultados que se obtengan. A continuación, procederemos a la descripción de cada proceso que se tiene en esta primera fase, cuyo fin es determinar los objetivos y requisitos de la investigación desde el punto de vista del negocio.

#### **5.7.1.1. Determinar los Objetivos del Negocio**

Esta investigación se ha centrado en un grupo de entidades microfinancieras que son las CMAC, que tienen el 50% de participación del sector, y donde se han observado problemas relacionados al deterioro de su cartera, que afectan directamente a sus resultados económicos – financieros, mediante el incremento de mayores provisiones, este problema lo hemos descrito a lo largo de la investigación desde varios puntos de vista.

Por lo tanto, el desarrollo de este modelo es inédito, al identificar, de manera cuantitativa, (utilizando minería de datos, técnicas estadísticas), los factores determinantes que influyen en el riesgo de crédito de las CMAC causados entre los años 2016 – 2019.

De acuerdo con lo revisado a lo largo de la investigación, existen diversas teorías sobre los indicadores que se usan para el cálculo del riesgo de crédito, unas dirigidas a calcular la pérdida esperada, otras para el cálculo de requerimiento o adecuación de capital, otras para el cálculo del valor en riesgo (Var), otros para el cálculo del cumplimiento de directrices elaboradas por el Comité de Basilea, sin embargo, para el presente trabajo de investigación se está considerando al riesgo de crédito, como indican varios autores e instituciones citados dentro del marco teórico (Giovanna Aguilar, Gonzalo Camargo, Rosa Morales, Lindon Vela, Javier Uriol, Oswaldo Medina y otros), como un porcentaje que representa el nivel de morosidad, y se la conoce como de la cartera de alto riesgo. Los autores indican que el riesgo de crédito está determinado por una tasa de morosidad que representa la proporción de la cartera de crédito que se encuentra impaga.

Esta cartera de alto riesgo, tal como indica la SBS, está determinada por la cartera vencida, más la cartera refinanciada/reestructurada, más la cartera en cobranza judicial (la descripción de estos indicadores, han sido explicados en el marco teórico).

Asimismo, esta investigación tiene como objetivo que los funcionarios de las CMAC tengan un mejor conocimiento de las variables establecidas y su influencia en el riesgo de crédito (entendido como la cartera de alto riesgo) y puedan tomar decisiones estratégicas que lleven a controlar este importante indicador.

#### **5.7.1.2. Evaluación de la Situación.**

A lo largo de todo el trabajo de investigación, se ha mencionado la importancia del desarrollo de las microfinanzas en el Perú, presentando los antecedentes, evolución, los marcos normativos, legales, describiendo la tecnología y metodología crediticia, la ruta del proceso de otorgamiento de créditos, que es donde se evalúa la capacidad y la voluntad de pago del deudor. Asimismo, se ha descrito de qué manera la atención de este mercado emergente se ha convertido en un mecanismo efectivo para la reducción de la pobreza, comprendiendo objetivamente el funcionamiento del negocio de este sector.

El problema de la tesis, se centra en determinar la influencia de algunas variables de tipo independiente que pueden afectar en forma directa al riesgo de crédito de las CMAC. La evaluación del problema ha sido descrita a lo largo de la tesis. Las variables que han sido seleccionadas para el desarrollo del modelo y que están asociadas a este trabajo de investigación son: Variable dependiente, información del riesgo de crédito (Y), considerada como la cartera de alto riesgo; y como variables independientes, datos de la:

- Cartera promedio por deudor ( $X_1$ ), (Explicado por el total de cartera de créditos sobre el total de deudores), donde se entenderá qué relación tiene el hecho de que el saldo de cartera incremente o disminuya por cada deudor.
- Sobreendeudamiento de clientes ( $X_2$ ), (deudores y el saldo de cartera con más de tres entidades financieras), donde se entenderá que sucede cuando los deudores trabajan con más de tres entidades financieras.

- Probabilidad de default asociadas a la cartera de créditos ( $X_3$ ), se podrá establecer qué relación tiene el incremento o disminución de la probabilidad de default de cartera en el riesgo de crédito.
- Segmentación geográfica por regiones en el Perú ( $X_4$ ), (carteras de créditos agrupadas por regiones entre el total de cartera), permitirá el conocimiento de que regiones son las más adecuadas para el crecimiento de las CMAC, asimismo en base a los resultados poder diferenciar los tipos de tarifarios.
- Cantidad de deudores por empleado ( $X_5$ ), (Total de deudores entre el total de empleados), conocimiento que permitirá conocer qué pasa cuando la relación, deudor empleado, incrementa o decrece.

En síntesis, se han identificado diferentes variables independientes que, con el desarrollo del presente modelo, permitirá establecer la relación con la variable dependiente, (riesgo de crédito). El procesamiento de la información, en esta investigación, es de bajo costo y los beneficios que se obtendrán pueden ser enormes, al poder brindar nuevos conocimientos y elementos de análisis sobre la calidad de sus carteras de créditos a los directivos y funcionarios de las CMAC.

### **5.7.1.3. Determinar los objetivos de la minería de datos**

Diversas investigaciones, tal como se ha descrito en el estado de la cuestión dentro del marco teórico, han aportado conocimiento previo en identificar variables internas y externas que afectan al riesgo de crédito durante diversos períodos de tiempo, utilizando diversas herramientas estadísticas, econométricas, analíticas, lo que ha llevado a tener suficiente evidencia académica y profesional para el desarrollo de este proyecto.

En esta investigación, el uso de aplicar la minería de datos, tiene como objetivo identificar, en primer lugar, si las variables expuestas influyen o no en el riesgo de crédito, asimismo, identificar el grado de correlación que tiene esta variable dependiente con las variables independientes establecidas.

Cabe indicar, que como investigador se ha considerado que los efectos externos macroeconómicos (como el producto bruto interno, la inflación, la tasa de desempleo,

etc.) afectan, de una u otra manera, a todas las instituciones microfinancieras; en síntesis, esta investigación establece como criterio de éxito establecer una alta correlación en el comportamiento de las variables independientes como la variable dependiente.

#### **5.7.1.4. Realizar plan de proyecto**

Finalmente, para el desarrollo de este modelo, se ha descrito un plan o ruta a seguir, donde se describen los pasos para facilitar su aplicación y desarrollo:

- Analizar la base de datos recibida como fuentes secundarias.
- Analizar la estructura de la información.
- Describir el comportamiento de las variables independientes como dependiente.
- Preparar los datos (revisión, limpieza, selección), con el fin de facilitar la aplicación de la minería de datos sobre ellos.
- Analizar los resultados obtenido de su modelamiento y realizar los informes finales con respecto a los objetivos del negocio y el éxito establecido.

#### **5.7.2. Análisis de los datos**

Jensen (2016), indica “La fase de comprensión o análisis de datos de CRISP-DM implica estudiar más de cerca los datos disponibles de minería. Este paso es esencial para evitar problemas inesperados durante la siguiente fase (preparación de datos). La comprensión de datos implica acceder a los datos y explorarlos con la ayuda de tablas y gráficos” (p.14).



##### **5.7.2.1. Recolectar los datos iniciales**

La tarea de esta fase empieza con la recopilación inicial de los datos, familiarizándose con ellos, se identifican si existe problemas con la calidad de la información, a través de

la comprensión de ellos se pueden descubrir o detectar las primeras ideas interesantes para formar las hipótesis que posiblemente estén ocultas. Las actividades que se hacen, es la de recopilar datos iniciales, se realiza una descripción de ellos, se exploran.

La recolección de datos para la presente investigación se enfocó en capturar la información financiera de personas naturales o jurídicas que mantengan una obligación crediticia con las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) del Sistema Financiero peruano durante el periodo de tiempo de enero de 2016 a diciembre de 2019.

La Superintendencia de Banca y Seguros del Perú (SBS) estableció a través de la resolución N°820-2000 el Reporte Crediticio de Deudores<sup>40</sup> (RCD) a fin de optimizar la supervisión y control preventivo de la información crediticia, así como para brindar un mejor servicio a las empresas del sistema financiero. En este reporte, cada entidad financiera debe presentar la identificación, calificación crediticia y saldos contables que mantiene el deudor bajo cualquier modalidad según lo establecido en el Anexo N°6 de la SBS.

Asimismo, esta Superintendencia, consolida los RCD de cada entidad financiera y publica mensualmente el Reporte Consolidado de Créditos (RCC) con la información crediticia y datos generales de todos los deudores del sistema financiero peruano. Este reporte consolidado, es la fuente principal para obtener la información real de los deudores respecto a los saldos contables, calificación de deuda y entidad financiera con la que mantiene una obligación crediticia.

Para la etapa de recolección de los datos también se ha utilizado la información publicada por la Superintendencia de Banca y Seguros a través del Portal SBS en el cual podemos acceder al aplicativo de series estadísticas mensuales de los principales indicadores financieros, tasa de interés y tipo de cambio de las entidades financieras del Perú. Las series estadísticas de los indicadores han sido construidas sobre la base de la información

---

<sup>40</sup> Manual de contabilidad SBS – Riesgo de Crédito – Anexo 6. Fuente: <https://www.sbs.gob.pe/BuscadorSbs/Search/IndexWeb>

enviada por las entidades supervisadas a la SBS a través de reportes y anexos que forman parte del manual de contabilidad exigido por el regulador.

Es importante señalar que, en adición, se ha utilizado como insumo de datos para la construcción del modelo, la estimación de las probabilidades de default resultantes del análisis de matrices de transición desarrollado anteriormente.

Los indicadores mensuales se obtuvieron del reporte crediticio consolidado (RCC), asimismo, se han revisado y se han formado nuevos indicadores, siendo los siguientes:

- Saldo de cartera total, saldo de cartera vencida, saldo de cartera refinanciada/reestructurada y saldo de cartera en judicial.
- Cartera promedio por deudor.
- Número de deudores con cuatro a más entidades.
- Saldo de cartera de deudores con cuatro a más entidades.
- Saldo de cartera con probabilidad de default.

Los indicadores mensuales obtenidos de las series estadísticas publicadas por la SBS son los siguientes:

- Número de clientes en cartera por funcionario
- Saldo de cartera en región norte.
- Saldo de cartera en región sur.
- Saldo de cartera en región centro-oriente.
- Saldo de cartera en región Lima y Callao.

Utilizando como fuente el reporte crediticio consolidado de deudores y las series estadísticas publicadas por la SBS para la construcción de las variables, se ha construido un esquema de tabla estructurada de una base de datos SQL con los indicadores mensuales detallados en la Tabla 29, matriz operacional de variables para cada una de las doce Cajas Municipales de Ahorro y Crédito y para todo el periodo de análisis desde enero de 2016 a diciembre de 2019.

Por lo tanto, los datos que se van a procesar, se han recolectado teniendo en consideración fuentes secundarias como la información disponible del reporte crediticio de deudores, (la misma que ha sido otorgada por una empresa especializada en información del sistema microfinanciero, ver anexo 8), asimismo de datos obtenidos de la Superintendencia de Banca y Seguros.

### **5.7.2.2. Descripción de los datos**

Los datos recolectados fueron almacenados en una tabla de una base de datos relacional SQL, luego de este proceso de almacenamiento, la información fue trasladada al aplicativo IBM SPSS<sup>41</sup> *Statistics* para la construcción de las variables y modelado estadístico.

Con respecto al almacenamiento de los datos, registros totales, se cuenta con la información mensual desde enero de 2016 hasta diciembre 2019 para las doce Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, lo que origina una base de datos de 576 registros totales.

A nivel de indicadores por cada registro, es decir columnas, se cuenta con 10 indicadores (*ítems*), los cuales están detallados en la matriz operacional de variables. Asimismo, cada registro cuenta con un código identificador único que permite etiquetar y distinguir cada registro.

En la tabla 28, Descriptiva de datos, se detalla los siguientes atributos de los datos:

- Nombre: Identificación abreviado y único de las variables utilizadas para el análisis. Este atributo será el identificador para la construcción de los indicadores y modelado en el software estadístico.
- Tipo de dato: Especifica si el dato es numérico, notación científica, fecha, moneda, cadena o numéricos restringido. En caso de la presente tesis se utilizan los tipos de dato numéricos.

---

<sup>41</sup> Fuente: <https://www.ibm.com/support/pages/downloading-ibm-spss-statistics-25>

- Formato: Está dividido en dos atributos: la anchura que indica la cantidad de dígitos del dato numérico y los decimales, que indican la precisión decimal del dato numérico.
- Etiqueta: se asigna una descripción detallada de cada variable con una longitud de 256 caracteres. Las etiquetas pueden contener espacios y caracteres que no permite el atributo nombre.
- Medida: se establece si los datos son nominales cuando representan categorías que no tienen una ordenación, escala cuando representan una métrica con significado y ordinal cuando representan categorías ordenadas.
- Rol: Especifica cómo se utiliza la variable en la generación del modelo, el rol de entrada indica que se utiliza en el aprendizaje del modelo. El rol objetivo indica que la variable se utiliza como un campo de salida o resultado.

Tabla 28: Descriptiva de datos

Nombre	Tipo	Anchura	Decimales	Etiqueta	Medida	Rol
CartRiesgo	Numérico	10	4	Cartera en Riesgo	Escala	Objetivo
CartProm_Deu	Numérico	10	4	Cartera Prom Deudor	Escala	Entrada
RatDeuEmpl	Numérico	10	4	Ratio Deu / Empleados	Escala	Entrada
NumDeu4Ent	Numérico	5	0	Deudores 4 Entidades	Escala	Entrada
SalDeu4Ent	Numérico	10	4	Saldo 4 Entidades	Escala	Entrada
Default	Numérico	10	4	Deuda en Default	Escala	Entrada
RatCartNor	Numérico	10	4	Ratio Cartera Norte	Escala	Entrada
RatCartSur	Numérico	10	4	Ratio Cartera Sur	Escala	Entrada
RatCartLima	Numérico	10	4	Ratio Cartera Lima	Escala	Entrada
RatCartCent	Numérico	10	4	Ratio Cartera Cen-Ori	Escala	Entrada

Fuente: Elaboración propia

Asimismo, las variables analizadas son descritas en la Matriz operacional de variables, se presenta su indicador y el concepto que se tiene como objetivo a explicar por cada una de ellas. Los datos recolectados permiten generar variables (algunas agrupadas) que son explicadas a continuación a nivel conceptual:

1. **CartRiesgo:** Cartera de alto Riesgo: Porcentaje de los créditos directos que se encuentran en situación de vencido, refinanciado/reestructurado y en cobranza judicial.

2. **CartProm\_Deu:** Saldo Promedio por deudor: Saldo total que mantiene un deudor con una CMAC en promedio al mes expresado en miles de soles.
3. **NumDeu4Ent:** Número Deudores con 4 Entidades: Número de deudores que mantienen una obligación crediticia con cuatro o más entidades financieras a la vez.
4. **SalDeu4Ent** Saldo Deudores con 4 Entidades: Saldo de los deudores que mantienen una obligación crediticia con cuatro o más entidades financieras a la vez.
5. **Default:** Saldo con probabilidad de default: Saldo de los deudores con probabilidad de default o pérdida.
6. **RatCartNor:** Saldo en Región Norte: Porcentaje de los saldos de las oficinas CMAC ubicadas en los departamentos de Ancash, Cajamarca, La Libertad, Lambayeque, Piura y Tumbes
7. **RatCartSur:** Saldo en Región Sur: Porcentaje de los saldos de las oficinas CMAC ubicadas en los departamentos de Apurímac, Arequipa, Ayacucho, Cusco, Ica, Moquegua, Puno y Tacna.
8. **RatCartLima:** Saldo en Lima y Callao: Porcentaje de los saldos de las oficinas CMAC ubicadas en el departamento de Lima y Callao
9. **RatCartCent:** Saldo en Centro y Oriente: Porcentaje de los saldos de las oficinas CMAC ubicadas en los departamentos de Amazonas, Huancavelica, Huánuco, Junín, Loreto, Madre de Dios, Pasco, San Martín y Ucayali
10. **RatDeuEmpl:** Número de clientes en cartera por funcionario: Número de deudores que gestiona cada funcionario de las CMAC

Tabla 29: Matriz operacional de variables

Variable	Indicador	Escala	Ítems
Cartera en Alto Riesgo (Y)	- Saldo cartera vencida, refinanciada/reestructurada y judicial entre saldo total de cartera	Categorica*: 1. Riesgo Nivel 1 2. Riesgo Nivel 2 3. Riesgo Nivel 3	1
Cartera Promedio por deudor (X <sub>1</sub> )	- Total de cartera entre total deudores	Numérico Continuo	2
Sobre endeudamiento de clientes (X <sub>2</sub> )	- Número Deudores con 4 Entidades - Saldo Deudores con 4 Entidades	Numérico Continuo	3,4
Default de cartera (X <sub>3</sub> )	- Probabilidad de default por saldo	Numérico Continuo	5
Distribución geográfica por regiones (X <sub>4</sub> )	- Saldo Región Norte - Saldo Región Sur - Saldo Región Lima y Callao - Saldo Región Centro Oriente	Numérico Continuo	6,7,8,9
Cantidad de deudores por empleado (X <sub>5</sub> )	Total de deudores ente total de empleados	Numérico Continuo	10

Elaboración propia

(\*) La escala categórica por la cual he considerado para la variable dependiente, se explicará a detalle más adelante.

A continuación, se analizará de forma descriptiva el comportamiento de cada una de las variables durante el periodo en estudio, se mostrará su evolución y posible relación con el riesgo de crédito.

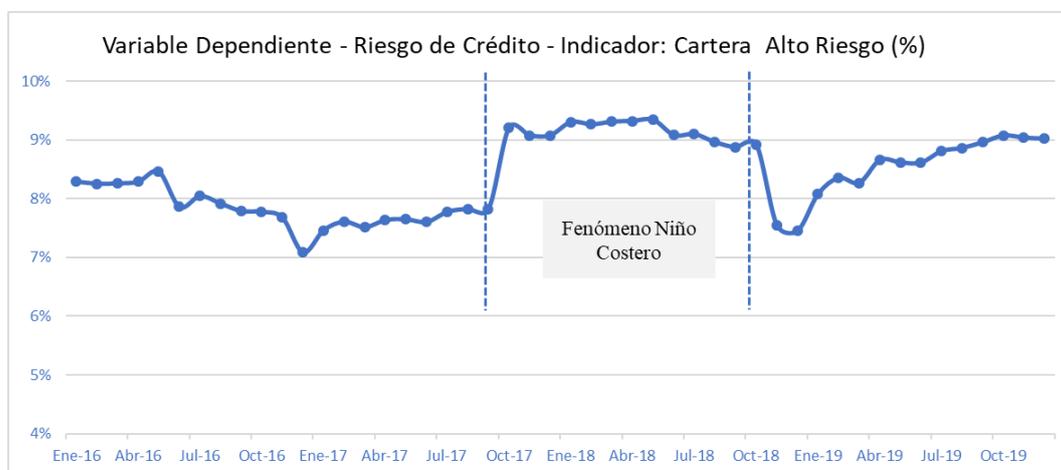
#### Análisis de los datos del Riesgo de Crédito (Y)

En el gráfico 30, se describe la evolución del riesgo de crédito, en forma trimestral, desde enero 2016 hasta diciembre del 2019, en este gráfico se observa que el comportamiento de este indicador ha variado constantemente en los años de estudio, fluctuando en todo el período de análisis entre el 7% y sobrepasando el 9%, se analiza que este incremento se realiza en forma consecutiva y gradual desde el 2017 hasta el fin del 2019, en valores

absolutos, el incremento ha pasado del 1.2 millones a 2 millones de soles lo que nos da un indicio de que este indicador está afectado por variables que producen su incremento.

Asimismo, se puede observar que en el 2018 existe un aumento de la cartera de alto riesgo, pudiendo ser por los efectos del fenómeno del niño costero<sup>42</sup>, que impactó directamente a los comerciantes, productores, agricultores microempresarios. En los principales diarios de la capital hicieron referencia al impacto en las instituciones financieras, llegando muchas de ellas a la reprogramación de cuotas, así se observó en diferentes titulares de diarios: “El fenómeno del niño presiona a entidades a priorizar la morosidad<sup>43</sup>”, el Congreso de la República a través del proyecto de ley 3565 - 2018, se presentó la “Ley que declara de interés nacional la creación de un plan de rescate financiero a los productores de la micro y pequeña empresa, que han sido afectados por los desastres naturales del fenómeno del niño costero en el Perú<sup>44</sup>”, sin embargo, con intervención de la SBS, a través de políticas se pudo controlar esta situación.

Gráfico 30: Evolución de Riesgo de Crédito medido como Cartera Alto Riesgo.



Elaboración propia: Fuente, tomados de información de la SBS

<sup>42</sup> El niño costero, o conocido también como Fenómeno del Niño costero, es un evento climatológico anómalo que afecta las costas de Perú – Ecuador.

<sup>43</sup> Diario El Comercio: Fuente <https://elcomercio.pe/economia/nino-presiona-entidades-priorizar-mora-1-422633-noticia/?ref=ecr>

<sup>44</sup> Proyecto de Ley 3665-2018 - Fuente: [http://www.leyes.congreso.gob.pe/Documentos/2016\\_2021/Proyectos\\_de\\_Ley\\_y\\_de\\_Resoluciones\\_Legislativas/PL0366520181127.pdf](http://www.leyes.congreso.gob.pe/Documentos/2016_2021/Proyectos_de_Ley_y_de_Resoluciones_Legislativas/PL0366520181127.pdf)

En los gráficos ubicados en el Anexo 11, se presentan a mayor detalle el comportamiento de este indicador, donde se aprecia la evolución por montos de la cartera de alto riesgo, como varía el incremento por la cartera vencida, la cartera refinanciada/reestructurada y la cartera judicial, asimismo, se hace un comparativo con la cartera vigente, la recolección de los datos se ha realizado mes a mes, sin embargo, para efectos de esta presentación se está considerando información trimestral.

Existen disminuciones de este indicador en los finales de cada año, pudiendo ser producto de los pagos por recaudación de las ventas que se realizan en las campañas navideñas, (época del año muy buena para los microempresarios, que normalmente incrementan sus niveles de ventas).

En síntesis, se ha recolectado, explorado y analizado los datos a utilizar sobre el comportamiento de la cartera de alto riesgo por todo el periodo de análisis (48 meses), esta información, cuenta con la validez para su procesamiento porque ha sido obtenida del reporte crediticio de deudores y de la Superintendencia de Banca y Seguros del Perú, se considera este indicador como el porcentaje de la cartera de alto riesgo (vencida, refinanciada/reestructurada y judicial) entre el total de la cartera de créditos.

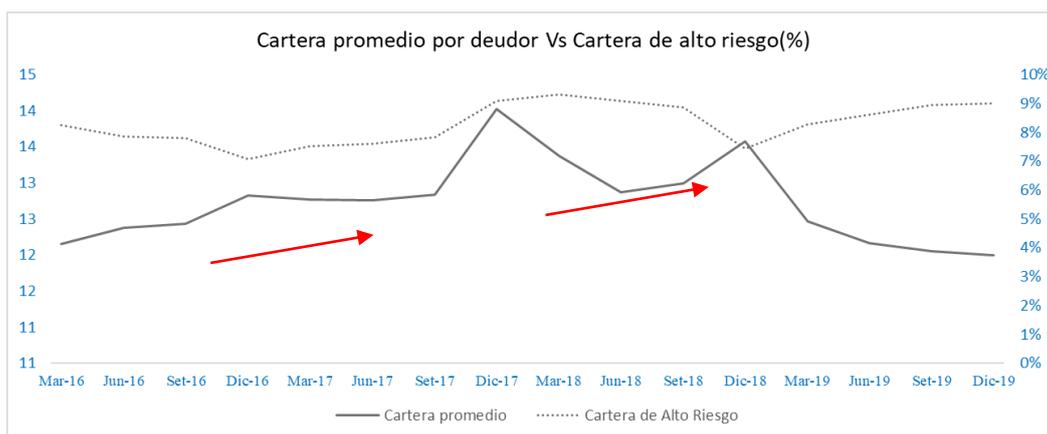
#### Análisis de los datos: Cartera promedio por deudor ( $X_1$ ).

Para comprender esta variable, 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 el mismo gráfico la cartera de alto riesgo, cuya descripción ya se ha realizado anteriormente. Se recuerda que 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, clientes chicos, o su atención ha sido orientada a clientes grandes.

La información recolectada es de 48 meses (2016-2019), el primer indicador es la cartera promedio por deudor que se ha obtenido dividiendo el total de cartera entre el total de deudores, la cartera de alto riesgo, como ya se ha mencionado, es el total de las carteras

vencidas, refinanciada/reestructurada y judicial entre el total de cartera. Se recuerda que el objetivo de esta variable es demostrar que la cartera promedio por deudor tiene una correlación con el riesgo de crédito, como se ha explicado en marco teórico, un mayor incremento de cartera por deudor puede llevar a tener un mayor riesgo.

Gráfico 31: Cartera promedio por deudor y Cartera de alto riesgo.



Elaboración propia: Fuente, tomados de reporte crediticio de deudores.

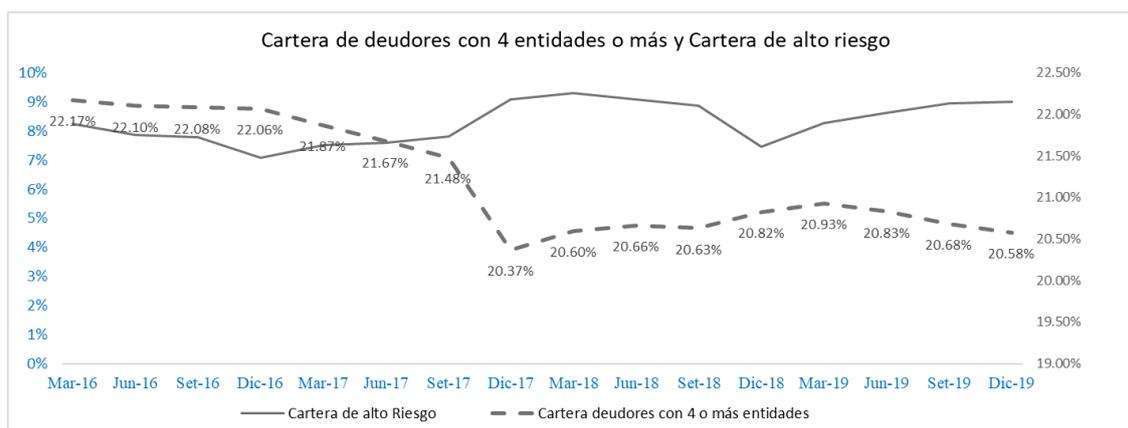
Los datos numéricos, utilizados para la construcción del gráfico 31, se encuentran en el anexo 12, detallando el total de la cartera y el total de los deudores. De los datos recolectados se observa que desde todo el 2016 hasta fines del 2017, el crecimiento de la cartera promedio por deudor vino en aumento, (pasando de 12mil a 14 mil soles como cartera promedio por deudor (ver anexo 11), lo mismo que la cartera en riesgo, durante el 2018 se aprecia una especie de lenta caída de la cartera promedio por deudor (de 14mil a 13mil aproximadamente) y la cartera de alto riesgo un poco que se nivela en ese tramo, sin embargo, durante el último año de análisis se aprecia que hay una disminución de la cartera promedio por deudor (de 13mil a 12mil) y la cartera de alto riesgo continúa su ascenso gradual, puede ser porque a pesar de que la cartera promedio baje ya el daño causado está hecho y se sincera el deterioro.

Cuando se realice el modelamiento, se explicará el nivel de correlación que se tienen entre ellos. Cabe precisar que los datos se han recolectado de forma mensual, pero para efectos de presentación de gráficos y cuadros en anexo, se registra en forma trimestral.

## Análisis de los datos: Sobreendeudamiento de clientes (X<sub>2</sub>).

Los datos recolectados para esta variable, han sido obtenidos del reporte crediticio de deudores. Para la construcción de este indicador se consideraron todos los deudores y su respectivo saldo que tienen en más de tres entidades financieras, trabajando en forma paralela, entre el total de cartera de cada CMAC. El objetivo que se busca es demostrar que aquellos clientes, con más de tres entidades, se encuentran sobreendeudados, y que este sobreendeudamiento está relacionado directamente con el riesgo de crédito. Considero, para efectos de esta investigación, que un cliente se encuentra sobreendeudado cuando tiene créditos en más de tres instituciones; esto se validará con las entrevistas a expertos en el sector.

Gráfico 32: Sobreendeudamiento y cartera de alto riesgo



En el gráfico 32 se aprecia la evolución del saldo de la cartera de todos los deudores que tienen créditos en más de tres instituciones, en ella se observa que aproximadamente el promedio de cartera de este indicador, se encuentra entre el 20% y 22%. La evolución por deudor, de los años de análisis, se puede observar en el anexo 13; asimismo, el gráfico muestra el comportamiento de la cartera de alto riesgo. De acuerdo con lo observado, solo se podría decir que el saldo de la cartera de los deudores que trabajan con más de tres entidades han tenido una paulatina reducción en los últimos años. Se podrá apreciar el impacto de esta variable cuando se efectúe el modelamiento y se conozca su relación con el riesgo de crédito.

### Análisis de los datos: Probabilidad de default asociada a la cartera de créditos (X<sub>3</sub>)

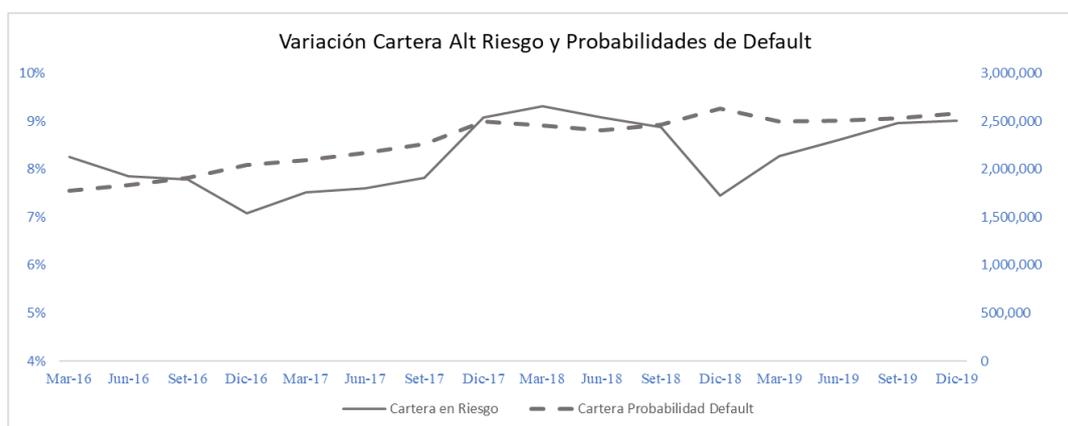
Uno de los objetivos de la presente investigación es pretender demostrar que la probabilidad de default de las carteras de las CMAC tiene un impacto en el riesgo de crédito. La probabilidad de default, la que considero una métrica relevante para este trabajo, ha sido calculada utilizando la matriz de transición, asimismo, como su probabilidad condicional respectiva de aquellos deudores que llegaron a la categoría de riesgo pérdida, los saldos de las carteras se han obtenido de la información proporcionada por la SBS, por lo tanto, su grado de validez es segura.

Esta probabilidad de default, se ha asociado al saldo de cartera mensual de colocaciones de cada institución por todos los años de análisis, con el fin de tener un estimado del total de cartera que llegará a tener categoría de riesgo pérdida. El detalle de los saldos de cartera default y de las probabilidades condicionales se encuentran en el anexo 14.

Examinando el comportamiento de los datos de acuerdo con el gráfico 33, se observa que puede existir, probablemente, una correlación de la cartera en default y la cartera de alto riesgo, desde el 2016, hasta diciembre del 2019 porque se aprecia un incremento constante del default de cartera, casi en línea con la cartera de alto riesgo.

De poder demostrar este postulado en la investigación, sería de gran aporte para este grupo de instituciones, ya que sería una medida que ayude, a sus funcionarios, a centrar sus decisiones en evitar que los deudores se deterioren tanto que lleguen a pérdida total en sus créditos, lo que implicaría un mayor aumento de la cartera de alto riesgo.

Gráfico 33: Probabilidad de cartera en default y cartera de alto riesgo



Elaboración propia: Fuente, tomados de la probabilidad de default asociada a la cartera

Este indicador, en adición a la correlación de la probabilidad de default con la cartera de alto riesgo, ayuda a proyectar un estimado de lo que sería la constitución de provisiones para estas instituciones. Estas proyecciones son importantes para la realización de las planeaciones financieras, presupuestos, elaboración de estados financieros puesto que este indicador representa un gran riesgo para las instituciones por su relación directa con la rentabilidad.

Cuando se realice la discusión de resultados y luego de las entrevistas a expertos, se presentará diversos factores que determinen su comportamiento y el aporte de esta investigación se traducirá en un mejor conocimiento para la salud crediticia de los deudores de las CMAC.

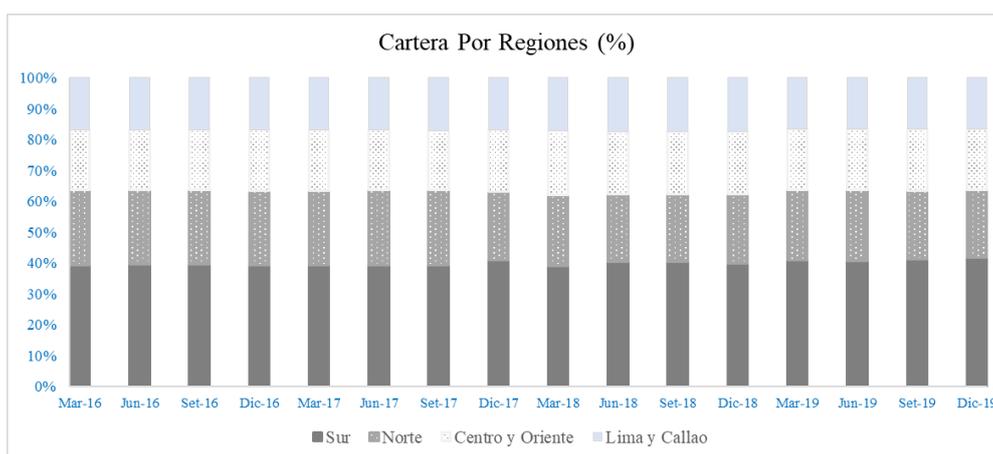
#### Análisis de los datos: distribución geográfica por regiones (X<sub>4</sub>)

Las CMAC se encuentran distribuidas a nivel nacional, como se ha explicado en los antecedentes de esta investigación, estas instituciones han tenido un crecimiento escalonado, teniendo participación en casi todas las provincias, asimismo, se explicó que las CMAC nacieron para la atención de su propia provincia municipal, sin embargo, con el transcurrir de los años se han expandido por todo el país. A la fecha, podemos encontrar agencias que nacieron en el sur del Perú, pero se encuentran en el norte, en centro oriente,

es decir, en casi todas las provincias, lo mismo sucede con aquellas que nacieron en el norte, o en el centro oriente, su diversificación de todas ha sido masiva.

En este punto se han recogido y analizado los datos de la cartera de las CMAC distribuidas en forma geográfica por regiones en el Perú. Identificando cuatro grandes zonas a nivel nacional. De acuerdo con el gráfico 34, se observa que, aproximadamente, el 20% del total de la cartera de las CMAC se ubican en la capital (Lima), otro 20% en la región centro oriente, que comprende provincias de la sierra y selva del Perú, otros 20% en la región norte, y un 40% en la región sur, lo que se puede decir que existe un mayor grado de concentración en la región sur.

Gráfico 34: Distribución de cartera por regiones en el Perú



Elaboración propia: Fuente, adecuación del reporte crediticio de deudores

Para la obtención de estos datos se ha considerado el total de la cartera por región dividido entre el total de la cartera. Tal como se mencionó en el marco teórico la distribución por regiones es la siguiente.

- Región Norte: provincias de Tumbes, Piura, Lambayeque, Cajamarca, La Libertad, Ancash.
- Región Centro-Oriente: provincias de Loreto, Amazonas, San Martín, Huánuco, Ucayali, Pasco, Junín, Huancavelica, Madre de Dios.
- Región Sur: provincias de Ica, Arequipa, Moquegua, Tacna, Apurímac, Puno, Cuzco.
- Región Lima y Callao.

Caber recordar que el objetivo que se ha planteado para este punto, es demostrar que esta distribución geográfica de la cartera tiene impacto directo en el riesgo de crédito. El que las instituciones se diversifiquen, es bueno, sin embargo, como resultado de esto, las gerencias deben de tener centrado cuales son las regiones donde la cartera en riesgo es más alta, es decir, uno de los aportes que busca esta investigación es determinar la influencia de esta variable con el incremento de la cartera de alto riesgo, de tal manera que puedan tener tarifarios de tasas de interés diversificados, o como lo denomino, debe existir una “tropicalización” de las tasas activas por región, esto permitirá tomar decisiones estratégicas para el control de su morosidad. En el Anexo 15 se puede apreciar a mayor detalle las variaciones por región y las variaciones de la cartera de alto riesgo durante los cuatro años de análisis.

Cabe indicar que, para efectos de tener una mejor identificación de esta variable y sus resultados, se ha considerado cuatro grandes zonas a nivel nacional, de tal manera que se analizará cada una de ellas, y se podrá observar si las CMAC tienen zonas con mayor riesgo que en otras.

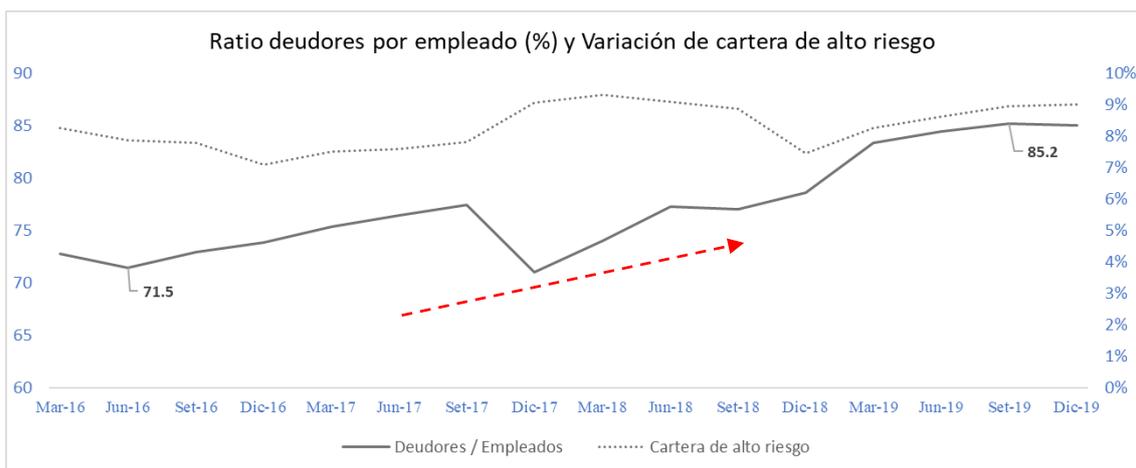
#### Análisis de los datos: Cantidad de deudores por empleado (X<sub>5</sub>).

En la recolección de datos para la comprensión de este indicador, 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 cuantos deudores promedio es administrado por cada empleado durante el periodo de análisis (48 meses).

Cabe indicar que la cartera de créditos, es gestionada y administrada por los asesores de negocios, sin embargo, en ninguna base de datos se encuentra cual es el número de asesores actual ni histórico, por lo que, en esta investigación, estamos considerando la información de empleados, que si 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 el gráfico 35 se muestra las variaciones de la cartera de alto riesgo y el número de deudores promedio por empleado, de lo que podemos observar es que en estas variaciones se muestra un incremento del número de clientes gestionados por cada empleado. Este aumento es constante durante los cuatro años de análisis.

Gráfico 35: Deudores por empleados y cartera de alto riesgo



Elaboración propia: Fuente, adecuación del reporte crediticio de deudores

Como se puede observar en el gráfico anterior, a inicios del 2016 el manejo promedio por empleado era de 71.5 deudores, sin embargo, a finales del 2019, es de 85.2 deudores, es decir se ha incrementado el número de deudores por empleado, más crédito en pocas manos, esto es un posible factor de riesgo de impago, porque es tener mayor cartera que no se pueda administrar adecuadamente; en el anexo 16 se presentan la evolución por trimestre, del total número deudores y del total de empleados, observándose una variación constante del crecimiento promedio del 2.77%, donde aparentemente existe una correlación con la cartera de alto riesgo.

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, conformado por diferentes niveles de asesores, resultan ser muy caras, ante ello la eficiencia operativa se ha convertido en un factor fundamental en la gestión estratégica de estas instituciones.

En síntesis, en esta tarea de la segunda fase de la investigación, se ha realizado una descripción de los datos que se van a utilizar en el modelado, identificando sus atributos y funciones, se ha presentado la matriz operacional y se ha descrito en forma conceptual cada una de ellas. Asimismo, se ha observado el comportamiento de las variables a través de su evolución en el periodo de análisis establecido, realizando, como dice la teoría, un análisis descriptivo inicial de sus cifras y tendencias con el fin de observar si, aparentemente, nos dan señales de relación, del indicador correspondiente, con la variable dependiente.

### **5.7.2.3. Exploración de los datos**

Una vez terminada la tarea de descripción de los datos, se procede a su exploración, cuyo fin es de aplicar pruebas estadísticas básicas que nos revele propiedades de los datos, por lo tanto, tal como se indicó en la metodología, se presentará los estadísticos descriptivos generales. Asimismo, se realizará las pruebas de bondad, para determinar si los datos observados se ajustan a una determinada distribución de normalidad, (se presentarán histogramas). 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).

#### Estadísticos Descriptivos de las variables

El objetivo principal del análisis descriptivo es encontrar patrones o características que nos permitan hallar las propiedades de los datos respecto a su distribución y dispersión. Los estadísticos, asimismo, nos darán señales de posibles errores o valores perdidos originados en la etapa de recolección de datos y que podrían impactar en los resultados del modelamiento.

De acuerdo a la tabla 30 se puede observar que el número total de datos validos es 576 para todas las variables, lo que nos indica un 100% de datos válidos y la no existencia de datos perdidos o ausentes.

El análisis estadístico es básico en la investigación, en este caso, los estadísticos de medias, medianas y moda nos permiten analizar la característica de los datos, y explorar si estos presentan indicios de una distribución normal<sup>45</sup>. Una distribución normal tiene la característica de presentar valores de media, mediana y moda similares. En la tabla de estadísticos descriptivos de las variables, se observa que las variables analizadas presentan medias, mediana y modas, en su mayoría, muy dispersos y por lo tanto no cumplirían con la característica de normalidad, sin embargo, para determinar de qué tipo de distribución estadística se aplicará la prueba Kolmogorov – Smirnov.

Dentro de los estadísticos calculados también se han incluido los indicadores de asimetría y curtosis los cuales nos permiten conocer la forma de la distribución de las variables. El estadístico de Asimetría<sup>46</sup> nos indica si los datos están distribuidos de manera uniforme respecto a la media. Una característica de normalidad de los datos tendrá como resultado un estadístico de asimetría lo más cercano a cero ( $\pm 0.5$ ), sin embargo, un indicador positivo ( $>+0.5$ ), o “cola” a la derecha, nos indica que los datos se encuentran distribuidos por encima de la media y un indicador negativo ( $<-0.5$ ), o “cola” hacia la izquierda, nos indica que se encuentran por debajo.

En la tabla de estadísticos descriptivos de las variables, vemos que las únicas variables con un nivel aceptable de asimetría que se encuentre entre ( $\pm 0.5$ ) son cartera promedio por deudor y ratio de cartera zona norte (sin embargo, ambas variables tienen mucha diferencia entre media, mediana y moda), las demás variables estadísticos de asimetría fuera del rango aceptable lo que nos indican un problema de no normalidad de los datos, inclusive las dos variables mencionadas que tienen un nivel de asimetría aceptable.

---

<sup>45</sup> Es muy importante la determinación de la normalidad de los datos, toda vez que nos permitirá decidir qué tipo de prueba se puede llevar a cabo, considerando si son pruebas paramétricas o no paramétricas.

<sup>46</sup> Asimetría: medida que indica la simetría de la distribución de una variable ello con referencia a la media aritmética; de tipo positiva: cola de la distribución se alarga a la derecha; de tipo negativa, cola de distribución se alarga a valores inferiores (izquierda).

La variable dependiente cartera de alto riesgo presenta un indicador de asimetría de 0.94, lo que nos indica que los datos se distribuyen de forma asimétrica hacia la derecha de la media.

El estadístico de curtosis nos indica el nivel la concentración de los datos respecto a la media. Una característica de normalidad de los datos nos dará como resultado un estadístico de curtosis cercano a cero ( $\pm 0,5$ ), sin embargo, un indicador positivo ( $>+0,5$ ) nos indica que los datos se encuentran altamente concentrados respecto a la media, y un indicador negativo ( $<-0,5$ ) nos indica una distribución dispersa respecto a la media. En la tabla de estadísticos descriptivos de las variables, vemos que las únicas variables que cumplen con un nivel aceptable de curtosis entre ( $\pm 0,5$ ) son cartera de alto riesgo, cartera promedio deudor y ratio de deudores por empleado.

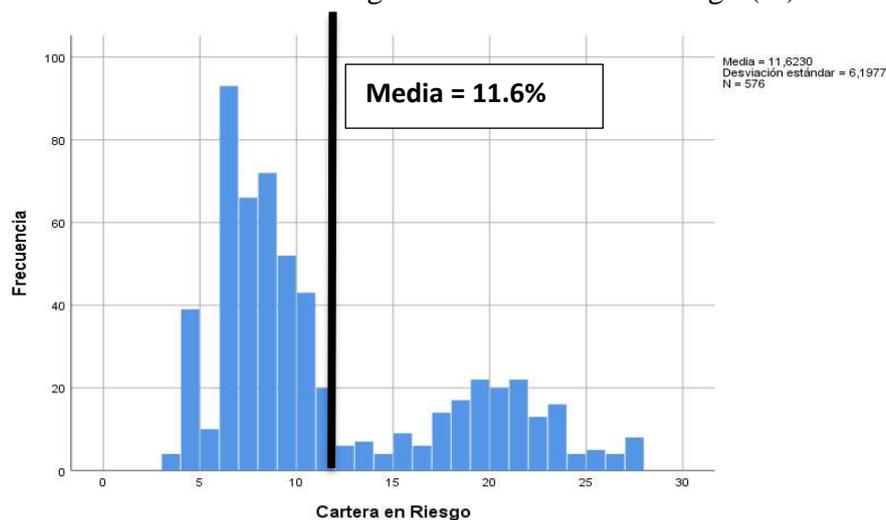
Si analizamos la variable dependiente, cartera de alto riesgo, vemos que existe una marcada diferencia entre los estadísticos de media, mediana y moda. Asimismo, encontramos también que el estadístico de asimetría nos sugiere una distribución no normal. Para complementar el análisis, graficamos el histograma<sup>47</sup> de la variable cartera de alto riesgo y encontramos que se muestran dos conglomerados con picos distintos y una distribución asimétrica a la derecha, con lo que podemos concluir que la variable dependiente cartera de alto riesgo no presenta una distribución normal.

En el gráfico 36, histograma de la cartera de alto riesgo, en el eje horizontal se presenta los porcentajes de la cartera de alto riesgo, donde se aprecia que la media es 11.6%, y en cada columna se describe la frecuencia de veces con las que se han presentado durante todo el período de análisis (2016-2019).

---

<sup>47</sup> Se le conoce como histograma, en estadística, a una representación gráfica en forma barras de una variable y sirve para observar a “primera vista” general del tipo de distribución de la población.  
Fuente: <https://es.wikipedia.org/wiki/Histograma>

Gráfico 36: Histograma: Cartera de alto riesgo (%)



Elaboración propia: Se observa que la variable, no presenta normalidad, (asimetría positiva) cola de distribución apunta ala derecha.

Por lo tanto, de acuerdo a los datos observados, las variables no presentan normalidad, eso lo podemos ver en la tabla 30, revisando los diferentes estadísticos descriptivos, como asimetría, curtosis, media, mediana y moda. Asimismo, en el anexo 17 se presentan los diversos histogramas, donde se puede observar, en forma general, que las variables no presentan distribución normal.:

Ver anexo 17

- Histograma de cartera promedio por deudor.
- Histograma de deudores con cuatro a más entidades y su saldo de cartera.
- Histograma de deudores por empleado.
- Histograma por cada región establecida en el estudio.

Tabla 30: Estadísticos descriptivos de las variables

	Cartera en Alto Riesgo (Y)	Cartera Promedio por Deudor (X <sub>1</sub> )	Deudores 4 Entidad (X <sub>2</sub> )	Saldo 4 Entidades (X <sub>2</sub> )	Deuda en Default (X <sub>3</sub> )	Ratio Cartera Norte (X <sub>4.1</sub> )	Ratio Cartera Sur (X <sub>4.2</sub> )	Ratio Cartera Lima y Callao (X <sub>4.3</sub> )	Ratio Cartera Centro y Oriente (X <sub>4.4</sub> )	Ratio Deudores / Emplead (X <sub>5</sub> )
N° Válidos	576	576	576	576	576	576	576	576	576	576
N° Perdidos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Media	11.6	10.8	21,219.2	338,583.5	189,870.9	29.3	30.7	18.3	21.7	78.6
Mediana	9.1	11.1	12,710.0	257,787.0	136,223.8	7.8	10.9	12.7	14.0	75.2
Moda	3,6	4.9	3904	23445,23	12581,55	0.0	0.0	0.0	0.0	49.12
Desv. Desviación	6.2	2.5	16,603.4	282,831.0	165,368.1	32.1	36.1	20.0	26.4	16.4
Asimetría	0.94	-0.49	0.75	0.67	0.75	0.45	0.69	2.09	1.56	0.56
Curtosis	-0.44	-0.22	-0.59	-0.81	-0.58	-1.55	-1.39	3.84	1.46	-0.13
Mínimo	3.62	4.96	3,352.00	23445.24	12581.55	0.00	0.00	0.00	0.00	49.13
Máximo	27.77	15.37	66,513.00	1084839	637813.2	90.03	93.81	80.98	92.61	140.08

Elaboración propia

## Pruebas de Normalidad

Con el objetivo de complementar el análisis de estadísticos descriptivos y confirmar los indicios de no normalidad de las variables, se utilizará la prueba de Kolmogorov - Smirnov. La prueba K-S 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.

Romero (2016) menciona con respecto a la prueba de Kolmogorov-Smirnov, “conocida como prueba K-S, es una prueba de significación estadística para verificar si los datos de la muestra proceden de una distribución normal. Se emplea para variables cuantitativas continuas y cuando el tamaño muestral es mayor de 50” (p.36). De acuerdo a la teoría respectiva, para aceptar la hipótesis nula, el valor de la significancia estadística (valor p), debe ser mayor a 0.05.

Por lo tanto, como investigador se establece:

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

La tabla de normalidad de las variables: Prueba de Kolmogorov-Smirnov nos muestra el estadístico de prueba y el valor p (significancia asintótica) para cada una de las variables. Vemos que todos 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, es decir rechazamos homogeneidad y decimos que hay diferencias en la distribución de las variables analizadas y la distribución normal, no hay homogeneidad y tenemos evidencia suficiente para concluir que los datos de las variables no presentan distribución normal con un nivel de confianza del 95%.

Tabla 31: Normalidad de las variables: Prueba de Kolmogorov-Smirnov

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 alto riesgo (Agrupada)	0.223	,000	2.00	0.816
Cartera Promedio por Deudor	0.114	,040	10.78	2.48756
Ratio Número Deudores 4 Entidades	0.197	,000	0.175	0.06286
Ratio Saldo Deudores 4 Entidades	0.138	,000	0.229	0.05529
Ratio Deudores / Empleados	0.096	,000	78.60	16.38325
Deuda en Default	0.194	,000	189,870.90	165368.05
Ratio Cartera Zona Norte	0.274	,000	29.252110	32.1019
Ratio Cartera Zona Sur	0.291	,000	30.730557	36.11776

Elaboración propia: adaptado del SPSS

### Prueba de correlación de variables

Como parte de la etapa de exploración de las variables, además del análisis de normalidad, también realizamos el análisis de correlación entre las variables independientes y dependiente con el fin de encontrar una aproximación estadística del tipo de asociación (positiva/negativa) y de la intensidad de la interdependencia (coeficiente  $>+/- 0.5$ ).

Flores, Miranda y Villasís (2017), mencionan con respecto al análisis de correlación: “Cuando se desea establecer la relación de dos variables cuantitativas continuas con distribución normal se utilizará el coeficiente de correlación de Pearson (r de Pearson). Sin embargo, cuando alguna de las dos variables por correlacionar no sigue una distribución normal, la prueba que corresponde es el coeficiente de correlación de Spearman (rho de Spearman)” (p. 369).

Por lo tanto, para el análisis de correlación de la presente investigación, se utiliza el coeficiente de Spearman<sup>48</sup> dado que se trata de una prueba no paramétrica de correlación la cual es posible aplicar a variables continuas o discretas y permite analizar la correlación de variables que no presentan una distribución normal. Asimismo, el coeficiente de Spearman tiene como supuesto que una de las variables analizadas sea de escala ordinal (variable que tiene orden y jerarquía), lo que se cumple con la característica de la variable dependiente de cartera en riesgo.

En la tabla 32, correlación no paramétrica: Coeficiente de Spearman se muestra el valor p (significancia asintótica) con el cual podemos determinar los casos donde la prueba tiene un nivel de significación menor o igual 0.05. Solo en los casos de las variables ratio cartera zona Lima y ratio cartera zona centro - oriente encontramos que el valor p es mayor a 0.05, por lo que no sería posible establecer una correlación lineal con la variable dependiente.

Un hallazgo importante que se observa del coeficiente de Spearman es que casi todas las variables independientes tienen una interdependencia fuerte con la variable dependiente, una más fuerte que otras: ratio número deudores con 4 a más entidades, ratio saldo deudores 4 a más entidades, deuda en default, asimismo, las variables ratio deudores por empleado, y ratio cartera zona norte. Todas las mencionadas presentan una interdependencia mayor a (+/-0.5) con la variable dependiente. Finalmente, solo la variable cartera promedio por deudor presenta una correlación, pero débil, respecto a la variable dependiente, menor al (+/-0.5).

En la fase de evaluación se explicará los resultados producto de la correlación por cada una de las variables, en dicha fase se interpretará los indicadores correspondientes y su tipo de comportamiento positivo o negativo con respecto a la variable dependiente.

---

<sup>48</sup> Mide la fuerza y la dirección de la asociación entre dos variables clasificadas.

Tabla 32: Correlación no paramétrica: Coeficiente de Spearman

Variable	Cartera en Alto Riesgo (continua)		
	Coeficiente de correlación	Significación estadística. Asintótica valor p	N
Ratio Número Deudores 4 Entidades	,788*	0.000	576
Ratio Saldo Deudores 4 Entidades	,773*	0.000	576
Deuda en Default	-,711*	0.000	576
Ratio Deudores / Empleados	-,611*	0.000	576
Ratio Cartera Zona Sur	-,602*	0.000	576
Ratio Cartera Zona Norte	,546*	0.000	576
Cartera Promedio por Deudor	-,223	0.000	576
Ratio Cartera Zona Lima y Callao	-0.066	0.112	576
Ratio Cartera Zona Centro y Oriente	-0.081	0.052	576

(\*) Interdependencia con la variable dependiente (+ - 0.5)

Elaboración propia: adaptado del SPSS

Con el objetivo de explorar a mayor detalle la correlación entre las variables, se elaboró una tabla categórica en función de la variable dependiente, cartera de alto riesgo, aplicando la definición de los percentiles se formó tres grupos distribuidos, según se muestra, en la tabla 33 “Categórica: Variable cartera en riesgo”:

- Riesgo 1: riesgo con un nivel bajo.
- Riesgo 2: riesgo con nivel medio.
- Riesgo 3: riesgo con nivel alto.

Con este mayor detalle del grado de riesgo, las instituciones van a poder tener mayor información para que puedan tomar su decisión, teniendo en cuenta su apetito y tolerancia al riesgo que como organización lo han definido. (se entiende como apetito de riesgo, al nivel de riesgo que la empresa está dispuesta a aceptar, considerando su búsqueda de

rentabilidad; y se entiende por tolerancia al riesgo, al nivel de variación que la empresa está dispuesta a asumir en caso tenga desviación de los objetivos trazados)

Considerando las categorías de la variable cartera en alto riesgo, tal como se muestra en la tabla 33, se procede a hacer el análisis de correlación. Se realizó la prueba de correlación no paramétrica del coeficiente de Spearman y se encontraron los resultados que se detallan en la tabla 34, correlación no paramétrica: Coeficiente de Spearman (Cartera en Riesgo Categórica).

Tabla 33: Categórica: Variable cartera de alto riesgo

Categoría	Rango (indicador de riesgo)	Nº valor	Media	Max	Min	Desv. estándar
Riesgo 1	<= 7,62%	191	6.248	7.618	3.624	1.027
Riesgo 2	7,62% - 11,20%	193	9.158	11.201	7.622	0.951
Riesgo 3	11,20%+	192	19.446	27.771	11.286	4.137

Elaboración propia: adaptado del SPSS

Los resultados encontrados del coeficiente de Spearman, presentados en la tabla 34, sobre la correlación entre las variables independientes y la cartera de alto riesgo (ahora tomando en consideración la división categórica de la variable dependiente) presentan, igualmente, una alta interdependencia, más aún las variables ratio cartera zona sur y ratio cartera zona norte, las cuales presentan un aumento en la correlación.

En la fase de evaluación se explicará los resultados de la correlación por cada una de las variables, en dicha fase se interpretará los indicadores correspondientes y tipo de comportamiento positivo o negativo con respecto a la variable dependiente.

Tabla 34: Correlación no paramétrica: Coeficiente de Spearman

Variable	Cartera en Alto Riesgo (categórica)		
	Coeficiente de correlación	Sig. (bilateral)	N
Ratio Número Deudores 4 Entidades	,750*	0.000	576
Ratio Saldo Deudores 4 Entidades	,743*	0.000	576
Deuda en Default	-,692*	0.000	576
Ratio Deudores / Empleados	-,574*	0.000	576
Ratio Cartera Zona Sur	-,631*	0.000	576
Ratio Cartera Zona Norte	,562*	0.000	576
Cartera Promedio por Deudor	-,276	0.000	576
Ratio Cartera Zona Lima y Callao	-0.052	0.214	576
Ratio Cartera Zona Centro y Oriente	0.029	0.481	576

Elaboración propia: obtenido del SPSS

\* Interdependencia observable con la variable dependiente (+/- 0.5)

#### 5.7.2.4. Verificar la calidad de los datos

La recolección de datos se enfocó en la captura de información de fuentes oficiales que publica la Superintendencia de Banca y Seguros del Perú, y la principal ventaja es que estos datos pasan por un proceso de validación previa a su publicación, y por lo tanto los datos presentan una buena calidad y se ajustan a la realidad observada.

En la etapa de exploración, también se encontró que los datos analizados de cada variable están completos y no se hallaron datos nulos. Asimismo, para la variable dependiente se analizó la ocurrencia de datos fuera de rango (outliers) a través del análisis de puntuaciones z y no se identificó impacto en los datos de la variable dependiente.

Podemos concluir que los datos presentan los atributos de calidad y confiabilidad esperados para para la construcción del modelo estadísticos propuesta para la investigación.

En síntesis, como resumen de la fase de análisis de datos, se ha podido observar el comportamiento de las variables en el periodo de estudio, asimismo con la recolección de datos iniciales, se ha podido explorar y analizar los principales estadísticos descriptivos de las variables considerando pruebas de normalidad (en forma cuantitativa y en histogramas). Al respecto, se ha evidenciado que no presentan distribución normal, y para observar su correlación se ha utilizado el coeficiente de Spearman. En la parte de evaluación del desarrollo de la tesis se expondrá a detalle el tipo de correlación, positiva o negativa.

### **5.7.3. Preparación de los datos.**



Continuando con el desarrollo de la metodología CRISP-DM, en esta fase se trata de preparar todos los datos que van a entrar a la técnica de la minería. Consiste en indicar como se han seleccionado los datos a utilizar, la manera en que han sido estructurados o contruidos.

#### **5.7.3.1. Selección de datos**

En esta etapa, en términos de registros, se ha procedido a seleccionar el set de datos a utilizar para el modelamiento estadístico, considerando, como criterio fundamental, el nivel de calidad de esta información. Asimismo, en la etapa de análisis de datos se mencionó que las fuentes de los datos presentan una alta calidad dado que provienen del ente oficial que regula el sistema financiero peruano.

La Superintendencia de Banca y Seguros tiene estrictos procesos de validación y de control de calidad sobre los datos reportados por todas las entidades financieras, que luego de procesar el integro de la información, lo pone a disposición pública en su página oficial.

Es por esta razón, y luego de la validación realizada en la etapa exploratoria, es que se ha seleccionado el integro de los datos para la construcción del *dataset*<sup>49</sup>.

Al respecto, se ha seleccionado un periodo de 48 meses desde enero 2016 hasta diciembre 2019. Asimismo, se identificó en la etapa exploratoria, un evento que, aparentemente, pudo haber afectado los datos durante el periodo de meses entre octubre 2017 a octubre 2018 ocasionado por el efecto del fenómeno del niño costero. Este efecto se presentó en la zona norte del Perú, sin embargo, a pesar de este comportamiento, se ha decidido seleccionar estos datos y realizar un tratamiento de estos, de tal manera que permita su análisis, identificando en primer lugar, las CMAC que concentran créditos en la zona afectada y luego corregir los datos aplicando el método de promedios móviles sobre los datos adyacentes, con esto, se mitigará lo observado durante la etapa de construcción de datos.

### **5.7.3.2. Construcción de los datos**

Los datos se han estructurado teniendo en consideración lo siguiente: para la construcción de la variable explicada o dependiente, cartera en alto riesgo, se ha calculado los saldos totales y mensuales de la cartera total, cartera vencida, refinanciada, reestructurada y en cobranza judicial, tomando como fuente el reporte consolidado de créditos emitido por la superintendencia de Banca y Seguros del Perú. Como se indicó en la etapa de recolección de datos, esta información se encuentra a nivel de deudor y ha sido llevada a una base de datos estructurada para poder realizar los cálculos agrupados del saldo total a nivel de CMAC y para los periodos de análisis.

Asimismo, considerando la cartera en alto riesgo, y con el fin de brindar un mayor aporte a la investigación, se procedió a construir una variable categórica<sup>50</sup>, la cual, como investigador, he determinado tres categorías dentro de la cartera en alto riesgo. Estas tres

---

<sup>49</sup> *Dataset*: “colección o representación de datos residentes en memoria con un modelo de programación relacional coherente e independientemente sea cual sea el origen de los datos que contiene”. Fuente: <https://www.deustoformacion.com/blog/programacion-diseno-web/que-son-datasets-dataframes-big-data>

<sup>50</sup> Variable que puede tomar, valores, cualidades o categorías.

categorías fueron construidas en el software estadístico SPSS<sup>51</sup> y permitió la creación de categorías agrupadas por percentiles, es decir, se generan tres grupos distribuidos de manera uniforme. Los puntos de corte se muestran en la Tabla 33, Categórica: Variable de cartera en alto riesgo. Cabe indicar que el programa SPSS es un paquete estadístico que se utiliza para las ciencias sociales, y es muy potente y completa herramienta para los análisis y representación y tratamiento de datos. “Es uno de los programas estadísticos más conocidos teniendo en cuenta su capacidad para trabajar con grandes bases de datos y una sencilla interfaz para la mayoría de los análisis”<sup>52</sup>

La variable sobreendeudamiento, definida en la investigación como los deudores reportados con más de tres entidades financieras, se construyó sobre la base de información de las series estadísticas publicadas por la Superintendencia de Banca y Seguros. Las series estadísticas permiten identificar el número de deudores y el saldo asociado a estos, categorizando a los clientes según el número de entidades con las que mantienen una obligación crediticia. La serie estadística categoriza a los deudores con una, dos, tres, o más entidades financieras. Para la construcción de esta variable se ha utilizado la categoría de clientes con más de tres entidades y se calculó a través del programa SQL<sup>53</sup>.

La variable independiente, saldo probabilidad de default fue construida tomando como referencia dos fuentes de datos. En primer lugar, para la obtención del saldo total de cartera para cada una de las CMAC se consideró la publicación de series estadísticas realizada por la SBS; en segundo lugar, se utilizó la probabilidad de default obtenida del análisis de matrices de transición, realizado en los inicios de este capítulo. Con esta información se procedió a calcular el saldo con probabilidad de default a través de un *script*<sup>54</sup> en SQL.

---

<sup>51</sup> SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*)

<sup>52</sup> Fuente: <https://es.wikipedia.org/wiki/SPSS>

<sup>53</sup> SQL: *Structured Query Language*, programa utilizado para diseñar y recuperar información de bases de datos relacionales

<sup>54</sup> Un *script* es una secuencia de comandos o un guion, es un término informal en inglés que se usa para designar un programa relativamente simple.

La variable segmentación por zona geográfica, está determinado por la distribución porcentual de la cartera de créditos por zonas, siendo estas la zona norte, sur, centro, oriente y Lima y Callao, fueron construidos tomando como fuente las series estadísticas publicadas por la SBS. En estas series estadísticas se publican los saldos de cartera distribuidos a nivel de cada una de las agencias de las CMAC y distribuidas por distrito, provincia y departamento. La distribución de los departamentos y zonas, y el número de datos recopilados de la serie estadística se muestran en la tabla 35.

Tabla 35: Distribución de oficinas y saldos por zona geográfica

	Región Norte	Región Sur	Región Lima y Callao	Región Centro y Oriente
Datos categorizados	Ancash, Cajamarca, La Libertad, Lambayeque, Piura y Tumbes	Apurímac, Arequipa, Ayacucho, Cusco, Ica, Moquegua, Puno y Tacna.	Lima y Callao	Amazonas, Huancavelica, Huánuco, Junín, Loreto, Madre de Dios, Pasco, San Martín y Ucayali.
Departamentos	6	8	2	9
Provincias	41	52	8	45
Distritos	79	101	49	77
Oficinas	232	327	194	201
Saldo de Crédito (miles de soles) al 31.12.19	5,050,417	9,754,978	4,022,008	4,749,177

Elaboración propia

Dentro de la etapa de exploración de datos se identificó que la variable dependiente, cartera en alto riesgo presenta un comportamiento diferenciado durante el periodo entre los meses de octubre 2017 y octubre 2018 producto del fenómeno del niño costero ocurrido durante este periodo. Este fenómeno tuvo un impacto en la calidad de cartera de las CMAC que tienen una alta concentración en la zona norte del Perú, que es donde ocurrió este evento. El fenómeno del niño costero, fue un evento anómalo que se presentó de manera estacional en la zona norte del Perú y para que sus efectos no alteren los datos

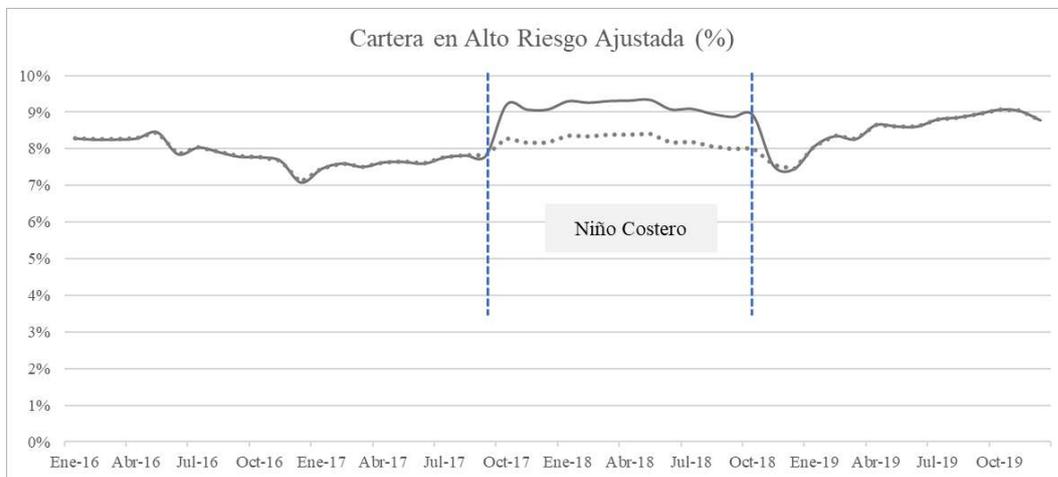
indicados de ese periodo, se realizará un tratamiento en base a promedios móviles de tal manera que se pueda suavizar los datos.

Por lo tanto, con el objetivo de corregir esta distorsión se ha procedido, en primer lugar, a identificar las CMAC ubicadas en la zona norte, en segundo lugar, se procedió a aplicar dentro del software estadístico la transformación de los datos por promedio móviles sobre los datos adyacentes durante el periodo de octubre 2017 a octubre 2018.

Salazar (2019), establece que el uso del promedio móvil es óptimo para eliminar el impacto de los elementos irregulares históricos en un conjunto de datos, de tal manera que se puedan crear series de promedios. Así las medias móviles son una relación de números en la cual cada dato es promedio de un subconjunto de datos.

El resultado de esta corrección se puede apreciar en el grafico 37, cartera en alto riesgo incorporando promedios móviles, apreciándose un suavizamiento de los datos.

Gráfico 37: Cartera en alto riesgo incorporando promedio móviles



Elaboración propia

### **5.7.3.3. Integración de datos**

Luego de la etapa de construcción y estructuración de la información, los datos han sido integrados en un repositorio de datos final dentro del software estadístico SPSS con el objetivo de construir el modelo estadístico. Para la integración de los datos se ha tomado en consideración la estructura de las categorías de riesgo establecida para nuestra variable dependiente. Además de esto, no se ha realizado otra integración con otros datos, ni se ha generado nuevos campos de datos existentes o nuevas tablas desde otras fuentes.

### **5.7.3.4. Formateo de los Datos**

En esta etapa, la principal actividad que se ha realizado, es la estandarización de las unidades de medida de las variables. Con el objetivo de alinear a las unidades recopiladas de las series estadísticas publicadas por la SBS, la variable probabilidad de default asociado a la cartera de créditos, ha sido formateado a la unidad de miles de soles. Para el caso de la variable cartera de deudores por empleado, se han formateado los datos a numérico entero dado que las unidades se encuentran en número de deudores. Para el caso de las demás variables, están representadas en numérico decimal con una precisión de cuatro decimales.

De acuerdo a lo señalado, para brindar un mayor aporte a la investigación, se ha establecido que la cartera en alto riesgo va a tener categorías, presentando el siguiente formato: Se ha asignado 1 (uno) para la categoría riesgo bajo y agrupa a los indicadores de cartera en alto riesgo menores a 0.0762, asimismo, se ha asignado 2 (dos) para la categoría riesgo medio y considera a los indicadores mayores a 0.0762 y menores a 0.1120, y finalmente se ha asignado 3 (tres) para la categoría riesgo alto e incluye a los indicadores mayores a 0.1120.

## 5.7.4. Modelamiento



En esta fase de la investigación se va a presentar la técnica del modelado apropiado para el cumplimiento de los objetivos utilizando la minería de datos. Una vez descrito el modelo escogido se procederá al desarrollo de la técnica sobre los datos y obtener el modelo, en la etapa final se procederá a evaluar si el modelo cumple con los criterios de éxito.

### 5.7.4.1. Técnica de modelado

El objetivo principal de esta etapa es presentar la técnica estadística apropiada que permita identificar el nivel explicativo de cada una de las variables analizadas y, además, debe permitir determinar cuáles son las variables que tienen mayor relevancia explicativa sobre la variable cartera en alto riesgo, para las Caja Municipales de Ahorro y Crédito. Asimismo, se busca evaluar si las variables seleccionadas en conjunto permiten explicar el evento que una CMAC presente un alto indicador de cartera en alto riesgo.

Tal como se indicó en el marco teórico, existen diferentes técnicas estadísticas para poder aplicar la minería de datos, donde el conocimiento de los estadísticos para verificar la relación entre variables es esencial para llevar a cabo la técnica.

Un criterio importante para la selección de la técnica de modelado es que esta debe ajustarse al tipo de variables cuantitativas y cualitativas construidas en la etapa de preparación de datos, así como a las características y comportamiento de las variables, como por ejemplo la distribución no normal o también llamada distribución no paramétrica, ambos aspectos fueron analizados y demostrados en la etapa de descripción de los datos. Un punto importante que se ha considerado como criterio es que la técnica a elegir también pueda ajustarse al tamaño de la muestra y al número de variables que se están analizando.

Dentro de las principales técnicas para poder analizar el comportamiento de las variables y su relación, considerando su distribución no paramétrica se tiene a la regresión logística y la de árbol de decisión (Menes, Arcos y Gallegos, 2015).

Asimismo, y de acuerdo a lo presentado en el marco teórico, diversos autores como:

- Fernández (2011), menciona que “la regresión logística es un tipo de análisis estadístico orientado a la predicción de una variable categórica en función de otras variables consideradas como parámetros predictores”. Considera que este algoritmo es utilizado muy frecuentemente, ya que es flexible, para el uso de la minería de datos.
- Lara (2010), en su tesis doctoral indica que “la regresión logística es probablemente la técnica estadística más utilizado en las ciencias sociales” (p.388), mencionando diversas ventajas en su uso, pudiéndose utilizar las variables independientes en relación a la variable explicada. Asimismo, aporta una metodología flexible, y permite relacionar eventos en función a variables.

Considerando estas premisas, y a lo presentado en el marco teórico, se ha decidido utilizar la técnica estadística de regresión logística multinomial para la construcción del modelo.

Hosmer & Lemeshow (2013), establecen en su libro publicado, regresión logística aplicada:

*Regression methods have become an integral component of any data analysis related to the description of the relationship between a response variable and one or more explanatory variables. It often happens that the outcome variable is discrete, taking two or more possible values. During the last decade, the logistic regression model has become, in many fields, the standard method of analysis in this situation. (pg. 1)*

Los métodos de regresión se han convertido en un componente integral de cualquier análisis de datos relacionados con la descripción de la relación entre una variable de respuesta y una o más variables

explicativas. A menudo sucede que la variable de resultado es discreta, tomando dos o más valores posibles. Durante la última década, el modelo de regresión logística se ha convertido, en muchos campos, en el método estándar de análisis en esta situación. (traducción propia)

Esta técnica nos permite construir modelos estadísticos con los cuales podemos conocer la relación entre una variable dependiente cualitativa, (de acuerdo a la agrupación categórica por niveles que se ha realizado a la variable explicada) y variables explicativas independientes cuantitativas continuas (covariables). Asimismo, es de mucha utilidad para comprender las causas de los fenómenos y comportamientos.

Asimismo, la regresión logística multinomial permite trabajar con variables dependientes de tipo categóricas (de allí su nombre multi-nomial), tal como se ha construido la variable dependiente cartera en alto riesgo en la etapa de preparación de datos y que se muestra en la tabla 33, Categórica: Variable de cartera en alto riesgo. Una ventaja de esta técnica es que permite trabajar con variables independiente cuantitativas continuas, característica que presentas las variables independientes observadas de las CMAC.

Por otro lado, un beneficio importante de esta técnica es que permite al investigador una mejor interpretación de los resultados, dado que la significancia y los coeficientes de cada variable nos indicará si la variable o característica es explicativa de la variable dependiente, aspecto importante que no nos permiten otras técnicas estadísticas.

Un aspecto que también se ha considerado para la elección de esta técnica, es que la regresión logística multinomial permite al investigador trabajar con pruebas no paramétricas o también conocido como variables sin distribución normal, luego de haber realizado el análisis de normalidad de las variables, características que se ha evidenciado anteriormente, en la etapa de descripción de los datos.

### 5.7.4.2. Construcción del Modelo

A continuación, se va a proceder a ejecutar el modelo sobre los datos seleccionados y preparados. El fin de esta parte es el desarrollo de la herramienta, proporcionando la salida de resultados y su descripción.

Como parte del plan de ejecución para la construcción del modelo a presentar y sobre la base de las correlaciones presentadas en la etapa de preparación de datos, tabla 34, Correlación no paramétrica: Coeficiente de Spearman, (tabla donde se detalla las correlaciones observadas en la exploración de datos respecto de la variable categórica de cartera en alto riesgo) se han ejecutado simulaciones e iteraciones del modelo considerando y ponderando tres criterios importantes:

1. Juicio de experto y evidencia teórica para la selección de las variables.
2. Maximizar el nivel de explicativo del modelo y
3. Maximizar el número de variables significativas.

Para la simulación se ha configurado el modelo de la siguiente manera:

- Se ha definido como variable dependiente la variable categórica cartera en alto riesgo (considerando tres niveles de riesgo).
- Se ha definido como categoría de referencia la categoría bajo riesgo.
- Para definir las variables factores y las covariables, y dado que todas las variables independientes son cuantitativas continuas se ha considerado las cinco variables independientes como covariables.
- Los estadísticos seleccionados son: Tabla de especificación, pseudo R cuadrado<sup>55</sup>, parámetros con intervalo de confianza de 95%, pruebas de razón de verosimilitud<sup>56</sup>, estimadores y tabla de clasificación (de los datos).
- Los criterios de convergencia se mantienen con los valores por default<sup>57</sup>.

---

<sup>55</sup> Pseudo R cuadrado es una aproximación al coeficiente de determinación en una regresión logística multinomial.

<sup>56</sup> Prueba de verosimilitud o *Likelihood ratio* es una prueba que compara la bondad de ajuste (verifica si los datos observados de una muestra tienen un nivel de significancia) de modelos estadísticos.

<sup>57</sup> Las simulaciones estimadas no difieren mucho de la anterior, es decir hay concurrencia en el modelo.

A continuación, se muestran los resultados de la simulación con los mejores indicadores y nivel explicativo de las variables mostrados por el software estadístico SPSS bajo los parámetros explicados.

Tabla 36: Resumen de procesamiento de casos

		N	Porcentaje marginal
Cartera en alto riesgo (Agrupada)	Riesgo Bajo	191	33,2%
	Riesgo Medio	193	33,5%
	Riesgo Alto	192	33,3%
Válidos		576	100,0%
Perdidos		0	
Total		576	

Elaboración propia

La tabla 36, resumen de procesamiento de casos, se muestra a nivel informativo los datos procesados válidos, así como los datos perdidos para la construcción del modelo. Asimismo, muestra la frecuencia para la variable categórica de cartera en alto riesgo. Un resultado importante es que el modelo no muestra valores perdidos, y muestra un 100% de datos válidos.

A continuación, se presenta la prueba de hipótesis, donde se desea demostrar que el modelo de regresión logística multinomial se ajusta al conjunto de datos, ya que a través de esta prueba se permite analizar la relación entre las variables. Tinoco (2008), menciona en su investigación que para analizar la relación de dependencia y/o independencia entre variables se utiliza la prueba de Chi cuadrado; es decir, esta prueba es para identificar la bondad de ajuste del modelo, con esta prueba se sabrá si las variables del modelo que se está proponiendo mejoran significativamente la predicción de la ocurrencia de las categorías de la variable dependiente.

Un resultado importante que se muestra en la tabla 37, información de ajuste de los modelos, es la prueba de la razón de verosimilitud del modelo, el cual, dada la prueba de Chi cuadrado, considerando un nivel de confianza del 95%, se establece como:

- $H_0$  (hipótesis nula): Existe evidencia estadística de que el modelo de regresión logística multinomial se ajusta al conjunto de datos.
- $H_1$  (hipótesis alternativa): No existe evidencia de que el modelo de regresión logística multinomial se ajusta al conjunto de datos.

De acuerdo a la teoría de pruebas de bondad del modelo, si el nivel de significación de chi-cuadrado, (valor  $-p$ ), es menor a 0.05 indica que el modelo ayuda a explicar el evento, es decir, las variables independientes explican la variable dependiente<sup>58</sup>.

Como resultado se observa que el valor de significancia es menor a 0.05, lo que nos indica que aceptamos la hipótesis nula y se puede establecer que existe evidencia estadística de que el modelo de regresión logística multinomial se ajusta al conjunto de datos.

Tabla 37: Información de ajuste de los modelos

Modelo	Criterios de ajuste de modelo	Pruebas de la razón de verosimilitud		
	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Significancia Valor p
Sólo intersección	1265,591			
Final	387,927	877,664	8	,000

Elaboración propia: obtenido del SPSS

Lara (2010), en su tesis doctoral indica que para “evaluar el modelo de regresión logística se requiere de la comprobación de dos aspectos. El primero de ellos consiste en comprobar si las variables explicativas incluidas en el modelo están estadísticamente relacionadas con la variable respuesta. Para ello, el modelo realiza una comparación entre

<sup>58</sup> Fuente: Que es la regresión logística y como analizarla. <http://networkianos.com/regresion-logistica-binaria/>

los valores observados y los valores estimados tomando como base el logaritmo de la función de verosimilitud, donde se obtiene, entonces, el estadístico D, que se denomina *deviance* (o desvianza)” (pg. 165).

De acuerdo a lo descrito anteriormente, para los resultados de las pruebas de bondad de ajuste, lo que se busca, es que haya similitud entre los eventos esperados versus los eventos observados, por lo que el resultado del chi-cuadrado de Pearson y de Desvianza muestran un valor significancia mayor a 0.05 y cercano a 1, lo que nos indica que el nivel de efectividad de los valores predichos respecto a los valores observados es óptimo.

	Sig.
Pearson $X^2$	0.797
Desvianza D	0.835

Elaboración propia: adaptado de SPSS

Para los resultados análogos a los coeficientes de determinación (en regresión logística multinomial, los valores de  $R^2$  son los valores de pseudo R cuadrado<sup>59</sup>), el software nos muestra tres pruebas: Cox y Snell, Nagelkerke y MacFadden.

Gualda (2004), indica que, para evaluar la calidad del modelo, también se utilizan los coeficientes de Cox y Sell, Nagelkerke y McFadden, ya que estos indicadores tienen un papel similar al coeficiente de determinación. Estas pruebas indican la parte de la varianza de la variable explicada por el modelo, cuanto más alto es el R-cuadrado, más explicativo es el modelo, es decir las variables independientes explican la variable dependiente.

Para los tres casos se muestran indicadores mayores a 0.70 lo que nos indica que existe una explicación óptima respecto de la variable dependiente y por lo tanto podemos concluir que es un modelo eficiente.

---

<sup>59</sup> Para mejor entendimiento, véase Scout Long, investigación *Review of Regression Models for Categorical Dependent Variables Using*. (pg. 274).

### 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  $R^2$ .

Elaboración propia: adaptado de SPSS

Una vez formulado el modelo de regresión logística corresponde realizar estimación de sus parámetros, esto con el fin de determinar la probabilidad de que exista significancia explicativa con respecto a la variable explicada; para estos casos, se realiza el método o test de verosimilitud.

Larranaga, Inza y Mougahid (2007), mencionan que el “test de la razón de verosimilitud se basa en comparar el producto entre -2 y el logaritmo neperiano de un cociente entre verosimilitudes con el percentil correspondiente de una distribución chi-cuadrado” (pg. 6), con el fin de comparar la regresión logística del modelo.

Los resultados de las pruebas de verosimilitud, indican si las variables seleccionadas tienen una significancia explicativa para determinar la variable dependiente, cartera en alto riesgo. En la tabla pruebas de la razón de verosimilitud, vemos que las variables independientes seleccionadas en este modelo sí muestran un nivel de significancia menor a 0.05. Por lo que se puede concluir que las variables independientes presentadas a continuación **son estadísticamente explicativas** para la variable dependiente (cartera de alto riesgo) objeto del presente trabajo de investigación:

(X<sub>1</sub>), Cartera promedio por deudor – total de cartera entre total de deudores.

(X<sub>2</sub>), Sobreendeudamiento de clientes - número de deudores con cuatro entidades a más.

(X<sub>3</sub>), Default de cartera – probabilidad de default por saldo.

(X<sub>4</sub>), Distribución geográfica – (solo cartera zona norte).

(X<sub>5</sub>), Deudores por empleado – total de deudores entre total de empleados.

Tabla 38: Pruebas de la razón de verosimilitud

Efecto	Criterios de ajuste de modelo	Pruebas de la razón de verosimilitud		
	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Intersección	431.595	43.668	2	0.000
(X <sub>1</sub> )Cartera Promedio por Deudor	416.589	28.662	2	0.000
(X <sub>2</sub> )Ratio Número Deudores 4 Entidades	648.900	260.974	2	0.000
(X <sub>3</sub> )Deuda en Default	395.170	7.244	2	0.027
(X <sub>4.1</sub> )Distribución: Ratio Cartera Zona Norte	412.813	24.886	2	0.000
(X <sub>5</sub> )Ratio Deudores / Empleados	495.283	107.356	2	0.000

Elaboración propia: adaptado del SPSS

### 5.7.4.3. Resultados del modelo

A continuación, se mostrará los resultados de salida del modelo cuando se ejecuta la regresión logística, donde se expondrá los resultados por cada objetivo planteado en la investigación, donde 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  $\text{Exp}(B)$

Con el objetivo de analizar la relación de las variables independientes con la variable dependiente utilizaremos el resultado de la estimación de parámetros para la categoría riesgo alto. La interpretación de los coeficientes en la regresión logística multinomial es:

- $B > 0$ , incrementos en  $X_i$  incrementan la probabilidad de pertenecer al grupo de interés (variable dependiente).
- $B < 0$ , incrementos en  $X_i$  disminuyen la probabilidad de pertenecer al grupo de interés. (variable dependiente)

En síntesis, para el presente análisis se tiene la siguiente interpretación de los indicadores<sup>60</sup>:

- 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, las que son mayores a 0.05 no son significativas.
- Coeficiente del parámetro (B). - el signo del coeficiente indicará 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 sirve para ver la relación positiva o negativa con respecto a la variable dependiente.
- El  $\text{Exp}(B)$  o también llamado *odd ratio*, es una medida de asociación entre variables utilizados en modelos de regresión logística, que nos indicará la fortaleza de la relación con la variable dependiente, este indicador es la razón del porqué se usa la regresión logística, sus características son:
  - Odd oscilan entre 0 e infinito.
  - Cuando Odd es 1 indica ausencia de asociación entre las variables.
  - Cuanto más se aleje el Odd ratio de 1 es más fuerte la relación.
  - Cuando el odd ratio es menor de 1 es conveniente calcular la inversa.
  - Los valores de  $\text{Exp}(B)$  menores a 1 señalan una asociación negativa entre las variables. La interpretación es, a medida que aumenta el puntaje en la variable independiente va a disminuir en la variable dependiente.

---

<sup>60</sup> Información adaptada de “Que es la regresión logística y como analizarla”.  
<http://networkianos.com/regresion-logistica-binaria/>; y de Odd ratio: “Que es y cómo se interpreta”  
<http://networkianos.com/odd-ratio-que-es-como-se-interpreta/#toc-2>;

- y si los valores de Exp (B), mayores a 1 indican una asociación positiva entre las variables. La interpretación es, a medida que aumenta el puntaje en la variable independiente, también va a aumentar el de la dependiente.

Teniendo en consideración estos criterios indicados, el modelo nos presenta los siguientes resultados:

Tabla 39: Resultados del Modelamiento

Variable	B	Exp(B)	Significancia (Valor – p)
Intersección	-2.338	0.000	0.000
(X <sub>1</sub> ) Cartera Promedio por Deudor	1.062	2.892	0.000
(X <sub>2</sub> ) Sobreendeudamiento: Ratio número deudores 4 entidades a más	2.104	8.198	0.000
(X <sub>3</sub> ) Default de cartera	0.452	1.571	0.029
(X <sub>4</sub> ) Diversificación geográfica(*): (X <sub>4.1</sub> ) Ratio Cartera zona norte	-0.250	0.778	0.012
(X <sub>5</sub> ) Deudores por empleado	-0.229	0.796	0.000

(\*) Cabe indicar que los indicadores de las demás zonas de diversificación, de acuerdo al modelo, no son significativas.

Fuente: Elaboración propia – adaptado del SPSS

A continuación, se presenta el resultado del modelo para cada objetivo planteado en la presente investigación:

**Modelo para objetivo 1:** Este modelo ha devuelto los siguientes resultados:

Variable	B	Exp(B)	Significancia (Valor – p)
(X <sub>1</sub> ) Cartera Promedio por Deudor	1.062	2.892	0.000

- Significancia (valor – p) menor a 0.05, indica que el modelo explica el evento, es decir la cartera promedio por deudor explica la variable dependiente.
- Coeficiente B (positivo), indica, si aumenta la cartera promedio por deudor, incrementa la cartera de alto riesgo.
- Exp (B), indica 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 incremente en 2.892 veces.

**Modelo para objetivo 2:** Este modelo ha devuelto los siguientes resultados:

Variable	B	Exp(B)	Significancia (Valor – p)
(X <sub>2</sub> ) Sobreendeudamiento: Ratio número deudores 4 entidades a más	2.104	8.198	0.000

- Significancia (valor – p) menor a 0.05, indica que el modelo explica el evento, es decir la variable sobreendeudamiento, con su indicador, ratio número de deudores con 4 entidades a más, explica la variable dependiente.
- Coeficiente B (positivo), a mayor sobreendeudamiento (si clientes aumentan el número de entidades), crece la probabilidad de incrementar la cartera de alto riesgo.
- Exp (B), indica que la fortaleza de la variable es de 8.198 el número de veces con respecto a la variable explicada; es decir, por cada incremento en la unidad de los clientes con 4 o más entidades financieras, existe una probabilidad de que la cartera de alto riesgo incremente 8.198 veces.

**Modelo para objetivo 3:** Este modelo ha devuelto los siguientes resultados:

Variable	B	Exp(B)	Significancia (Valor – p)
(X <sub>3</sub> ) Default de cartera	0.452	1.571	0.029

- Significancia (valor – p) menor a 0.05, indica que el modelo explica el evento, es decir el default de la cartera explica la variable dependiente.
- Coeficiente B (positivo), si aumenta la variable, cartera en default, crece la probabilidad de incrementar la cartera de alto riesgo.
- Exp (B), indica que la fortaleza de la variable es de 1.571 el número de veces con respecto a la variable explicada; es decir, por cada incremento en la unidad de cartera en default, existe una probabilidad de que la cartera de alto riesgo incremente 1.571 veces.

**Modelo para objetivo 4:** Este modelo ha devuelto los siguientes resultados:

Variable	B	Exp(B)	Significancia (Valor – p)
(X <sub>5</sub> ) Diversificación geográfica(*): (X <sub>5.1</sub> ) Ratio Cartera zona norte	-0.250	0.778	0.012

- Significancia (valor de p): menor a 0.05, indica que el modelo explica el evento, es decir, la variable diversificación geográfica (Cartera zona norte), explica la variable dependiente. Para la construcción de este modelo, y producto de las iteraciones realizadas en el estadístico, las demás regiones no han presentado un nivel de significancia, por lo que se han descartado.
  - o X<sub>4.2</sub> Cartera región sur / total de cartera
  - o X<sub>4.3</sub> Cartera región Lima / total de cartera
  - o X<sub>4.4</sub> Cartera centro oriente / total de cartera
- Coeficiente B (negativo), si disminuye la cartera en la región norte, crece la probabilidad de incremento de la cartera de alto riesgo.
- Exp (B), indica que la fortaleza de la variable es 1.285 el número de veces con respecto a la variable explicada, resultado de (1/0.778), es decir, por cada incremento en la unidad de cartera en la región norte, existe la probabilidad de que la cartera de alto riesgo incremente en 1.285 veces.

**Modelo para objetivo 5:** Este modelo ha devuelto los siguientes resultados:

Variable	B	Exp(B)	Significancia (Valor – p)
(X <sub>5</sub> ) Deudores por empleado	-0.229	0.796	0.000

- Significancia (valor – p) menor a 0.05, indica que el modelo explica el evento, es decir la variable deudores por empleado, explica la variable dependiente.
- Coeficiente B (negativo), si disminuye la variable deudores por empleados, crece la probabilidad de que se incremente la cartera de alto riesgo.
- 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 incremente en 1.256 veces.

Si bien es cierto que, de acuerdo al desarrollo realizado, todas las variables en mención explican la variable dependiente, existe un orden o tipo de fortaleza en su relación, la cual es presentada en la tabla 40. En ella se puede observar que es la variable sobreendeudamiento, representada por el número de deudores con 4 entidades a más, la que tiene mayor fortaleza dentro de todas las variables, seguido por la cartera promedio por deudor. Sin embargo, todas las demás variables también tienen un importante y significativo nivel de fortaleza con la variable dependiente, ya que, de acuerdo a la teoría, todas ellas se alejan de 1.

Tabla 40: Orden de la contribución y fortaleza de la relación

Variable	Exp(B)	Fortaleza de la relación	Orden de la contribución
(X <sub>2</sub> ) Sobreendeudamiento - ratio número deudores 4 entidades a más	8.198	8.198	1
(X <sub>1</sub> ) Cartera Promedio por Deudor	2.892	2.892	2
(X <sub>3</sub> ) Default de cartera	1.571	1.571	3
(X <sub>4</sub> ) Diversificación geográfica (*): (X <sub>4.1</sub> ) Ratio Cartera zona norte	0.778	1.285(*)	4
(X <sub>5</sub> ) Deudores por empleado	0.796	1.256(*)	5

(\*) Cuando el Exp(B) es menor a 1, la fortaleza de la relación es: 1/Exp(B)

Elaboración propia: adaptado del SPSS

Finalmente, la tabla 41, clasificación de datos, se presenta el nivel de efectividad del modelo para poder identificar los valores observados. Tenemos que el modelo ha pronosticado correctamente al 85.6% de los eventos observados, lo que lleva a concluir que es un modelo altamente efectivo y ha clasificado correctamente.

Asimismo, para la categoría riesgo alto, es decir para los eventos donde se presentan un alto indicador de cartera en riesgo tenemos que el modelo ha identificado correctamente al 81.8% de los eventos observados, y un 18.2% no fueron correctamente clasificados. Si bien, vemos que el indicador de efectividad para la categoría de riesgo alto está por debajo de la efectividad global del modelo, se considera que un indicador superior al 80% es un nivel óptimo de efectividad.

Tabla 41: Clasificación de datos

Observado	Pronosticado			Porcentaje correcto
	Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	
Riesgo Bajo	167	11	13	87.4%
Riesgo Medio	16	169	8	87.6%
Riesgo Alto	4	31	157	81.8%
Porcentaje global	32.5%	36.6%	30.9%	85.6%

Elaboración propia: Adaptado del SPSS

#### 5.7.4.4. Evaluación del modelo

Esta parte está dirigida a la evaluación del modelo generado, orientados a cumplir los objetivos de la minería de datos, se trata de conocer los problemas más habituales que se tienen al trabajar con datos.

##### Multicolinealidad

Gujarati y Porter (2010), mencionan que la multicolinealidad está referido a una situación en la que dos o más variables explicativas se parecen mucho y, por lo tanto, resulta difícil medir sus efectos individuales sobre la variable explicada. Es decir, un modelo presenta multicolinealidad cuando dos o más variables independientes presentan una alta correlación, lo que afecta fuertemente el sesgo y los estimadores de máxima verosimilitud. La colinealidad en regresión logística puede presentar los siguientes problemas al modelo:

1. Los estimados son sensibles a cambios pequeños en las variables independientes.
2. Algunos componentes de los estimadores son grandes.
3. Las varianzas estimadas de algunas componentes de los estimados son muy grandes.

Esta multicolinealidad se puede observar si sometemos los datos al análisis correlacional de Pearson. Si el indicador de correlación de Pearson es mayor a 0.65<sup>61</sup> se indica que existe una alta correlación entre las variables y por lo tanto un sesgo en las estimaciones, por otro lado, si el nivel de correlación es menor a (+/-)0.65 es tolerable para el modelo. Para analizar la correlación entre las variables independientes se ha elaborado la tabla 42: Correlaciones de Variables.

Del análisis de correlación, se observa, que para las variables donde encontramos un valor de significación menor de 0.05, los niveles de correlación entre las variables son menores a (+/-) 0.65 y por lo tanto aceptables. Podemos concluir entonces que no existe multicolinealidad entre las variables.

---

<sup>61</sup> Se considera un valor crítico. <http://www.tradingsys.org/multicolinealidad>

Tabla 42: Correlaciones de Variables independientes

		Cartera Promedio por Deudor	Ratio Número Deudores 4 Entidades	Ratio Deudores / Empleados	Deuda en Default	Ratio Cartera Zona Norte
Cartera Promedio por Deudor	Correlación Pearson	1	-,121	0.012	,479	-,460
	Sig. (bilateral)		0.004	0.766	0.000	0.000
	N	576	576	576	576	576
Ratio Número Deudores 4 Entidades	Correlación Pearson	-,121	1	-,371	-,360	,297
	Sig. (bilateral)	0.004		0.000	0.000	0.000
	N	576	576	576	576	576
Ratio Deudores / Empleados	Correlación Pearson	0.012	-,371	1	,565	-,207
	Sig. (bilateral)	0.766	0.000		0.000	0.000
	N	576	576	576	576	576
Deuda en Default	Correlación Pearson	,479	-,360	,565	1	-,143
	Sig. (bilateral)	0.000	0.000	0.000		0.001
	N	576	576	576	576	576
Ratio Cartera Zona Norte	Correlación Pearson	-,460	,297	-,207	-,143	1
	Sig. (bilateral)	0.000	0.000	0.000	0.001	
	N	576	576	576	576	576

Elaboración propia

### Heterocedasticidad y Autocorrelación

Schreiber-Gregory (2018), en su investigación “*Logistic regression and linear assumptions*”, supuestos en la regresión logística y lineal, establece que cuando se usa la regresión logística se asume homocedasticidad y ausencia de autocorrelación, el autor menciona que otro supuesto común, cuando se usa regresión logística, es la necesidad de independencia de los términos de error, es decir no están auto correlacionados y existe homogeneidad de la varianzas por lo tanto, se asume homocedasticidad.

Se dice que hay heterocedasticidad, cuando la dispersión de los términos de perturbación es diferente para distintos valores de la variable explicativa<sup>62</sup>. En regresión logística se asumen el supuesto de que los datos son homocedasticos. Alderete (2006), en su

<sup>62</sup> Fuente: [https://www.centro-virtual.com/recursos/biblioteca/pdf/econometria/unidad3\\_pdf1.pdf](https://www.centro-virtual.com/recursos/biblioteca/pdf/econometria/unidad3_pdf1.pdf)

investigación “Fundamentos del análisis de regresión logística en una investigación”, menciona que una de las ventajas de utilizar regresión logística es que esta técnica no requiere supuestos como el de normalidad o de homocedasticidad. Es decir, señala que el uso de la regresión logística tiene ventajas sobre el análisis discriminante dado que no requiere los supuestos de homocedasticidad (igualdad de varianzas). Por lo tanto, para el modelo presentado no requiere de estas pruebas.

En adición, Schreiber-Gregory (2018), sobre la autocorrelación en regresión logística:

Another common assumption is the need for independence from the error terms. Says the mistakes associated with one observation are not correlated with the errors of any other observation. It's a problem when you use time series data. The autocorrelation inflates the significance results of the coefficients in underestimate the standard errors of the coefficients. (pg.15)

Otro supuesto común es la necesidad de independencia de los términos de error. Dice los errores asociados con una observación no están correlacionados con los errores de cualquier otra observación. Es un problema cuando utiliza datos de series de tiempo. La autocorrelación infla los resultados de significancia de los coeficientes en subestimar los errores estándar de los coeficientes. (traducción propia)

La autocorrelación se presenta cuando se encuentra una alta correlación entre la perturbación de un periodo y la del periodo anterior, en otras palabras, cuando existe una similitud entre el comportamiento del tiempo hoy y su comportamiento en cualquier otra fecha. Para el modelo evaluado no aplica este análisis ya que en regresión logística se asume independencia de los términos de error en las variables.

En síntesis, en la fase de modelamiento, se ha demostrado la viabilidad del modelo con el uso de herramientas y técnicas estadísticas, desde el punto de vista de los objetivos de la minería de datos. A continuación, se presentará la evaluación de los resultados, desde el punto de vista del negocio.

### 5.7.5. Evaluación



En esta fase final, a desarrollar de la metodología, se procederá a evaluar el modelo generado, pero en esta ocasión desde el punto de vista de los objetivos planteados en la investigación y ya no desde la minería de datos. Una vez culminada la revisión se determinará cual ha sido el resultado por los objetivos e hipótesis planteadas en la presente investigación, asimismo, se realizará el contraste de las variables, con las entrevistas a profundidad, vía videoconferencias, a expertos en el negocio microfinanciero<sup>63</sup>.

#### 5.7.5.1. Evaluación de los resultados

En el inicio de esta investigación se presentó como problema general, que factores determinantes influyeron en el riesgo de crédito (entendida como la variable cartera de alto riesgo), en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito durante los años 2016-2019. Para poder demostrar los postulados planteados en las hipótesis, se presentaron objetivos que se han explicado a lo largo de la investigación, los mismos que se han desarrollado utilizando herramientas y técnicas estadísticas con el uso de minería de datos, con el fin de presentar objetivamente los resultados que se mostrarán a continuación. También va a ser conveniente evaluar los resultados, con entrevistas a un grupo de expertos en el negocio microfinanciero en el Perú.

#### Entrevistas a profundidad con expertos

Se puede definir como una serie de preguntas estructuradas que se realizan a una persona, donde se combinan temas prácticos, analíticos e interpretativo que se encuentran implícitos en toda la comunicación.

---

<sup>63</sup> Kothari (2004), indica que “la entrevista consiste en presentarle a una persona un estímulo verbal para que responda, se puede hacer en persona, por teléfono o por internet” (pg. 205).

Arbaiza (2014), indica que las “entrevistas de corte cuantitativo difieren de las de enfoque cualitativo. En las primeras, se fijan por anticipado y se comunica al entrevistado el tiempo que durarán, se formula las mismas preguntas a todos los participantes, es decir el trato es homogéneo para todos”. (p.206).

Por lo tanto, se trata de una narración abierta y está dirigida a conocer la comprensión desde las perspectivas de su vida, en base a su experiencia en la especialidad de estudio. Se formuló una plantilla sobre el cuestionario, (ver anexo 18), de preguntas que se realizarán a cada uno de los entrevistados.

Grinnell y Unrau (2007), como se cita en Hernández et al. (2010), mencionan que, “las entrevistas se dividen en estructuradas, semiestructuradas o abiertas. Se debe de tener en cuenta cuál utilizar de acuerdo a su planeación. La más utilizada es la entrevista semiestructurada, porque presenta un mayor grado de flexibilidad, como las preguntas ya están planeadas, se pueden ajustar a los entrevistados, es una entrevista más amistosa. Lo que se requiere es explicar al entrevistado los propósitos de la entrevista, tomar sus datos personales, la actitud general del entrevistador debe ser receptiva sin mostrar desaprobación y no interrumpir al entrevistado.

### Técnica del procesamiento de las entrevistas

Una vez culminado el proceso de las entrevistas, se procedió a la transcripción de las conversaciones, las mismas que están indicadas y detalladas en el anexo 19, (entrevistas a expertos en el negocio microfinanciero). Finalmente, se procedió a procesarlas en base a la técnica de identificación de palabras claves o identificación de temas comunes entre todos los entrevistados, ya que lo que se persigue es cubrir o dar respuesta a los objetivos presentados en la investigación.

Hernández et al.(2014), mencionan, “con la finalidad de identificar relaciones entre temas, debemos desarrollar interpretaciones de los mismos, los cuales emergen de manera consistente con respecto a los esquemas de categorización. Es una labor, encontrar sentido y significado a las relaciones entre los temas” (pg.464). En ese sentido, los autores

presentan esta técnica para visualizar las relaciones entre los objetivos de la investigación y las conversaciones realizadas con los expertos.

A continuación, se realizará la evaluación por cada objetivo e hipótesis presentada, pero esta vez, desde el punto de vista del negocio y con el fin de presentar un nuevo modelo analítico, que permita realizar aportes a la toma de decisiones empresariales de este grupo importante de instituciones microfinancieras, asimismo, en cada uno se considerará, como resultado las entrevistas a expertos en el negocio.

### **Evaluación de objetivo 1:** variable, cartera promedio por deudor

Se considera que el modelo presentado es factible, (por los resultados explicados en el modelado), y explica que la variable cartera promedio por deudor influye positivamente en la cartera de alto riesgo de las CMAC. Lo cual como investigador lo considero aceptable desde el punto de vista de los objetivos que tiene el negocio microfinanciero.

El análisis desde el punto de vista del negocio, para esta variable, se enmarca en que las CMAC puedan estar enfocándose en la atención de sus créditos en otros segmentos del mercado, diferentes para lo cual fueron creados. Tal como presentamos en el marco teórico, Ledgerwood (2000), en su libro publicado, manual de microfinanzas, explica que las instituciones microfinancieras, fueron creadas con el fin de ayudar a sus clientes con necesidades de acceso al crédito con montos, promedios bajos, que puedan satisfacer sus objetivos de desarrollo y sobretodo no se distorsione el concepto del crédito otorgado, considerando, que no tienen ningún tipo de garantía.

Las CMAC, con el fin de tener una mejor posición, puedan querer competir con la banca tradicional, donde los estándares de evaluación son completamente diferentes y además cuentan 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 cuenten con información fidedigna y que ello conlleve a relajar sus controles.

En este sentido, es muy importante que las CMAC tengan identificado plenamente cuál es su segmento objetivo de atención, ya que depende de ello, el que puedan mantener un crédito promedio que no lleve a incrementar la cartera de alto riesgo.

De acuerdo al análisis realizado en entrevistas a expertos, y luego de procesar dicha información, se puede concluir en que los entrevistados indican que se trata de un buen indicador, y que, si 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 las CMAC creadas y no se desvirtúe el monto de crédito otorgado; asimismo, ayudaría mucho a mejorar la gestión de la administración de la cartera.

Resultados de entrevistas para objetivo 1	Palabras claves o identificación de temas comunes
(X <sub>1</sub> ) 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 desvirtúe el monto del crédito/ identificación del segmento objetivo/ mejorar táctica de gestión de la cartera/ Enfoque de atención a clientes.

**Evaluación de objetivo 2:** variable sobreendeudamiento de clientes: deudores con 4 entidades a más.

El modelo para esta variable también es factible, y sobre todo luego de analizar la gran fortaleza relacionada con la variable explicada. Esto va alineado con lo presentado en el marco teórico, donde diversos autores señalan que el sobreendeudamiento es un grave riesgo para la industria microfinanciera.

A lo largo de la tesis, se ha indicado sobre el crecimiento de este negocio de manera acelerada y escalonada, que ha sido producto de la aparición de una sobreoferta de entidades, no solamente microfinancieras, sino, inclusive de la banca tradicional. Esto ha originado una mayor competitividad, disminución de las tasas de interés, relajamiento de

políticas, e incremento de metas de los funcionarios o asesores de negocios llevándolos a la necesidad de colocar cada vez más, llegando a sobre endeudar a los clientes.

El resultado de este modelo, es un gran aporte para las decisiones estratégicas de las CMAC, donde se ha evidenciado que, a mayor número de entidades financieras tenga un deudor, mayor será las dificultades de pagos que resulten, ya sea de una insuficiente capacidad de pago o a una falta de voluntad en cumplir con sus obligaciones financieras impactando directamente en el incremento en la cartera de alto riesgo.

Las estrategias a tomar, también deben estar dirigidas al control de la compra de deudas que se realiza en forma agresiva en este mercado, donde prácticamente los asesores se están “canibalizando” al quitarse a los mismos clientes, las CMAC deben de tener en cuenta que la insolvencia del cliente no se verá al momento de otorgar el crédito, sino, se verá reflejado más adelante.

De acuerdo al análisis realizado en entrevistas a expertos, y luego de procesar dicha información, se puede concluir que, a opinión de los entrevistados, la variable sobreendeudamiento, medido como el número de deudores con cuatro a más entidades, es una variable que podría explicar la cartera de alto riesgo; consideran que aún no existe sobreoferta de instituciones microfinancieras, sino, que estas instituciones se disputan al mismo cliente, existe poca bancarización, y el problema de que los clientes tengan mayores volúmenes de dinero, no lo emplean para sus negocios, sino, para asuntos personales, llegando a tener en un corto o mediano plazo, problemas de liquidez para el pago de sus deudas.

Resultados de entrevistas para objetivo 2	Palabras claves o identificación de temas comunes
(X <sub>2</sub> ) Sobreendeudamiento - ratio número deudores 4 entidades a más	Definitivamente una variable que podría explicar la cartera de alto riesgo/ considera como indicador al número de entidades/ no hay sobreoferta de instituciones/ poca bancarización/ peleas por tener al mismo cliente/ cumplir metas/ competir con prestamistas informales/ mal inversión del dinero/ identificación del momento/

### **Evaluación de objetivo 3:** variable default de cartera.

El modelo explicado para esta variable, también es factible, se ha determinado que el default de los créditos, asociado a la cartera de crédito, (obtenido como resultado de matrices de transición), influye directamente a tener una mayor probabilidad de incrementar la cartera de alto riesgo. El aporte adicional en esta parte de la investigación, está orientada a la recomendación del uso de las matrices de transición para poder conocer los diferentes tipos de comportamientos de pagos de los deudores de las CMAC, pudiendo así llegar a gestionar riesgos medibles ante eventos adversos que pueda llevar a pérdida económica a la institución.

En la primera parte de este capítulo se ha desarrollado y analizado los resultados de los últimos cuatro años de las diferentes matrices de transición, de tal manera que las decisiones empresariales estén orientadas a gestionar, conociendo las probabilidades de que los clientes puedan permanecer, mejorar o llegar al default (de su cartera), de acuerdo a su clasificación crediticia en el periodo anterior.

Por lo tanto, no solo se ha demostrado la relación que tiene el default de los créditos en la cartera de alto riesgo, sino que también, se ha evidenciado que el uso de las matrices de transición es una herramienta fundamental para que las CMAC puedan gestionar y determinar políticas no solo en el origen de los créditos sino también tener una adecuada gestión de cobranza. El cálculo de la probabilidad de default es un paso previo para el cálculo de las pérdidas esperadas, por lo que se deja abierta la posibilidad para que otras investigaciones puedan tomar como base lo desarrollado en esta tesis.

De acuerdo al análisis realizado en entrevistas a expertos, y luego de procesar dicha información, se puede concluir que, a opinión de los entrevistados, que la probabilidad de default es una variable que está directamente relacionado con la cartera de alto riesgo. Desde el desarrollo de su cálculo, permite a las CMAC realizar proyecciones de presupuestos, mencionan también que su evaluación es fundamental para fortalecer la confianza con los depositantes, lo relacionan directamente con la gestión temprana de las cobranzas, y su correcta administración mitigaría los riesgos.

Con respecto al uso de la técnica de matrices de transición, en algunos casos, los entrevistados, tienen poco conocimiento del mismo, sin embargo, los que conocen, opinaron que sería una buena herramienta para poder predecir el comportamiento de los clientes de acuerdo a su clasificación crediticia.

Resultados de entrevistas para objetivo 3	Palabras claves o identificación de temas comunes
(X <sub>3</sub> ) Deuda en default Matriz de transición.	<p>Futuro castigo de créditos/ afecta rentabilidad/ confianza en los depositantes/ proyección de presupuestos/ gestión de cobranzas/ originación del crédito/ relación directa con la cartera de alto riesgo/ mitigar riesgos/ acciones preventivas/ apetito de riesgos.</p> <p>Matriz de transición. - potente herramienta/ poco conocimiento/ poco desarrollo/ análisis oportuno/ proyectar situación de la cartera/</p>

**Evaluación del objetivo 4:** variable segmentación geográfica por regiones:

De acuerdo al resultado del modelo, esta variable es factible y explica que la distribución geográfica influye en la cartera de alto riesgo de las CMAC. De los cuatro indicadores presentados, el correspondiente a la región zona norte del Perú es significativa para el modelo. Las demás regiones no lograron un nivel de significancia. Los resultados del modelo nos indica que, la concentración de los créditos en la región norte del Perú influye en la cartera de alto riesgo de las CMAC.

En general, de acuerdo a lo presentado por diversos autores, como Aguilar, Camargo y Morales (2006), mencionan que un factor importante para reducir los niveles de morosidad de los créditos en microfinanzas es la diversificación geográfica, otros autores presentados indican la importancia de dividir un mercado por segmentos o grupos diversificables.

De acuerdo a cifras del Instituto Nacional de Estadística e Informática en el Perú (INEI), la capital concentra el 40%, mientras que el resto de microempresas se encuentra distribuido por regiones<sup>64</sup>. Desde el punto de vista del negocio y a lo indicado por diferentes autores, evidenciamos la importancia de tener diversificado los créditos, en base a ello las decisiones empresariales están dirigidos a tener tarifarios regionalizados, o como lo he denominado en esta investigación, “es de importancia la tropicalización de las tasas de interés en las CMAC”.

Más aún cuando existe mucha informalidad en el Perú. La sociedad de Comercio Exterior del Perú, COMEXPERU<sup>65</sup>, indica que en su publicación zonas o regiones en el Perú que concentran hasta un 90% de informalidad y evidentemente un índice bajo de capacidad formal.

De allí la importancia de la presentación de este objetivo en esta investigación, donde, como investigador considero que la segmentación geográfica de la cartera de las CMAC es importante para diferentes tipos de gestiones que puedan realizar los ejecutivos, tales como el correcto justiprecio por regiones, (equilibrio de tasas de interés y riesgo), satisfacción de los clientes y estar enfocados en segmentos geográficos de tal manera que puedan tener conocimiento de las necesidad de sus clientes.

De acuerdo al análisis realizado en entrevistas a expertos, y luego de procesar dicha información, se puede concluir que, a opinión de los entrevistados, existe una relación directa entre la distribución geográfica por regiones, con la cartera en alto riesgo; hacen referencia a que pueden existir mayores riesgos con respecto al seguimiento y supervisión de las agencias, por el tema de las lejanías e incrementar el riesgo operativo o riesgo de fraude, asimismo, hacen referencia a que cada provincia tiene un nivel distinto del otro, por lo que se debería “tropicalizar” las tasas de interés y el hecho de diversificarse, daría mayor oportunidad a clientes donde aún no tienen acceso al crédito. En síntesis, de acuerdo a todos los entrevistados consideran que si es una variable explicativa de la cartera en alto riesgo.

---

<sup>64</sup> Fuente:

[https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones\\_digitales/Est/Lib1703/libro.pdf](https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1703/libro.pdf)

<sup>65</sup> Las Mypes peruanas en el 2019 y su realidad ante la crisis.

<https://www.comexperu.org.pe/articulo/las-mype-peruanas-en-2019-y-su-realidad-ante-la-crisis#:~:text=De%20acuerdo%20con%20cifras%20de,lo%20que%20equivale%20a%20un>

Resultados de entrevistas para objetivo 4	Palabras claves o identificación de temas comunes
(X <sub>4</sub> ) Diversificación geográfica de la cartera	Focalización de las CMAC en algunas provincias/ control de morosidad por lejanía/ diversificación de cartera/ relación directa con la cartera de alto riesgo/ minimizar riesgos/ acceso al crédito a todos los necesitados en el Perú/ tropicalización del riesgo/ particularidad de cada región/ riesgo operativo.

#### **Evaluación del objetivo 5: variable deudores por empleado**

Se considera que el modelo presentado para esta variable también es factible y explica que la variable deudores por empleado influye en la cartera de alto riesgo de las CMAC. Lo cual como investigador considero aceptable desde el punto de vista de los objetivos que tiene el negocio microfinanciero.

Estos resultados dejan en evidencia lo presentado en el marco teórico de la investigación, donde diversos autores señalan o hacen referencia a que el número de deudores atendidos puede tener efectos negativos sobre indicadores de las instituciones microfinancieras, destacando la importancia del número de clientes que maneja cada empleado.

El mantener un adecuado número de clientes les permitirá a los empleados utilizar eficientemente mecanismos de selección, seguimiento y retención, así como minimizar el riesgo. Las decisiones empresariales que se realicen entorno a esta variable se asocia a la gestión del costo operativo, administrativo, puesto que el hecho de mantener una cartera adecuada de clientes permite atenderlos de manera rápida.

Asimismo, está relacionada a la gestión de recursos humanos, tal como se ha explicado a lo largo de la investigación sobre la importancia del talento humano en estas instituciones, por lo tanto, estas decisiones estarán orientadas a mejorar la contratación del personal,

diseñar un plan de seguimiento de su desempeño, establecerles un buen plan de carrera y una adecuada compensación y retribución.

Lozano (2007), indica que la eficiencia de las microfinancieras está definida entre otros aspectos por el número de clientes que se atiende por empleado. Asimismo, otros autores presentados en el marco teórico señalan que es necesario que las instituciones microfinancieras tengan economías de escala que puedan equilibrar el riesgo en cada cartera de clientes. Por todo lo mencionado, se evidencia la importancia de esta variable.

De acuerdo al análisis realizado en entrevistas a expertos, y luego de procesar dicha información, se puede concluir que, a opinión de los entrevistados, la variable, cantidad de deudores por empleado, si explica la cartera de alto riesgo, de acuerdo a sus opiniones está relacionado a la economía de escalas, en que las CMAC, con el análisis de esta variable, puedan encontrar su punto de equilibrio. Asimismo, hacen referencia a que el asesor de negocios debe tener, en base al número de deudores asignados, capacidad para atender en forma oportuna a sus clientes. 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 para objetivo 5	Palabras claves o identificación de temas comunes
(X <sub>5</sub> ) 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.

#### Resultados complementarios de las entrevistas a expertos.

En síntesis, de acuerdo a las entrevistas a profundidad realizadas a cinco expertos en el negocio microfinanciero, se puede indicar, que, de acuerdo a sus opiniones, las cinco variables presentadas, explican el riesgo de crédito, definida por muchos de ellos, como la cartera de alto riesgo, donde se refleja la morosidad de la cartera, y es el principal riesgo

en este negocio. Asimismo, hacen referencia de la importancia de que las CMAC puedan conocer no solamente las variables indicadas, sino, la fortaleza de cada una de ellas con respecto a la variable explicada.

#### **5.7.5.2. Revisar el proceso**

El proceso, hasta esta parte de la investigación, se ha realizado tal y cual estaba previsto, se comenzó con la comprensión del negocio, y todo lo relacionado al planteo de los objetivos de aplicar la minería de datos, luego, se presentó la parte más laboriosa, que fue el análisis de toda la información obtenida con el fin de realizar una descripción sobre su evolución y comportamiento, se exploró los datos aplicando pruebas estadísticas a las variables, pruebas de significancia, pruebas de correlación que permitan ofrecer indicios sobre la relación. Luego se procedió a seleccionar el set de datos que se utilizarían en el modelo y su respectiva construcción.

Finalmente, la parte más importante, fue el desarrollo de la metodología, explicando la técnica a utilizar y la construcción del modelo en sí, una vez culminado con el modelamiento se procedió a la evaluación de los resultados, tanto desde el punto de vista de los objetivos de la minería de datos, como desde el punto de vista de los objetivos planteados en la investigación. De acuerdo a todo lo mencionado se puede determinar que el proceso ha sido un éxito.

#### **5.7.5.3. Determinar los próximos pasos**

Esta es la parte final de la metodología, que consiste en determinar la presentación del modelo explicativo, mostrar los resultados a los interesados considerando que el desarrollo de la investigación ha sido satisfactorio. Cabe indicar, que el seguimiento y la supervisión del modelo es muy importante, puesto que algunos datos pueden ser modificados por diferentes motivos y cambiar de codificaciones en el futuro.

## **CAPITULO VI: CONCLUSIONES**

Dedico este parte a presentar las principales conclusiones, resultado del presente trabajo de investigación, para ello se seguirá el mismo orden de los objetivos planteados en la tesis doctoral, presentando juicios y reflexiones personales por cada uno de los resultados obtenidos.

Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el Perú, son un grupo de instituciones financieras especializadas en la atención de la micro y pequeña empresa en el país, representan aproximadamente el 50% del mercado microfinanciero, y es notable su participación en la actividad económica, cumpliendo un rol fundamental, como es el de brindar el acceso e inclusión al financiamiento a los micro y pequeños empresarios. Ese dinamismo presentado, está siendo acompañado de un problema, referido al incremento del riesgo de crédito, (entendido como la cartera de alto riesgo), de este importante grupo de instituciones, el cual, su relevancia ha sido debidamente justificada en los inicios de esta investigación.

En base a la hipótesis general planteada inicialmente, se puede afirmar, que existen factores determinantes que influyen en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el Perú, siendo estas, la cartera promedio por deudor, el sobreendeudamiento de clientes, la probabilidad de default de la cartera, la segmentación geográfica y la cantidad de deudores por empleados. Esto se determinó, a través de los análisis a profundidad de los resultados de un inédito modelo estadístico desarrollado, utilizando la metodología CRISP-DM, uso de regresiones logísticas multinomial, así como herramientas y técnicas analíticas, trabajadas con minería de datos, obtenidos de fuentes secundarias. Estos resultados fueron contrastados, utilizando fuentes primarias con entrevistas a expertos en el sector microfinanciero, quienes validaron en su conjunto que las variables que se presentan a continuación, en su experiencia, explican la cartera de alto riesgo.

En base al 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 este objetivo, se utilizó la metodología estadística CRISP-DM y del análisis de una regresión logística multinomial, 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 nos demuestra la hipótesis planteada, que esta variable tiene una relación positiva con el riesgo de crédito; y su  $\exp(B)$  del modelo, indica que la fortaleza de la variable es de 2.892, es decir, que por cada incremento en la unidad de la cartera promedio por deudor, existe una probabilidad de que la cartera de alto riesgo incremente en 2.892 veces. En ese sentido, como resultado del modelo, las decisiones estratégicas empresariales deben estar direccionadas a gestionar la correcta asignación y seguimiento del tamaño de la cartera, con el fin de no perder el foco en los mercados y segmentos objetivos del negocio microfinanciero, ya que el no hacerlo está directamente relacionado con el incremento de su riesgo. Este resultado está alineado con lo señalado en el marco teórico, contextualizando que las microfinanzas consisten en facilitar el acceso a los servicios financieros a las personas más desfavorecidas, por lo que, las CMAC deben concentrar su atención a este sector emergente, diferenciándolo del otorgamiento de créditos convencionales como el de la banca tradicional.

En base al segundo objetivo planteado, se pretendió determinar la influencia del sobreendeudamiento de clientes, medida como el número de clientes con cuatro entidades financieras a más, en el riesgo de crédito de las CMAC; para la demostración de este objetivo, se utilizó la metodología estadística CRISP-DM y del análisis de una regresión logística multinomial, donde el nivel de significación (valor – p) fue menor de 0.05, lo que significa que el modelo explica el evento y se comprueba que la variable sobreendeudamiento es una variable explicativa de la cartera de alto riesgo. El resultado del coeficiente B (positivo, 2.104), demuestra la hipótesis postulada, que esta variable tiene una relación positiva con el riesgo de crédito, y lo más destacado en este resultado, es el nivel de fortaleza de la relación con la variable dependiente, su  $\exp(B)$  de 8.198, es decir que, por cada incremento en la unidad de clientes con cuatro o más entidades financieras, existe una probabilidad de que la cartera de alto riesgo se incremente en 8.198

veces. En síntesis, se pudo determinar que el sobreendeudamiento de clientes, medido como el número de deudores con cuatro o más entidades, influye en forma directa, la cartera de alto riesgo de las CMAC. Sobre todo, que, como resultado del modelo realizado, esta variable es la que más fortaleza de relación tiene con la variable dependiente. En opinión del investigador y de los resultados de las entrevistas a expertos, esto está referido a la sobreoferta de productos financieros que ofrecen las CMAC a los clientes, quienes, al no tener cultura financiera, comienzan a tomar dinero de varias entidades en forma paralela, por lo que sus flujos futuros no llegan a tener coincidencia con el efectivo que necesitan para hacer frente a sus pagos. Las estrategias que deben tener las CMAC deben estar orientadas a la reunificación de deudas, es decir, permitir agrupar todas las deudas en un único producto y con un único pago. Adicionalmente, es de importancia, hacer seguimiento a los clientes en forma constante para observar su comportamiento, con respecto al número de entidades que pueda tener en el tiempo.

En base al tercer objetivo planteado, fue determinar la probabilidad de default de las carteras de crédito de las CMAC y su impacto en el riesgo de crédito. Para la demostración de este objetivo, se realizó primeramente, los modelos de matrices de transición, con ellos se determinó la probabilidad de default de las CMAC y comparándolas con las demás instituciones del sistema microfinanciero, se concluyó, que a pesar de que las CMAC tienen una mayor probabilidad de default, no se puede afirmar que haya diferencias significativas entre ellas, esto, como resultado de los test de hipótesis realizado sobre las medias poblacionales y con el uso de la prueba estadística Kolmogorov –Smirnov y las pruebas de U Mann Whitney. Seguidamente, para demostrar que la probabilidad de default asociada a la cartera tiene un impacto en la cartera de alto riesgo, se utilizó la metodología estadística CRISP-DM y del análisis de una regresión logística multinomial, cuyo nivel de significación (valor – p) fue menor a 0.05, lo que significa que el modelo explica el evento y se comprueba que la variable probabilidad de default asociada a la cartera es una variable explicativa de la cartera de alto riesgo. El coeficiente B (positivo, 0.452) demuestra la hipótesis postulada, que esta variable tiene una relación positiva con el riesgo de crédito. El exp. (B) de 1.571, quiere decir por cada incremento en probabilidad de la cartera en default, existe una probabilidad de que la cartera de alto riesgo incremente en 1.571 veces. En síntesis, el default de la cartera de créditos tiene un impacto directo y positivo sobre la cartera de alto riesgo de las CMAC. Ello constituye

un nuevo y original aporte a la gestión de este grupo de instituciones, donde pueden gestionar este default desde el punto de vista del origen de las operaciones, (con adecuadas políticas en la prospección de créditos), como decisiones estratégicas con respecto a la gestión de cobranza, evitando que los créditos puedan mejorar o mantener su clasificación crediticia, en lugar de deteriorarse o peor aún, lleguen a pérdida. Cabe mencionar también en este punto, que el cálculo de la probabilidad de default es un paso previo al cálculo de las pérdidas esperadas de las instituciones, por lo que dejo abierto esta posibilidad para futuras investigaciones.

En base al cuarto objetivo planteado, se pretendió determinar el impacto que tiene la segmentación geográfica por regiones, en el riesgo de crédito de las CMAC. Para demostrar este objetivo se desarrolló un modelo estadístico CRISP-DM y del análisis de una regresión logística multinomial, donde el nivel de significación, (valor - p), fue menor a 0.05, lo que significa que el modelo explica el evento y se comprueba que la segmentación geográfica por regiones explica la cartera de alto riesgo. El resultado del coeficiente B (negativo, -0.250) demuestra la hipótesis postulada, que la segmentación geográfica por regiones tiene una relación negativa en la cartera de alto riesgo de las CMAC, es decir a mayor segmentación de la cartera, menor será la probabilidad de incrementar la variable dependiente; el exp. (B) del modelo, indica que la fortaleza de la variable es de 1.285, por lo que es determinante en el control de la cartera de alto riesgo. En síntesis, hay que tomar en cuenta la segmentación geográfica en las estrategias que pueda plantear las gerencias de las CMAC. Si bien, para este modelo, se determinó que la concentración de cartera en una de las regiones del Perú está directamente relacionada con el incremento de la cartera de alto riesgo, se debe considerar estrategias de expansión de nuevos mercados. El incremento de agencias a nivel nacional es una señal de variedad de mercados que necesitan financiamientos, sin embargo, se debe tener en cuenta la “tropicalización” de las tasas de interés, identificando el nivel cultural de pagos de cada región, teniendo en cuenta la falta de experiencia en la atención de una zona y sobre todo evitar la “canivalización” de los clientes en competencia perfecta entre estas entidades, y las demás especializadas en este sector.

En base al quinto objetivo planteado, se postuló que la variable deudores por empleado, influye directamente en el riesgo de crédito de las CMAC. Para demostrar este objetivo, se utilizó la metodología estadística CRISP-DM y del análisis de una regresión logística multinomial, cuyo nivel de significancia (valor – p) es menor a 0.05 lo que significa que el modelo explica el evento, y se demuestra que la variable deudores por empleado explica la cartera de alto riesgo de las CMAC. Asimismo, el coeficiente B (negativo, -0.229) nos indica que la relación es negativa, es decir si disminuye la variable deudores por empleados, crece la probabilidad de que se incremente la cartera de alto riesgo; el nivel de fortaleza de la relación es de 1.256 el número de veces con respecto a 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 esta direccionado a la gestión administrativa que deben tener estas instituciones, donde un determinado número de clientes por empleados 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, está orientada a la dirección estratégica de la gestión de recursos humanos de las CMAC, quienes deberán tomar decisiones que permita tener al personal idóneo para la atención de clientes, ya que se demostró la importancia del modelo relacional, (asesor – cliente) en este negocio y de esa manera evitar la alta rotación que pone en riesgo la administración de la cartera.

Finalmente, en virtud de los resultados obtenidos en el presente trabajo de investigación, se demuestra que la metodología CRISP-DM empleada, las matrices de transición, así como el uso de técnicas estadísticas utilizadas a nivel cuantitativo y corroborado con entrevistas a profundidad a expertos, permitió el desarrollo de los objetivos planteados y la demostración de las hipótesis, denotando una rigurosidad en toda la investigación con el fin de generar valor con el aporte de un nuevo y original modelo que permita administrar el apetito de riesgos en la toma de decisiones de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, en pro de mejoras en el sistema microfinanciero peruano.

## **RECOMENDACIONES**

En la sección anterior se presentaron las conclusiones de los hallazgos producto del estudio en investigación; esta parte se centra en las recomendaciones, que, a nivel de investigador, propongo con el fin de que estas sugerencias puedan proporcionar diferentes opciones con esfuerzos en ayudar a las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en la gestión de toma de decisiones estratégicas empresariales.

En base a los objetivos planteados, se recomienda:

- El monitoreo constante de la cartera promedio por deudor, identificando el mercado objetivo y potencial de clientes, teniendo en consideración el objetivo por el cual las CMAC fueron creadas y no desviarse del segmento microempresarial.
- Implementar como parte de sus indicadores el seguimiento a todos los clientes que se encuentran trabajando con más de tres entidades financieras. Esto con el fin de monitorear los niveles de endeudamiento de los clientes y estar alertas ante la posibilidad de un incumplimiento de sus obligaciones.
- No contribuir a los niveles de sobreendeudamiento y por el contrario evitar dar préstamos a clientes sobre expuestos.
- Es necesario la implementación de matrices de transición para analizar el comportamiento de los deudores con respecto a su clasificación crediticia, de tal manera que se pueda determinar anticipadamente la probabilidad de default de cada cliente y como institución tomar las medidas correctivas con respecto al origen y gestión de cobranza del crédito.
- Es necesaria la diversificación geográfica como la apertura de nuevas agencias, sin embargo, no flexibilizar el análisis del otorgamiento del crédito; tomar en cuenta esta segmentación que permita establecer tarifarios de acuerdo al riesgo de la zona de atención.
- Se recomienda que las CMAC deben de considerar un número creciente de clientes en correspondencia con el número de asesores de crédito responsables de administrar la cartera de la institución, de tal manera que pueda, en forma efectiva, brindar orientación e información necesaria a los clientes.

- Se recomienda el uso de la metodología CRISP-DM, así como herramientas estadísticas que se encuentran disponibles, todo ello complementado con el conocimiento práctico de los asesores de créditos en el levantamiento de la información en el campo.
- Se recomienda la supervisión y mantenimiento del modelo, puesto que los datos utilizados, puedan ser modificados o cambiados de codificación; el volumen de datos es grande por lo que es necesario realizar *backups*.

## Referencias Bibliográficas

- Aguilar, A., & Galarza, F. (2013). Rentabilidad versus profundidad del alcance: un análisis de las entidades microfinancieras peruanas, 2006-2011. *Universidad Del Pacífico. MPRA Paper*, 51860. [https://mpra.ub.uni-muenchen.de/51860/1/MPRA\\_paper\\_51860.pdf](https://mpra.ub.uni-muenchen.de/51860/1/MPRA_paper_51860.pdf)
- Aguilar, G. (2014). *Dos estudios sobre las microfinanzas en el peru (tesis de Doctorado)* [Pontificia Universidad Católica del Perú]. <http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/5183>
- Aguilar, G., Camargo, G., & Morales, R. (2004). Análisis de la Morosidad en el Sistema Bancario Peruano Informe final de investigación. *Instituto de Estudios Peruanos*, 1, 1–108. <https://www.cies.org.pe/sites/default/files/investigaciones/analisis-de-la-morosidad-en-el-sistema-bancario-peruano.pdf>
- Aguilar, Giovanna, & Camargo, G. (2004). *Análisis de la morosidad de las instituciones microfinancieras (IMF) en el Perú*. IEP, Instituto de Estudios Peruanos.
- Alcántara, E., & Damián, J. (2020). *Causas generadoras de la morosidad crediticia y el grado de afectación en el mercado financiero, en el distrito de Chiclayo, periodo 2012-2013*.
- Alderete, A. (2006). Fundamentos del análisis de regresión logística en la investigación psicológica. *Revista Evaluar*, 6(1). <https://revistas.psi.unc.edu.ar/index.php/revaluar/article/view/534>
- Aquice, J., Mamani, J., & Peña, M. (2019). *Pérdida de fidelidad de los clientes, por la alta rotación de personal del área de negocios en las instituciones especializadas en microfinanzas.(ciudad Arequipa)*.
- Arbaiza, L. (2014). *Cómo elaborar una tesis de grado*. (1a ed.). Universidad ESAN. <http://ezproxibib.pucp.edu.pe:2048/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=catt02225a&AN=pucp.560025&lang=es&site=eds-live&scope=site>
- Armendáriz, B., & Morduch, J. (2007). *The economics of microfinance* (M. Press (Ed.); First MIT). MIT press.
- Asencios, C., López, F., Poma, H., & Babilón, J. (2019). Buenas prácticas de gestión de riesgo de crédito y su impacto en la creación de valor: los casos de las seis cooperativas de ahorro y crédito top del Perú 2018. In *Pontificia Universidad Católica del Perú*. Pontificia Universidad Católica del Perú.
- ASOMIF. (2018). *Resumen Ejecutivo del Sistema Microfinanciero*. [http://asomifperu.com/web/descarga/estadistica/Resumen\\_Ejecutivo\\_2018.pdf](http://asomifperu.com/web/descarga/estadistica/Resumen_Ejecutivo_2018.pdf)
- Banerjee, S. B., & Jackson, L. (2017). Microfinance and the business of poverty reduction: Critical perspectives from rural Bangladesh. *Human Relations*, 70(1), 63–91. <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/0018726716640865>

- Berger, M., Goldmark, L., & Sanabria, T. M. (2007). *Boom de las microfinanzas: el modelo Latinoamericano visto desde adentro*. Inter-American Development Bank.
- Berger, M., Otero, M., & Schor, G. (2006). Microfinance: The Significance and Future of Upgraded Microfinance Institutions. *An Inside View of Latin American Microfinance*, 37.
- Bernal, C. (2006). *Metodología de la investigación : para administración, economía, humanidades y ciencias sociales*. (2a ed.). Pearson Educación.
- Calderón, M. L. (2001). Los microcréditos: un nuevo instrumento de financiación para luchar contra la pobreza. *Revista de Economía Mundial*, 5, 121–138. [http://sem-wes.org/sites/default/files/revistas/rem5\\_7\\_0.pdf](http://sem-wes.org/sites/default/files/revistas/rem5_7_0.pdf)
- Camargo, G., Aguilar, G., & Morales, R. (2006). Análisis de la morosidad en el sistema bancario peruano. *Economía y Sociedad --*.
- Carpio, J. (2016). *Modelo de Predicción de la Morosidad en el otorgamiento de Crédito Financiero Aplicando Metodología CRISP-DM*.
- Castillo, N. (2019). Morosidad afecta a los bancos y las cajas. *Diario El Comercio*. <https://elcomercio.pe/economia/dia-1/morosidad-afecta-bancos-cajas-noticia-669915-noticia/>
- Cermeño, R., León, J., & Mantilla, G. (2011). *Determinantes de la morosidad : un estudio panel para el uso de las cajas municipales de ahorro y crédito del Perú, 2003-2010*. Centro de Investigación y Docencia Económicas.
- Céspedes, G., & Gómez, L. (2015). El enfoque financiero vs. el enfoque social del microcrédito. Un análisis comparativo mundial. *REVECO. Revista de Estudios Cooperativos*, 118, 31–59.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., Wirth, R., & others. (2000). CRISP-DM : Step-by-step data mining guide. *SPSS Inc*, 9, 13.
- Cóndor, J., & Cajamarca, R. (2014). Matrices de transición y análisis de cosechas en el contexto de riesgo de crédito. *Quito: SBS*, 22.
- Conger, L., Inga, P., & Webb, R. C. (2009). *El árbol de la mostaza: Historia de las microfinanzas en el Perú*. Universidad de San Martín de Porres.
- COPEME -Microfinanzas. (2019). *Performance del Sistema de Microfinanzas en el Perú - Reporte Financiero*. [http://www.copeme.org.pe/reportes\\_2019/Reporte\\_COPEME\\_IMF\\_Jun2019.pdf](http://www.copeme.org.pe/reportes_2019/Reporte_COPEME_IMF_Jun2019.pdf)
- Delfiner, M., Pailhé, C., & Perón, S. (2006). *Microfinanzas: un análisis de experiencias y alternativas de regulación*. [http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/EDIPUB\\_VOLUMEN4/63-118.pdf](http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/EDIPUB_VOLUMEN4/63-118.pdf)
- Dupouy, C. (2014). *Aplicación de Árboles de decisión para la estimación del escenario económico y la estimación de movimiento la tasa de interés en Chile*. <http://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/117556/Dupouy%2520Berrios%2520Carlos.pdf%3Bsequence%3D1>

- Earne, J., Jansson, T., Koning, A., & Flaming, M. (2014). Greenfield MFIs in Sub-Saharan Africa A Business Model for Advancing Access to Finance. *Access to Finance Forum, Reports by CGAP and Its Partners*, 8, 44.
- ENIF. (2015). *Estrategia Nacional de Inclusión Financiera Ministerio de Economía y Finanzas - Comisión Multisectorial*. <https://www.mef.gob.pe/contenidos/archivos-descarga/ENIF.pdf>
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine*, 17(3), 37.
- Fernández, S. (2011). Regresión logística. *Universidad Autónoma de Madrid. Madrid: Facultad*.
- Flores, E., Miranda, M., & Villasís, M. (2017). El protocolo de investigación VI: cómo elegir la prueba estadística adecuada. *Estadística inferencial. Revista Alergia México*, 64(3), 364–370.
- FOMIN. (2010). *Lo bueno de lo malo en Microfinanzas: Lecciones aprendidas de experiencias fallidas en América Latina*. 1–126.
- Galán, V. (2016). *Aplicación de la metodología CRISP-DM a un proyecto de minería de datos en el entorno universitario*. [https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/22198/PFC\\_Victor\\_Galan\\_Cortina.pdf](https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/22198/PFC_Victor_Galan_Cortina.pdf)
- Gallardo, J. (2009). *Metodología para la definición de requisitos en proyectos de data mining [Informática]*. [http://oa.upm.es/1946/1/JOSE\\_ALBERTO\\_GALLARDO\\_ARANCIBIA.pdf](http://oa.upm.es/1946/1/JOSE_ALBERTO_GALLARDO_ARANCIBIA.pdf)
- García, E. (2019). *Se desata agresiva compra de deuda en campaña navideña*. *Diario Gestión*. <https://gestion.pe/economia/desata-agresiva-compra-deuda-campana-navidena-249558-noticia/?ref=gesr>
- Garrocho, C., Jiménez, E., & Álvarez, J. (2016). Modelando la migración interestatal de México: cadenas de Markov estáticas versus cadenas de Markov dinámicas con medias móviles. *Papeles de Población*, 22(90), 109–144.
- Goldberg, Mi., & Palladini, E. (2011). *Gestión de Riesgos y Creación de Valor con las Microfinanzas* (E. Gondo (Ed.)). Banco Mundial.
- González, A., & González-Vega, C. (2003). *Sobreendeudamiento en las microfinanzas bolivianas, 1997-2001*. 36019.
- Gualda, E. (2004). 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.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría* (Vol. 2). Irwin/McGraw-Hill Interamericana.
- Hernández, C., & Dueñas, M. (2009). *Hacia una metodología de gestión del conocimiento basada en minería de datos*.

- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2010). *Metología de la Investigación* (MacGrawHil).
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). *Metodología de la investigación*. (6a ed.). McGraw-Hill Education.
- Hernandez, R., & Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación las rutas cuatitativa, cualitativa y mixta* (McGrawHill (Ed.); McGrawHill).
- Hosmer, D., & Lemeshow, S. (2013). *Applied logistic regression* (Vol. 398). John Wiley & Sons.
- Isem, J., & Porteous, D. (2005). Commercial banks and microfinance: Evolving models of success. *CGAP, 1*, 12.  
<http://documents.worldbank.org/curated/en/518201468176042878/pdf/334580SPANISH0FocusNote1281sp0Box334125B.pdf>
- Jarrow, R., Lando, D., & Turnbull, S. (1997). A Markov model for the term structure of credit risk spreads. *The Review of Financial Studies, 10*(2), 481–523.  
<https://academic.oup.com/rfs/article-abstract/10/2/481/1589160>
- Jensen, K. (2016). IBM SPSS Modeler CRISP-DM Guide. *Tersedia Di: Ftp://Public.Dhe. Ibm.Com/Software/Analytics/Spss/Documentation/Modeler/18.0/En/ModelerCRISPDM . Pdf.*
- Jiménez, M. (2017). *La movilidad socioeconómica intergeneracional en Argentina*. Universidad Nacional de La Plata.
- Kendall, K. (2005). *Análisis y diseño de sistemas* (Prentice H). Pearson educación.
- Koh, H., & Tan, G. (2011). Data mining applications in healthcare. *Journal of Healthcare Information Management, 19*(2), 65.  
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.92.3184&rep=rep1&type=pdf>
- Lara, A. (2014). *Medición y control de riesgos financieros*. (3a ed.). Limusa.  
<http://ezproxybib.pucp.edu.pe:2048/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=cab02225a&AN=pucp.560573&lang=es&site=eds-live&scope=site>
- Lara, J. (2010). *La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas* [Granada: Universidad de Granada].  
<https://digibug.ugr.es/bitstream/handle/10481/5648/18892656.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Larralde, M., Real, C., & Viana, S. (2011). 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.
- Larranaga, P., Inza, I., & Moujahid, A. (2007). Regresión Logística. *Universidad Del País Vasco- Euskal Herriko Unib.*

- Ledgerwood, J. (2000). *Manual de las microfinanzas : una perspectiva institucional y financiera*. Banco Mundial.  
<http://ezproxybib.pucp.edu.pe:2048/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=cat02225a&AN=pucp.374644&lang=es&site=eds-live&scope=site>
- Ledgerwood, J., & White, V. (2006). *Transforming microfinance institutions : providing full financial services to the poor*. World Bank.  
<http://ezproxybib.pucp.edu.pe:2048/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=cat02225a&AN=pucp.424280&lang=es&site=eds-live&scope=site>
- Ley 28015. (2003). *Ley de Promoción y Formalización de la micro y pequeña empresa*.  
<http://www.sunat.gob.pe/orientacion/mypes/normas/ley-28015.pdf>
- Lopez, M., & Perez, E. (2017). *Determinantes que explican la morosidad de las cajas rurales de ahorro y credito durante el periodo 2009 al 2016. Aplicacion de los resultados a la gestion de la Caja Rural de Ahorro y Credito los Andes*.  
[http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/20.500.12404/12823/Lopez\\_Rojas\\_Perez\\_Valdez\\_Determinantes\\_explican\\_morosidad1.pdf?sequence=1&isAllowed=y](http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/20.500.12404/12823/Lopez_Rojas_Perez_Valdez_Determinantes_explican_morosidad1.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Lozano, M. M. (2007). ¿La eficiencia del personal en las microfinancieras influye en la cartera vencida? *Análisis Económico*, 22(50), 173–184.  
<https://www.econstor.eu/bitstream/10419/115387/1/IDB-WP-177.pdf>
- Market, M. I. X., & Khamar, M. (2019). *Global Outreach & Financial. Performance Benchmark Report-2018* (p. 42). FinDev Gateway.  
[https://www.findevgateway.org/sites/default/files/publications/files/mix\\_market\\_global\\_outreach\\_financial\\_benchmark\\_report\\_2017-2018\\_1.pdf](https://www.findevgateway.org/sites/default/files/publications/files/mix_market_global_outreach_financial_benchmark_report_2017-2018_1.pdf)
- Martínez, F., Contreras, L., Ferri, C., Orallo, J., Kull, M., Lachiche, N., Quintana, M., & Flach, P. (2019). CRISP-DM Twenty Years Later: From Data Mining Processes to Data Science Trajectories. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*.
- Marulanda, B. (2006). Downscaling: Moving Latin American Banks into Microfinance. *An Inside View of Latin American Microfinance*, 79–108.
- Marulanda, C., López, M., & Mejía, M. (2017). Minería de datos en gestión del conocimiento de pymes de Colombia. *Revista Virtual Universidad Católica Del Norte*, 50, 224–237.  
<https://revistavirtual.ucn.edu.co/index.php/RevistaUCN/article/viewFile/821/1339>
- Menes, I., Arcos, G., & Gallegos, K. (2015). Desempeño de algoritmos de minería en indicadores académicos: Árbol de Decisión y Regresión Logística. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 9(4), 104–117.
- Mérida, J. (2017). *Adaptación de estándares de dirección de proyectos particularizados para la minería de datos*. <http://digibuo.uniovi.es/dspace/handle/10651/43633>

- Microscopio global de 2019: El entorno propicio para la inclusión financiera y la expansión de los servicios financieros digitales.* (2019).  
[https://www.findevgateway.org/sites/default/files/publications/files/es\\_eiu\\_microscope\\_2019\\_spanish\\_03.pdf](https://www.findevgateway.org/sites/default/files/publications/files/es_eiu_microscope_2019_spanish_03.pdf)
- Moine, J., Gordillo, S., & Haedo, A. (2011). Análisis comparativo de metodologías para la gestión de proyectos de minería de datos. *Congreso Argentino de Ciencias de La Computación*, 17.
- Ngonyani, D. (2019). *Implication of Credit Risk Management Practices on Performance of Microfinance Institutions in Tanzania*. Mzumbe University.
- Nieto, B. G. (2005). Antecedentes del microcrédito. Lecciones del pasado para las experiencias actuales. *CIRIEC-España, Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 51, 25–50.
- Nigro, O., Xodo, D., Corti, G., & Terren, D. (2004). KDD (Knowledge Discovery in Databases): Un proceso centrado en el usuario. *VI Workshop de Investigadores En Ciencias de La Computación*.
- Osorio, A. (2015). Deficiencias en las actividades de control de las cajas municipales del norte del Perú. *Quipukamayoc*, 23(43), 111–118.
- Paredes, M., & Ugarte, S. (2015). *Factores que influyen en el nivel de morosidad de la cartera de créditos en una Caja Municipal del Perú*.
- Peña, L. (2013). Matrices de transición del crédito en Nicaragua. *Managua, Nicaragua*, 22. [https://www.bcn.gob.ni/estadisticas/estudios/2014/DT-31\\_Matrices\\_de\\_Transicion\\_del\\_Credito\\_en\\_Nicaragua.pdf](https://www.bcn.gob.ni/estadisticas/estudios/2014/DT-31_Matrices_de_Transicion_del_Credito_en_Nicaragua.pdf)
- Pérez, C., & Santín, D. (2007). *Minería de datos: técnicas y herramientas*. Editorial Paraninfo.
- Polanco, C., González, J., & Castañón, A. (2015). Cadenas de Markov un vistazo al futuro. *Archipiélago*, 90, 27–28.
- Portocarrero, F. (2003). *Microfinanzas en el Perú: experiencias y perspectivas*. Universidad del Pacífico: Centro de Promoción de la Pequeña Empresa.
- Prahalad, C. K. (2009). *The fortune at the bottom of the pyramid, revised and updated 5th anniversary edition: Eradicating poverty through profits* (W. School (Ed.)). FT Press.
- Quiñones, K. (2015). *Relación entre rentabilidad y estrategias de crecimiento orgánico e inorgánico*.  
[http://repobib.ubiobio.cl/jspui/bitstream/123456789/1704/1/Quiñones\\_Pardo\\_Karen\\_Yesenia.pdf](http://repobib.ubiobio.cl/jspui/bitstream/123456789/1704/1/Quiñones_Pardo_Karen_Yesenia.pdf)
- Quispe, Z., León, D., Contreras, A., & others. (2012). El exitoso desarrollo de las microfinanzas en el Perú. *Revista Moneda*, 151, 13–18.

- Ramírez, F., & Ayús, A. (2012). Análisis discriminante como seleccionador de variables influyentes en el cálculo de la probabilidad de incumplimiento. *Revista Ciencias Estratégicas*, 20(27), 103–118.  
<https://www.redalyc.org/pdf/1513/151325816008.pdf>
- Rayo, S., Rodríguez, M., & Lara, J. (2011). Un caso empírico en la evaluación del riesgo de crédito de una institución de microfinanzas peruana. *Contabilidad y Negocios*, 6(11), 21–30.
- 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. In *Master of Science Thesis, School of Information Science, Addis Ababa University: Addis Ababa, Ethiopia*. ADDIS ABABA UNIVERSITY.
- Rodríguez, C., & García, M. (2016). Adecuación a metodología de minería de datos para aplicar a problemas no supervisados tipo atributo-valor. *Revista Universidad y Sociedad*, 8(4), 43–53.
- Rodríguez, J. (2020). *Descripción de la Realidad Problemática*. Universidad Nacional de Piura. <https://slideplayer.es/slide/5486060/#:~:text=Rodríguez Vález%2C Ph.,contexto social donde tiene lugar>.
- Rodríguez, V. (2013). Matriz de probabilidad de transición de microcréditos: el caso de una microfinanciera mexicana. *Estudios Económicos*, 39–77.  
<https://www.redalyc.org/pdf/597/59727431002.pdf>
- Román, P. (2014). *Estadística descriptiva e introducción a la probabilidad*. <https://docplayer.es/23007685-Tema-4-probabilidad-condicionada-teoremas-basicos-independencia-de-sucesos.html>
- 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>
- Romero, R. (2010). *Texto concordado de la ley general del sistema financiero y del sistema de seguros y orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros : Ley No 26702*. Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.
- Ross, S., Westerfield, R., & Jaffe, J. (2012). *Finanzas Corporativas. Novena edición*. Editorial McGRAW-HILL (p. 1025). SA DE CV de la ciudad México.
- Rossi, J. (2017). *Regulación del endeudamiento y sobreendeudamiento del consumidor en la república argentina*. Universidad de Morón.
- Salazar, B. (2019). *Promedio Móvil*. Pronostico de La Demanda.  
<https://www.ingenieriaindustrialonline.com/pronostico-de-la-demanda/promedio-movil/>

- SBS. (2008). *Superintendencia de Banca Seguro y AFP. Resolucion N° 11356.*  
<https://intranet2.sbs.gob.pe/Preproyectos/1725AFDXUSVR3EWEEMH4LDENB2JVUCIVPV.PDF>
- Schicks, J. (2010). Microfinance Over-Indebtedness: Understanding its drivers and challenging the common myths. *Bruxelles: Centre Emilee Bergheim, Solvay School of Business, CEB Working Paper, 10*, 48.
- Schreiber-Gregory, D. (2018). Logistic and Linear Regression Assumptions: Violation Recognition and Control. *Henry M Jackson Foundation.*
- Solorio, J., Marquez, Z., Montoya, M., Cárdenas, S., & Hernandez, R. (2014). Aplicacion de Metodos Markovianos en el Modelado del Deterioro de Carreteras. *Publicacion Tecnica, 396.*
- Superintendencia de Banca, Seguro y AFP. (2008). In *Reglamento de la Gestión Integral de Riesgos SBS-37-2008.*  
[https://intranet2.sbs.gob.pe/intranet/INT\\_CN/DV\\_INT\\_CN/1363/v3.0/Adjuntos/0037-2008.r.pdf](https://intranet2.sbs.gob.pe/intranet/INT_CN/DV_INT_CN/1363/v3.0/Adjuntos/0037-2008.r.pdf)
- Tello, M., Eslava, H., & Tobias, L. (2013). Análisis y evaluación del nivel de riesgo en el otorgamiento de créditos financieros utilizando técnicas de minería de datos. *Visión Electrónica, 7(1)*, 13–26.  
<https://revistas.udistrital.edu.co/index.php/visele/article/view/4389>
- Ticona, P. (2017). La Calidad de la Cartera de Créditos y su Incidencia en la Solvencia Financiera de las Cooperativas de Ahorro y Crédito de la región Puno, 2012-2014. *Revista de La Escuela de Posgrado UNAP, 6 (2)*.  
<http://revistaepgunapuno.org/index.php/SECONOMICO/article/view/621/202>
- Tinoco, O. (2008). Una aplicación de la prueba chi cuadrado con SPSS. *Industrial Data, 11(1)*, 73–77. <https://www.redalyc.org/pdf/816/81611211011.pdf>
- Toledo, E. (2009). Microfinanzas : diagnóstico del sector de la micro y pequeña empresa y su tecnología crediticia. In *Contabilidad y negocios*
- Toledo, E. (2018). Microfinanzas en el Perú y los desafíos de la bancarización. *REMIPE-Revista de Micro e Pequeñas Empresas e Empreendedorismo Da Fatec Osasco, 4(1 jan-jun)*, 48–62.
- Torres, E., & Farroñay, J. (2017). *Implementacion de Minería de Datos para detectar Patrones de Comportamiento de Clientes Morosos en Empresa de Credito Crediserv EIRL--ChiclayoHICLAYO.*
- Valencia, V., & Zambrano, J. (2012). Cálculo de la Probabilidad de Default para una cartera de créditos Vehiculares. *Escuela Superior Politécnica Del Litoral, 8*.  
<https://pdfs.semanticscholar.org/582d/42a45722e6fea4a088d97d2883784b2cc0e1.pdf>
- Vásconez, G. (2010). El riesgo de crédito en las microfinanzas. *Asunción, Paraguay.*
- 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.*

<https://web.ua.es/es/giecryal/documentos/microfinanzas-amazonia.pdf>

- Wenner, M., & Campos, S. (1998). *Lessons in Microfinance Downscaling: The Case of Banco de la Empresa, SA*. Inter-American Development Bank, Sustainable Development Department
- Wynarczyk, H. (2017). *Caja de herramientas para hacer una tesis* (F. E. Consejo (Ed.); 1ra Edició).
- Yunus, M. (2008). *El banquero de los pobres : los microcréditos y la batalla contra la pobreza en el mundo* Bolsillo Paidós (Paidós (Ed.)). Paidós PP - Barcelona.
- Yunus, M., Jolis, A., & Morshed, L. (2006). *El banquero de los pobres: los microcréditos y la batalla contra la pobreza en el mundo* (Paidós).  
file:///C:/Users/etole/Downloads/El\_banquero\_de\_los\_pobres\_-\_Muhammad\_Yun.pdf
- Zárraga, L., Molina, V., & Sandoval, E. (2013). estudio de caso: análisis de la aplicación de la segmentación de mercado como estrategia para las pequeñas empresas (Case Study: Analysis of Implementation of Market Segmentation as a Strategy for Small Business). *Revista Internacional Administración & Finanzas*, 6(5), 109–119.

## Índice de Gráficos

Gráfico 1: Indicadores financieros de las entidades especializadas en microfinanzas en el Perú	11
Gráfico 2: Evolución de cartera en riesgo CMAC y Sistema microfinanciero	12
Gráfico 3: Ingresos financieros / Activos totales (por regiones en el mundo)	33
Gráfico 4: Saldo promedio por prestatario US\$ - (por regiones en el mundo)	33
Gráfico 5: Costo promedio por prestatario US\$ (por regiones en el mundo)	34
Gráfico 6: Atención a mujeres prestatarias (por regiones en el mundo)	35
Gráfico 7: Portafolio en Riesgo / Mayores a 30 días	35
Gráfico 8: Número de Instituciones microfinancieras indicadas por países en Latinoamérica.	40
Gráfico 9 : Cartera de microfinanzas en riesgo por atraso en sus pagos (mayor a 30 días)	41
Gráfico 10: Principales países por prestatarios y cartera en el mundo	48
Gráfico 11: Proceso de otorgamiento de Créditos microfinancieros	53
Gráfico 12: Evolución de la calidad de cartera de las microfinanzas en el Perú	56
Gráfico 13: Cartera de Alto Riesgo – evolución CMAC	64
Gráfico 14: Organigrama Cajas Municipales de Ahorro y Crédito	65
Gráfico 15: Modelos de incremento de clientes	92
Gráfico 16: Proceso de Construcción del conocimiento KDD	98
Gráfico 17: Proceso de Construcción del conocimiento SEMMA	99
Gráfico 18: Proceso de Construcción del conocimiento CRISP-DM	102
Gráfico 19: Fase comprensión del negocio – CRISP - DM	130
Gráfico 20: Fase Análisis de los datos – CRISP-DM	132
Gráfico 21: Fase preparación de los datos – CRISP-DM	133
Gráfico 22: Fase de modelamiento – CRISP-DM	135
Gráfico 23: Fase evaluación – CRISP-DM	136
Gráfico 24: Fase implementación	137
Gráfico 25: Tendencias de probabilidad condicional CMAC	154
Gráfico 26: Probabilidad de mejorar categoría - comparativo	158
Gráfico 27: Probabilidad de mantener – comparativo	159
Gráfico 28: Probabilidad de deterioro - comparativo	159
Gráfico 29: Probabilidad de pérdida (default) – comparativo	160
Gráfico 30: Evolución de Riesgo de Crédito medido como Cartera Alto Riesgo	175
Gráfico 31: Cartera promedio por deudor y Cartera de alto riesgo	177
Gráfico 32: Sobreendeudamiento y cartera de alto riesgo	178
Gráfico 33: Probabilidad de cartera en default y cartera de alto riesgo	180
Gráfico 34: Distribución de cartera por regiones en el Perú	181
Gráfico 35: Deudores por empleados y cartera de alto riesgo	183
Gráfico 36: Histograma: Cartera de alto riesgo (%)	187
Gráfico 37: Cartera en alto riesgo incorporando promedio móviles	199

## Índice de Figuras

Figura 1: The Botton of the Pyramid (El Fondo de la Pirámide) .....	21
Figura 2: Mapa de la ubicación del Grameen bank .....	26
Figura 3: Desembolso de un Préstamo - Bangladesh .....	28
Figura 4: Los primeros cinco países en Latinoamérica, por clientes y saldo de cartera de créditos microfinancieros .....	38
Figura 5: Los primeros cinco países en Latinoamérica en ahorros microempresa .....	39
Figura 6: Descripción del modelo Upgrading .....	42
Figura 7: Evolución de la cartera microfinanciera 2015 -2018 .....	54
Figura 8: Evolución de los depósitos en las instituciones microfinancieras .....	55
Figura 9: Modelo de matriz de transición .....	111
Figura 10: Comparación de las metodologías .....	115
Figura 11: Selección de prueba estadística adecuada .....	160

## Índice de Tablas

Tabla 1: Evolución de los indicadores del Grameen Bank .....	29
Tabla 2 : Enfoque de las Microfinanzas.....	31
Tabla 3 : Cartera de créditos y depósitos - 2019 .....	57
Tabla 4 : Indicadores de solvencia y productividad entidades especializadas .....	58
Tabla 5 : Calidad de cartera por entidades especializadas en microfinanzas – 2019 .....	59
Tabla 6 : Tasas de interés activas – Sistema Financiero Peruano .....	59
Tabla 7 : Estado de Situación Financiera CMAC - (millones S/.) .....	61
Tabla 8 : Estado de resultados CMAC- (Millones S/.).....	62
Tabla 9 : Participación - Sector Económico CMAC .....	63
Tabla 10 : Resolución SBS n° 11356-2008 – Según tipo de crédito.....	67
Tabla 11 : Estructura por tipo de crédito - CMAC.....	68
Tabla 12 : Clasificación Crediticia según Resolución SBS N° 11356 - 2008.....	69
Tabla 13: Clasificación crediticia CMAC comparadas - 2019.....	69
Tabla 14: Matriz de transición para i y j categorías .....	127
Tabla 15: Categorías de riesgo según clasificación crediticia.....	140
Tabla 16: Matriz de transición según categorías de riesgo .....	141
Tabla 17: Matriz de transición por periodos .....	141
Tabla 18: Matriz de transición total .....	142
Tabla 19: Matriz de transición 2016 .....	144
Tabla 20: Matriz de transición 2017 .....	146
Tabla 21: Matriz de transición 2018 .....	147
Tabla 22: Matriz de transición 2019 .....	149
Tabla 23: Matriz de transición promedio CMAC (2016-2019).....	151
Tabla 24: Probabilidad condicional 2016-2019 .....	152
Tabla 25: Matriz de transición Mibanco -2019.....	156
Tabla 26: Matriz de transición Financieras especializadas -2019.....	157
Tabla 27: Probabilidad condicional - Comparativo - 2019 .....	157
Tabla 28: Descriptiva de datos .....	172
Tabla 29: Matriz operacional de variables .....	174
Tabla 30: Estadísticos descriptivos de las variables.....	188
Tabla 31: Normalidad de las variables: Prueba de Kolmogorov-Smirnov.....	190
Tabla 32: Correlación no paramétrica: Coeficiente de Spearman.....	192
Tabla 33: Categórica: Variable cartera de alto riesgo .....	193
Tabla 34: Correlación no paramétrica: Coeficiente de Spearman.....	194
Tabla 35: Distribución de oficinas y saldos por zona geográfica.....	198
Tabla 36: Resumen de procesamiento de casos .....	205
Tabla 37: Información de ajuste de los modelos.....	206
Tabla 38: Pruebas de la razón de verosimilitud .....	209
Tabla 39: Resultados del Modelamiento.....	211
Tabla 40: Orden de la contribución y fortaleza de la relación .....	215
Tabla 41: Clasificación de datos .....	215
Tabla 42: Correlaciones de Variables independientes .....	217

## Índice de Anexos

Anexo 1: Cronología Marco Legal para las Microempresas.....	250
Anexo 2: Clasificación crediticia por tipo de crédito.....	251
Anexo 3: Proceso de Evaluación de un Crédito Microfinanciero .....	252
Anexo 4: Proceso de Aprobación de un crédito microfinanciero.....	253
Anexo 5: Proceso de desembolso de un crédito microfinanciero.....	254
Anexo 6: Solicitud de colaboración académica .....	255
Anexo 7: Carta de solicitud de información para la base de datos.....	256
Anexo 8: Carta de entrega de información - base de datos .....	257
Anexo 9: Correos de solicitud y respuesta de información para base de datos.....	258
Anexo 10: Modelo de programación SQL para los tópicos de matriz de transición.....	259
Anexo 11: Comportamiento de indicadores del Riesgo de Crédito (Cartera de alto riesgo) ....	260
Anexo 12: Recolección de datos de Cartera Promedio $X_1$ .....	261
Anexo 13: Recolección de datos Sobreendeudamiento de Cartera $X_2$ .....	262
Anexo 14: Recolección de datos default de cartera ( $X_3$ ).....	263
Anexo 15: Recolección de datos Distribución Geográfica por Regiones de CMAC.....	264
Anexo 16: Recolección de datos total deudores por empleados ( $X_5$ ).....	265
Anexo 17 : Histogramas de las variables .....	266
Anexo 18: Formato de Entrevistas a expertos.....	274
Anexo 19: Entrevistas a expertos en el negocio microfinanciero .....	278
Anexo 20: Ejecución del modelo de regresión logística en software SPSS.....	303

## Anexos

### Anexo 1: Cronología Marco Legal para las Microempresas

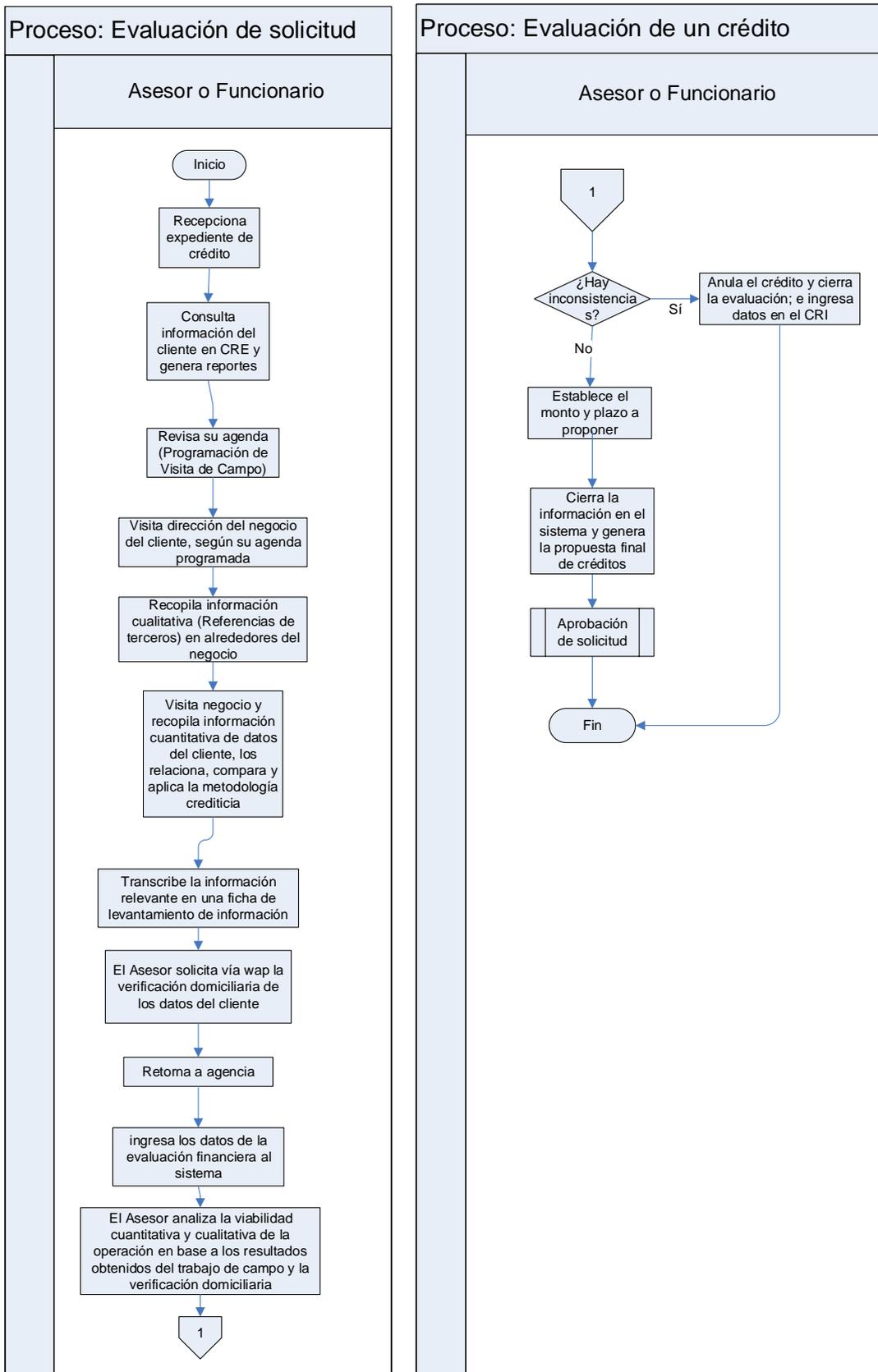
	D.L.	AÑO	DESCRIPCIÓN
1	21435	1976	“Ley de la pequeña empresa del sector privado”, la cual define a la pequeña empresa en función a sus montos vendidos anuales, con la finalidad de acogerse a un Sistema Tributario preferencial y a otros incentivos para su desarrollo.
2	21621	1976	Con el fin de agilizar la formación de pequeñas empresas, creando la figura jurídica de empresa individual de responsabilidad limitada (EIRL) teniendo como objetivo diferenciar el patrimonio de la persona natural del de la persona jurídica y así promocionar la constitución y operación de pequeñas empresas.
3	23189	1980	El cual establece que la pequeña empresa debe desarrollar su actividad como empresa unipersonal o como EIRL. Asimismo, manifiesta que su propietario debe participar en el proceso de producción, prestación de servicios o comercialización de bienes. Se define como máximo cinco (5) trabajadores con que cuenta la pequeña empresa dedicada al giro de comercialización y en diez (10) las dedicadas a servicios.
4	23407	1982	“Ley General de Industrias”, la cual determina que las ventas anuales de una Pequeña Empresa Industrial no deben exceder los 720 sueldos mínimos vitales de la provincia de Lima.
5	24062	1985	“Ley de la pequeña empresa industrial”, expidiéndose en junio de ese mismo año, con el fin de regular de regular el capítulo de pequeña industria establecido en la ley 23407.
6	705	1991	“Ley de Promoción de Micro Empresas y Pequeñas Empresas”, el que establece el marco legal, definiéndola en función al tamaño (cantidad de trabajadores y monto anual de ventas) al respecto, la micro empresa está definida por poseer hasta 10 personas ocupadas y un nivel de ventas de hasta 12 UIT anuales. En tanto que la pequeña empresa posee de 11 a 20 personas ocupadas y un nivel de ventas de 13 a 25 UIT anuales.
7	26904	1997	Efectiviza el apoyo que contribuya al despegue de las pymes, declara de preferente interés la generación y difusión de estadísticas sobre la pequeña y micro empresa.
8	28015	2003	“La ley de promoción y formalización de la micro y pequeña empresa” es la ley marco vigente que tiene por objeto la promoción de la competitividad, formalización y desarrollo de las micro y pequeñas empresas para incrementar el empleo sostenible, su productividad y rentabilidad, su contribución al producto bruto interno, la ampliación del mercado interno y las exportaciones y las exportaciones a la recaudación tributaria.

## Anexo 2: Clasificación crediticia por tipo de crédito

### Resolución SBS -11356 - 2008

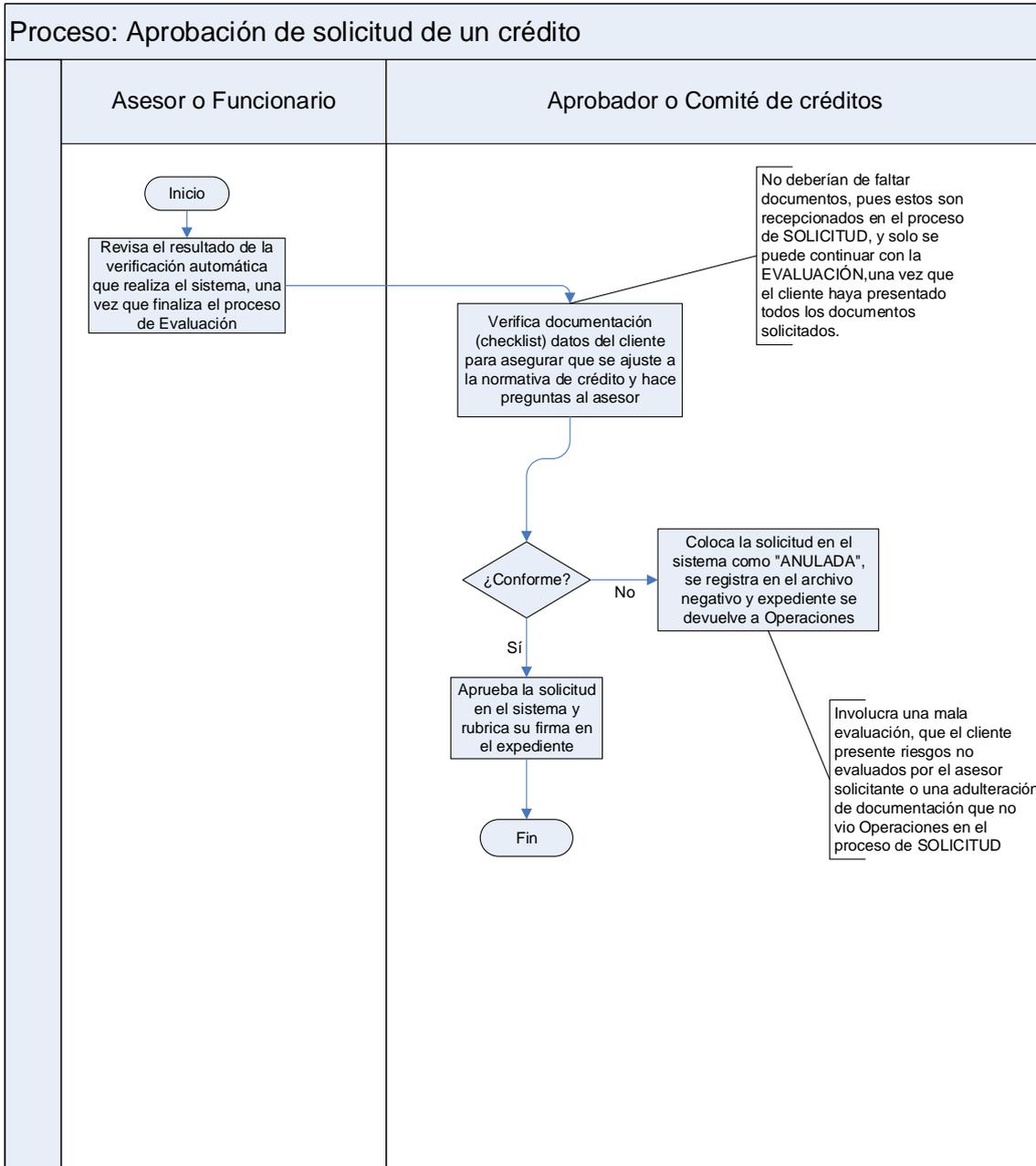
- CORPORATIVOS** Ventas anuales > S/. 200 MM - EE.FF. Aud. Actualizados
- GRANDES EMPRESAS** S/. 20 MM < Ventas < S/. 200 MM, EE.FF.
- MEDIANAS EMPRESAS** S/. 300M < Deuda SF < S/.20MM, No hipot
- PEQUEÑAS EMPRESAS** PN o PJ, S/. 20 M < Deuda SF < S/. 300 M, sin incluir hipotecarios.
- MICROEMPRESAS** PN o PJ, Deuda SF < S/ 20 M, sin incluir hipotecarios
- CONSUMO REVOLVENTE** PN, Deuda no mayor a S/.300 M, no hipot. Saldos fluctúan a decisión deudor
- CONSUMO NO REVOLVENTE** PN, Deuda < S/.300 M, no hipot. Saldos no fluctúan a decisión del deudor
- HIPOTECARIOS** PN, Créditos para adquis, const, refac, remodel, ampliacion, mejoramiento de vivienda propia.

### Anexo 3: Proceso de Evaluación de un Crédito Microfinanciero



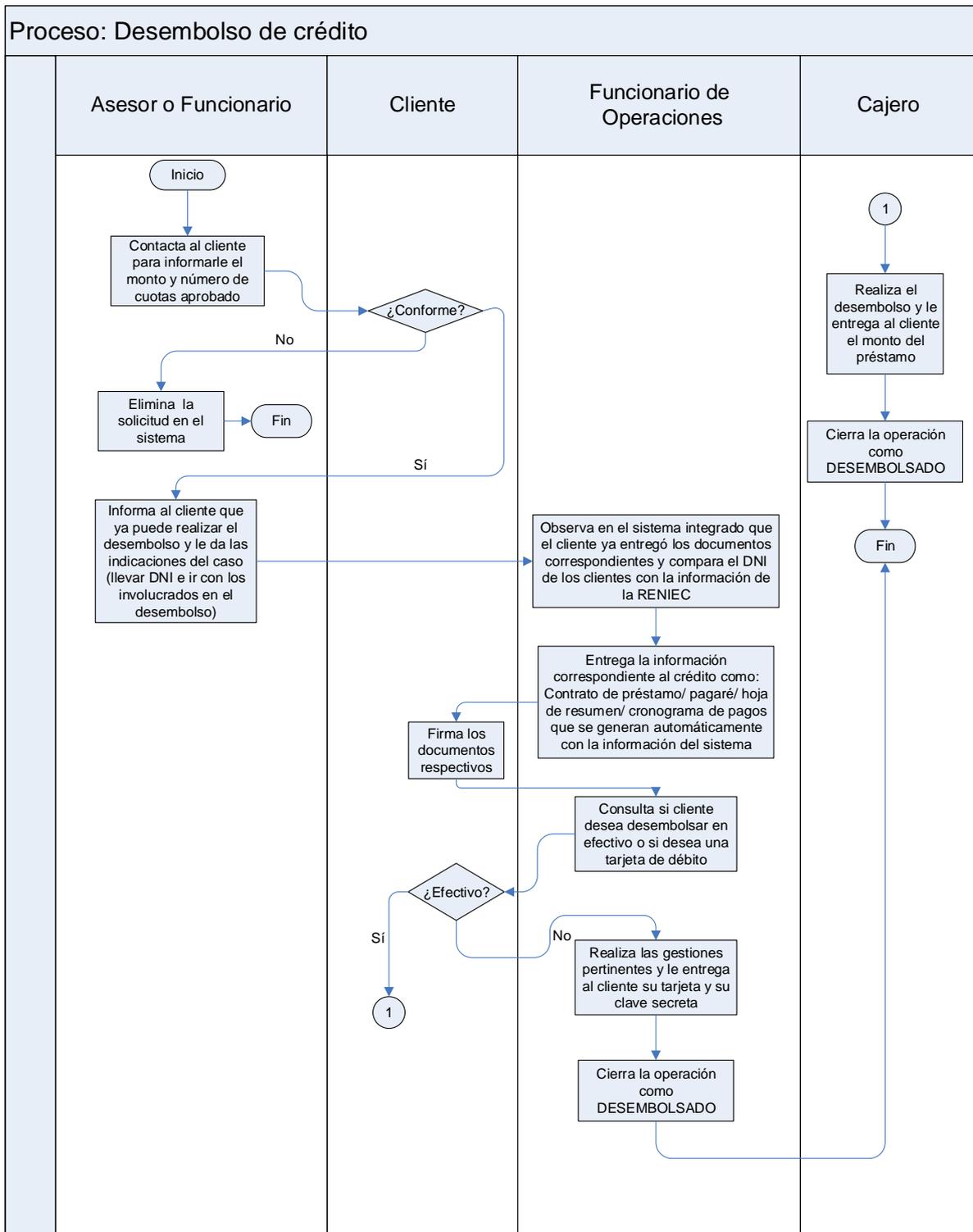
Elaboración propia: Proceso regular adaptado de distintas entidades microfinancieras.

## Anexo 4: Proceso de Aprobación de un crédito microfinanciero



Elaboración propia: Proceso regular adaptado de distintas entidades microfinancieras

Anexo 5: Proceso de desembolso de un crédito microfinanciero



Elaboración propia: Proceso regular adaptado de distintas entidades microfinancieras

## Anexo 6: Solicitud de colaboración académica



Ciudad Autónoma de Buenos Aires, 23 de junio de 2020.

### SOLICITUD DE COLABORACIÓN ACADÉMICA

CERTIFICO que Emerson Jesús Toledo Concha es doctorando de la carrera de Doctorado en Administración de Negocios que dicta nuestra Casa de Estudios.

Asimismo, se deja constancia que el Plan de Tesis titulado "Factores de influyen en el Riesgo de Crédito en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito 2016 -2019", fue aprobado por la Comisión de Doctorado de ESEADE y actualmente el doctorando Toledo Concha se encuentra en etapa de investigación y elaboración de su Tesis doctoral, por lo que solicitamos la colaboración académica por parte de instituciones tanto públicas como privadas en cuanto a la obtención de datos e información que puedan contribuir al desarrollo del saber.

Extiendo el presente a pedido del interesado, para ser presentado ante quien corresponda.

  
José María Gutiérrez  
Coord. Académico de Postgrado  
ESEADE



Anexo 7: Carta de solicitud de información para la base de datos

Señores

INFORMA PERU

Asunto: Solicitud de Información Microfinanciera

Estimados señores, mi nombre es Emerson Jesús Toledo Concha, con DNI 10294363, trabajo como docente en la Pontificia Universidad Católica del Perú. A la fecha vengo realizando mi Tesis Doctoral en la Universidad ESEADE en Palermo – Argentina, mi investigación se titula, "Factores que Influyen en el Riesgo de Crédito de la Cajas Municipales entre el periodo 2016-2019" estando en la etapa de elaboración de la misma.

Por lo que agradecería, que su prestigiosa entidad especializada en el sector microfinanciero me pueda proporcionar información mensual de enero 2016 a diciembre 2019 del reporte crediticio de deudores del sistema financiero, íntegramente para fines de investigación académica, considerando información con enmascaramiento (sin nombre de los deudores).

Esperando pueda proporcionarme la información solicitada para poder culminar con éxito mi trabajo de investigación.

Deseándoles lo mejor en estos tiempos difíciles

Emerson Jesús Toledo Concha

Doctorando



A handwritten signature in black ink, followed by the handwritten number 'DNI 10294363' written below the signature.

Anexo 8: Carta de entrega de información - base de datos



Lima 30 de junio del 2020

Señor

EMERSON JESUS TOLEDO CONCHA

Asunto: Solicitud de información

Estimado Emerson:

En respuesta a su solicitud remitida, le informamos que es un gusto poder colaborar con usted en la realización de su trabajo de investigación, por lo que nuestra entidad, especializada en el manejo de la información y conocimiento del segmento microfinanciero en el Perú, le está proporcionando la información mensual de enero 2016 a diciembre 2019 del reporte crediticio de deudores del sistema financiero. Esta información se le proporciona con fines **ESTRICTAMENTE ACADÉMICOS**, la misma que se encuentra encriptada y enmascarada.

Esperamos logre culminar con éxito su investigación y la misma sea de gran aporte al sector de las microfinanzas.



Abel Chavez  
Gerente Comercial



Forma de entrega: CD

La información contenida en el presente documento es propiedad de Informa Perú, en calidad de precepta. Su distribución se limita a fines informativos, por lo que queda expresamente prohibida su reproducción total o parcial por cualquier medio, así como su distribución a personas o empresas que no cuenten con la autorización expresa.

## Anexo 9: Correos de solicitud y respuesta de información para base de datos

**De:** Emerson Jesus Toledo Concha <[toledo.ej@pucc.edu.pe](mailto:toledo.ej@pucc.edu.pe)>  
**Enviado el:** lunes, 22 de junio de 2020 21:37  
**Para:** [abel.chavez@informaperu.com](mailto:abel.chavez@informaperu.com)  
**Asunto:** Solicitud de información - Elaboración de Tesis

Estimado Sr. Abel Chávez, esperando se encuentre bien de salud, al igual que todos los suyos.

De acuerdo a lo conversado, agradecería la atención a mi solicitud de información, la misma que me será de mucha utilidad en mi trabajo de investigación académica. Recalco que la información será utilizada íntegramente para fines académicos.

Saludos cordiales y esperando siempre lo mejor para ustedes

Emerson Jesus Toledo Concha  
Doctorando

Adjunto carta de solicitud

**De:** [abel.chavez@informaperu.com](mailto:abel.chavez@informaperu.com) <[abel.chavez@informaperu.com](mailto:abel.chavez@informaperu.com)>  
**Enviado el:** martes, 23 de junio de 2020 11:08  
**Para:** 'Emerson Jesus Toledo Concha' <[toledo.ej@pucc.edu.pe](mailto:toledo.ej@pucc.edu.pe)>  
**Asunto:** RE: Solicitud de información - Elaboración de Tesis

Estimado Emerson,  
Buenos días, estamos atendiendo su solicitud para los fines mencionados.  
Saludos,

**Abel Chávez**  
Gerente Comercial  
+51 940 481 201  
[abel.chavez@informaperu.com](mailto:abel.chavez@informaperu.com)  
[www.informaperu.com](http://www.informaperu.com)



Respuesta a solicitud Recibidos x

**abel.chavez@informaperu.com**  
para mí ▾

Estimado Sr. Toledo,  
Buenas tardes, remito en adjunto respuesta a su solicitud.  
Saludos,

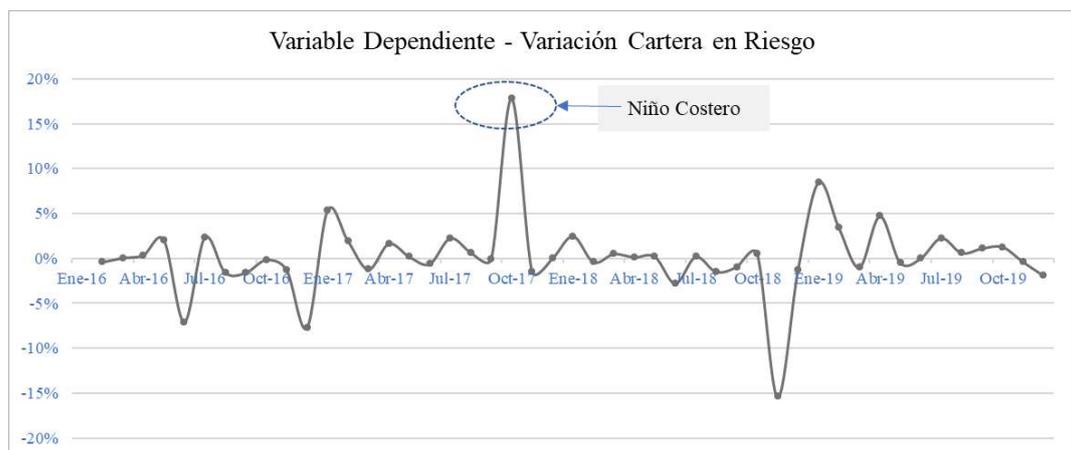
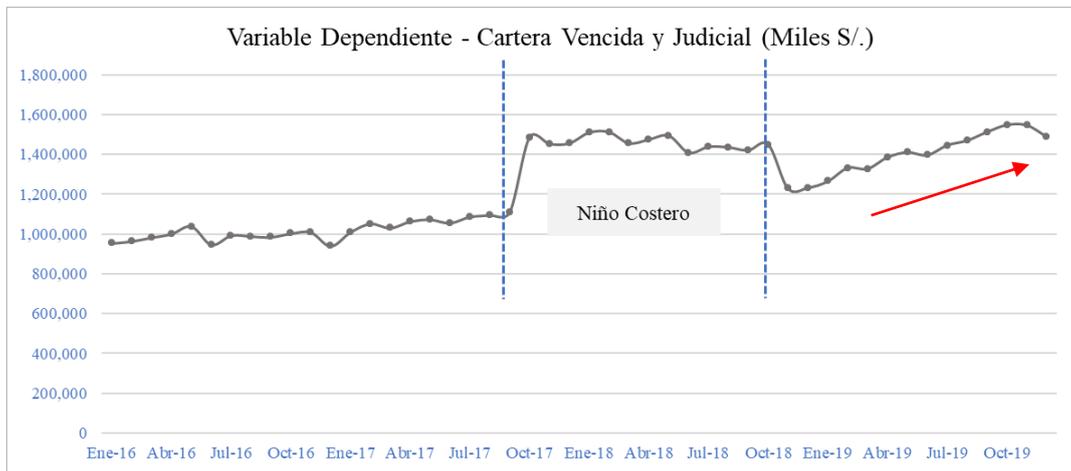
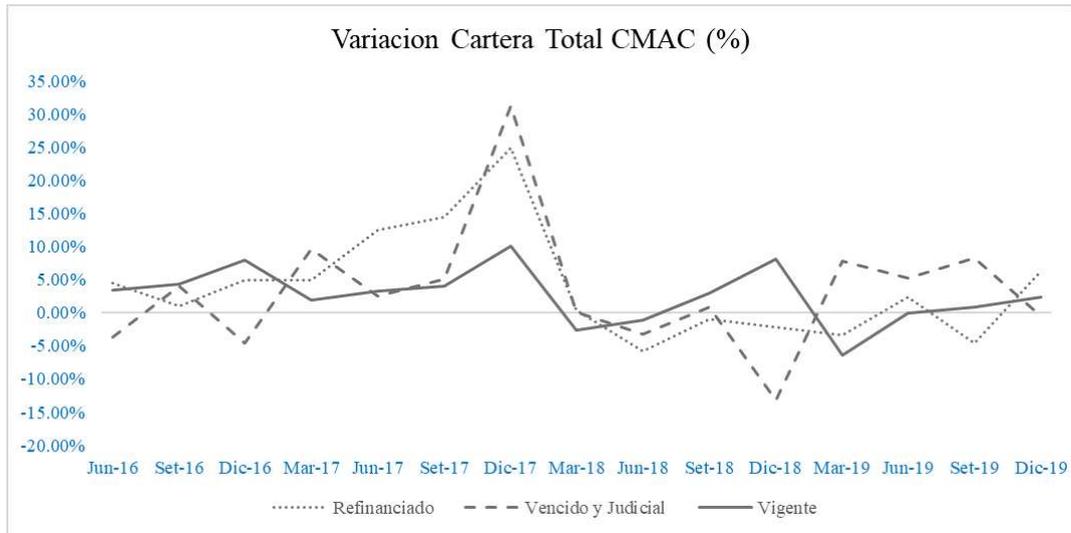
**Abel Chávez**  
Gerente Comercial  
+51 940 481 201  
[abel.chavez@informaperu.com](mailto:abel.chavez@informaperu.com)  
[www.informaperu.com](http://www.informaperu.com)



Anexo 10: Modelo de programación SQL para los tópicos de matriz de transición

<b>--- CREACION DE TABLAS RCC----</b>
GO ALTER TABLE [dbo].[th_m_rcc_201712] DROP COLUMN
mdeuda4
GO ALTER TABLE [dbo].[th_m_rcc_201712] ADD
mdeuda4 DECIMAL(20,4)
GO UPDATE [dbo].[th_m_rcc_201712] SET
mdeuda4 = 100-CAST(MDEUDA0 AS decimal(20,4))-CAST(MDEUDA1 AS decimal(20,4))
<b>-----SELECCION CLIENTES CMAC-----</b>
SELECT DISTINCT ([ccodsbscliente]) AS [ccodsbscliente]
INTO [RCC3].[dbo].CLIENTES_CMAC_201712
FROM [RCC2].[dbo].[th_d_rcc_201712]
ctipocredito in ('06','07','08','09','10','11','12','13','99')
vcodcuenta like '14%'
substring(vcodcuenta,4,1) in ('1','3','4','5','6')
<b>---ASIGNAR CALIFICACION DE DEUDORES INICIAL Y FINAL-----</b>
ALTER TABLE [RCC3].[dbo].CLIENTES_CMAC_201712 ADD CALIFICACION VARCHAR(5)
ALTER TABLE [RCC3].[dbo].CLIENTES_CMAC_201712 ADD CALIFICACION_12M VARCHAR(5)
UPDATE A SET
A.CALIFICACION = B.CALIFICACION
FROM [RCC2].[dbo].CLIENTES_CMAC_201612 AS A INNER JOIN
(SELECT C.CCODSBSCLIENTE ,
WHEN CAST(MDEUDA4 AS decimal(20,4)) > 0 THEN '5.PER'
WHEN CAST(MDEUDA3 AS decimal(20,4)) > 0 THEN '4.DUD'
WHEN CAST(MDEUDA2 AS decimal(20,4)) > 0 THEN '3.DEF'
WHEN CAST(MDEUDA1 AS decimal(20,4)) > 0 THEN '2.CPP'
WHEN CAST(MDEUDA0 AS decimal(20,4)) > 0 THEN '1.NOR' ELSE '6.NA' END
<b>-----TABLA MATRIZ DE TRANSICION 2017-----</b>
SELECT CALIFICACION,CALIFICACION_12M, COUNT(DISTINCT CCODSBSCLIENTE)
INTO [RCC2].[dbo].MATRIZ_DE_TRANSICION_2017
FROM [RCC2].[dbo].[CLIENTES_CMAC_201612]
GROUP BY CALIFICACION,CALIFICACION_12M

## Anexo 11: Comportamiento de indicadores del Riesgo de Crédito (Cartera de alto riesgo)



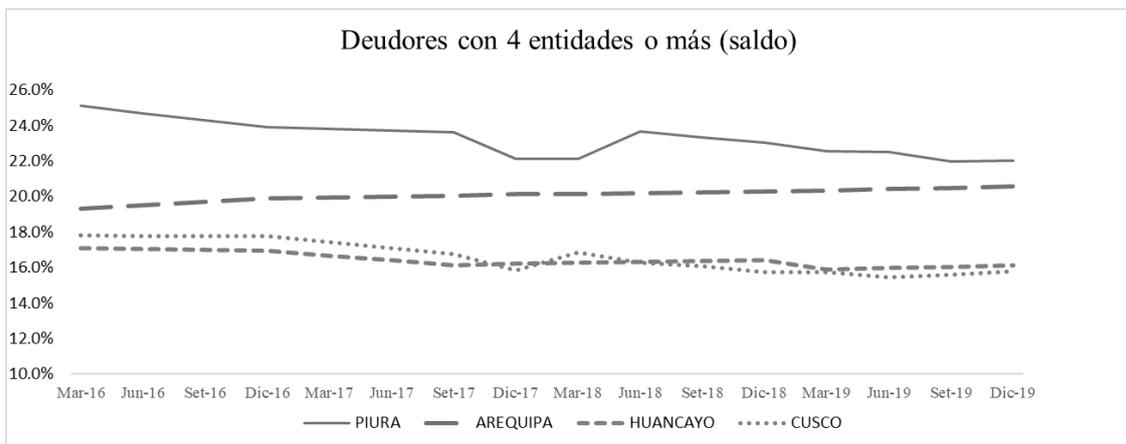
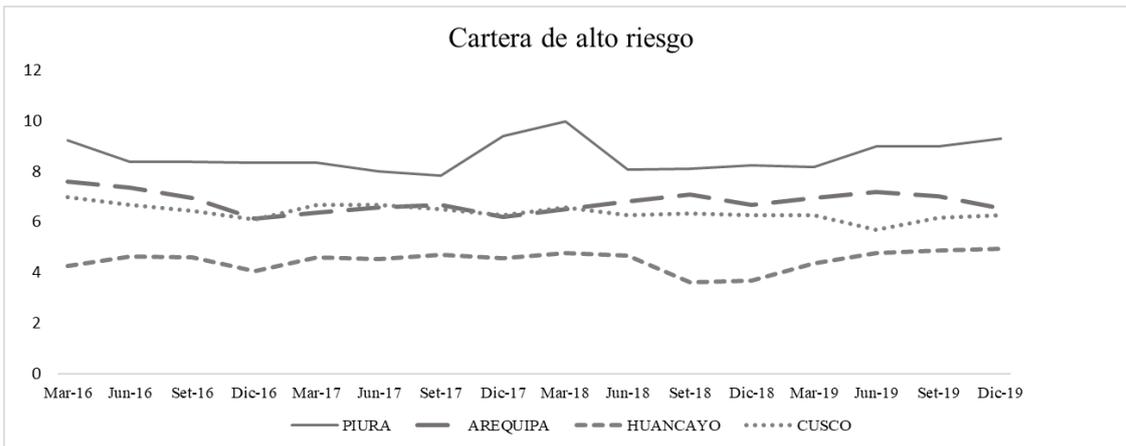
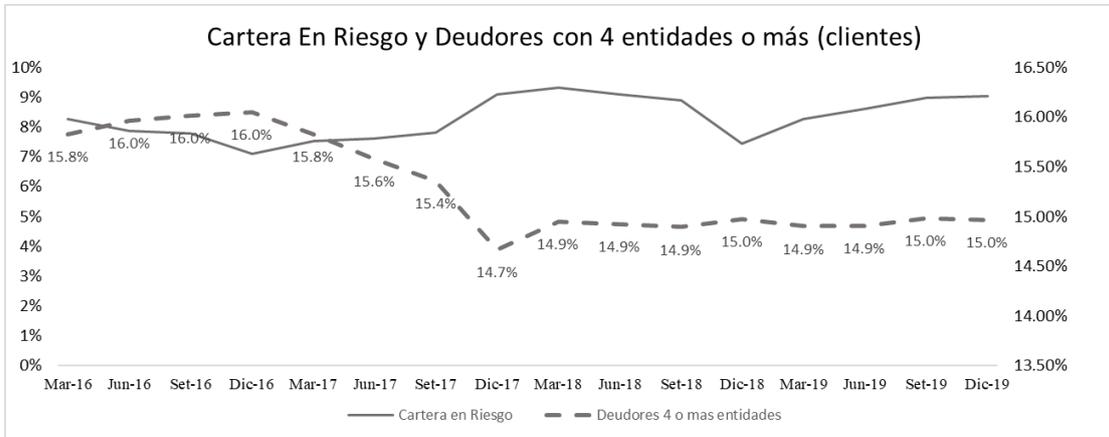
Elaboración propia: Información obtenida de la SBS (2016-2019)

Anexo 12: Recolección de datos de Cartera Promedio X<sub>1</sub>

Mes	Y1 Cartera Riesgo	Total Saldo de Cartera (miles S/.)	Total deudores	Credito por deudor (Miles S/.)
Mar-16	8.26%	14,931,945	1,228,304	12.2
Jun-16	7.86%	15,377,130	1,242,588	12.4
Set-16	7.79%	16,034,716	1,290,100	12.4
Dic-16	7.09%	17,176,096	1,339,141	12.8
Mar-17	7.51%	17,586,797	1,377,752	12.8
Jun-17	7.60%	18,190,550	1,425,441	12.8
Set-17	7.82%	18,972,311	1,478,273	12.8
Dic-17	9.08%	21,173,229	1,510,017	14.0
Mar-18	9.31%	20,673,043	1,545,658	13.4
Jun-18	9.08%	20,377,906	1,582,914	12.9
Set-18	8.88%	20,931,382	1,610,630	13.0
Dic-18	7.45%	22,290,940	1,642,388	13.6
Mar-19	8.27%	21,059,701	1,689,606	12.5
Jun-19	8.61%	21,121,295	1,736,041	12.2
Set-19	8.96%	21,376,349	1,773,411	12.1
Dic-19	9.02%	21,840,336	1,821,224	12.0

Elaboración propia: Información obtenida del reporte crediticio de deudores

### Anexo 13: Recolección de datos Sobreendeudamiento de Cartera X2



Elaboración propia: Información obtenida del reporte crediticio de deudores

Anexo 14: Recolección de datos default de cartera (X<sub>3</sub>)

Mes	Y1 Cartera Alto Riesgo	Cartera de Créditos (miles S/.)	Cartera Default (miles S/.)
Mar-16	8.26%	14,931,945	1,778,828
Jun-16	7.86%	15,377,130	1,831,089
Set-16	7.79%	16,034,716	1,909,557
Dic-16	7.09%	17,176,096	2,046,512
Mar-17	7.51%	17,586,797	2,095,493
Jun-17	7.60%	18,190,550	2,168,196
Set-17	7.82%	18,972,311	2,259,686
Dic-17	9.08%	21,173,229	2,496,822
Mar-18	9.31%	20,673,043	2,452,014
Jun-18	9.08%	20,377,906	2,401,230
Set-18	8.88%	20,931,382	2,466,686
Dic-18	7.45%	22,290,940	2,629,128
Mar-19	8.27%	21,059,701	2,496,630
Jun-19	8.61%	21,121,295	2,508,305
Set-19	8.96%	21,376,349	2,533,851
Dic-19	9.02%	21,840,336	2,585,379

**Probabilidad Condicional (Expresado en %)**

Entidad	P(default)
CMAC PIURA	13.5%
CMAC TACNA	11.7%
CMCP LIMA	11.5%
CMAC TRUJILLO	12.1%
CMAC CUSCO S A	10.0%
CMAC MAYNAS	13.6%
CMAC AREQUIPA	12.1%
CMAC HUANCAYO	10.6%
CMAC PAITA	15.8%
CMAC ICA	9.8%
CMAC SULLANA	13.0%
CMAC DEL SANTA	13.6%
<b>Total general</b>	<b>11.3%</b>

Elaboración propia: Información obtenida del reporte crediticio de deudores y probabilidades condicionales de cada CMAC

## Anexo 15: Recolección de datos Distribución Geográfica por Regiones de CMAC

### Variación trimestral distribución por regiones

Mes	Región Sur	Variacion	Región Norte	Variacion	Región Centro Oriente	Variacion	Región Lima	Variacion	Suma de Créditos (Miles de S/)	Variacion
Mar-16	5,879,137		3,614,203		2,921,336		2,517,268		14,931,945	
Jun-16	6,102,583	3.8%	3,685,705	2.0%	2,988,156	2.3%	2,600,685	3.3%	15,377,130	3.0%
Set-16	6,356,738	4.2%	3,853,183	4.5%	3,106,753	4.0%	2,718,042	4.5%	16,034,716	4.3%
Dic-16	6,755,897	6.3%	4,150,901	7.7%	3,364,742	8.3%	2,904,556	6.9%	17,176,096	7.1%
Mar-17	6,933,597	2.6%	4,236,987	2.1%	3,459,649	2.8%	2,956,564	1.8%	17,586,797	2.4%
Jun-17	7,147,773	3.1%	4,441,373	4.8%	3,553,355	2.7%	3,048,048	3.1%	18,190,550	3.4%
Set-17	7,467,723	4.5%	4,596,320	3.5%	3,675,818	3.4%	3,232,450	6.0%	18,972,311	4.3%
Dic-17	8,692,596	16.4%	4,667,747	1.6%	4,263,873	16.0%	3,549,013	9.8%	21,173,229	11.6%
Mar-18	8,092,434	-6.9%	4,728,347	1.3%	4,303,089	0.9%	3,549,173	0.0%	20,673,043	-2.4%
Jun-18	8,223,929	1.6%	4,452,507	-5.8%	4,169,573	-3.1%	3,531,897	-0.5%	20,377,906	-1.4%
Set-18	8,431,797	2.5%	4,602,308	3.4%	4,254,193	2.0%	3,643,084	3.1%	20,931,382	2.7%
Dic-18	8,861,160	5.1%	5,036,713	9.4%	4,482,155	5.4%	3,910,912	7.4%	22,290,940	6.5%
Mar-19	8,616,970	-2.8%	4,823,628	-4.2%	4,112,636	-8.2%	3,506,467	-10.3%	21,059,701	-5.5%
Jun-19	8,573,718	-0.5%	4,878,392	1.1%	4,177,781	1.6%	3,491,403	-0.4%	21,121,295	0.3%
Set-19	8,828,435	3.0%	4,728,303	-3.1%	4,255,128	1.9%	3,564,483	2.1%	21,376,349	1.2%
Dic-19	9,129,619	3.4%	4,778,268	1.1%	4,284,275	0.7%	3,648,174	2.3%	21,840,336	2.2%

### Variación anual cartera de Alto Riesgo

Mes	Región Sur	Variacion	Región Norte	Variacion	Región Centro Oriente	Variacion	Región Lima	Variacion	Suma de Créditos (Miles de S/)	Variacion	Promedio Anual Cartera Riesgo
2016	415,090,138	17.1%	675,589,662	16.6%	290,455,646	17.5%	336,474,153	17.6%	17,176,096	17.1%	8.0%
2017	466,774,744	12.5%	869,259,573	28.7%	354,901,273	22.2%	426,387,278	26.7%	21,173,229	23.3%	8.0%
2018	503,671,271	7.9%	886,116,003	1.9%	391,091,237	10.2%	448,215,458	5.1%	22,290,940	5.3%	8.8%
2019	477,826,801	-5.1%	912,961,919	3.0%	364,817,440	-6.7%	428,427,450	-4.4%	21,840,336	-2.0%	8.7%

Elaboración propia: Información obtenida del reporte crediticio de deudores

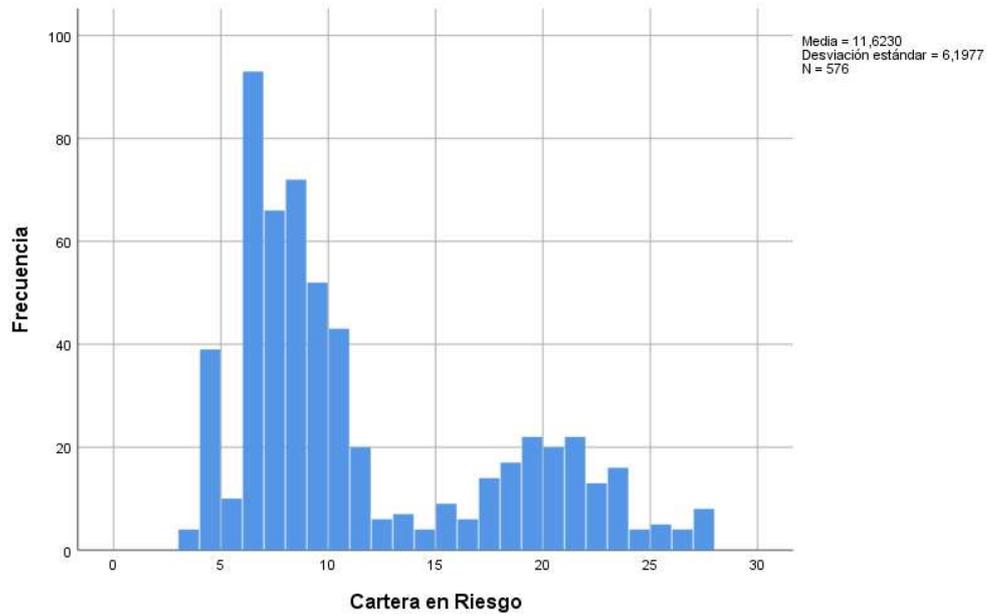
Anexo 16: Recolección de datos total deudores por empleados (X5)

Mes	Y1 Cartera Riesgo	Total Deudores	Total Empleados	Deudores/ Empleados	Variación
Mar-16	8.26%	1,228,304	16,873	72.8	
Jun-16	7.86%	1,242,588	17,388	71.5	1.16%
Set-16	7.79%	1,290,100	17,694	72.9	3.82%
Dic-16	7.09%	1,339,141	18,134	73.8	3.80%
Mar-17	7.51%	1,377,752	18,291	75.3	2.88%
Jun-17	7.60%	1,425,441	18,655	76.4	3.46%
Set-17	7.82%	1,478,273	19,080	77.5	3.71%
Dic-17	9.08%	1,510,017	21,269	71.0	2.15%
Mar-18	9.31%	1,545,658	20,887	74.0	2.36%
Jun-18	9.08%	1,582,914	20,475	77.3	2.41%
Set-18	8.88%	1,610,630	20,919	77.0	1.75%
Dic-18	7.45%	1,642,388	20,887	78.6	1.97%
Mar-19	8.27%	1,689,606	20,261	83.4	2.87%
Jun-19	8.61%	1,736,041	20,555	84.5	2.75%
Set-19	8.96%	1,773,411	20,820	85.2	2.15%
Dic-19	9.02%	1,821,224	21,420	85.0	2.70%

Elaboración propia: Información obtenida del reporte crediticio de deudores

## Anexo 17 : Histogramas de las variables

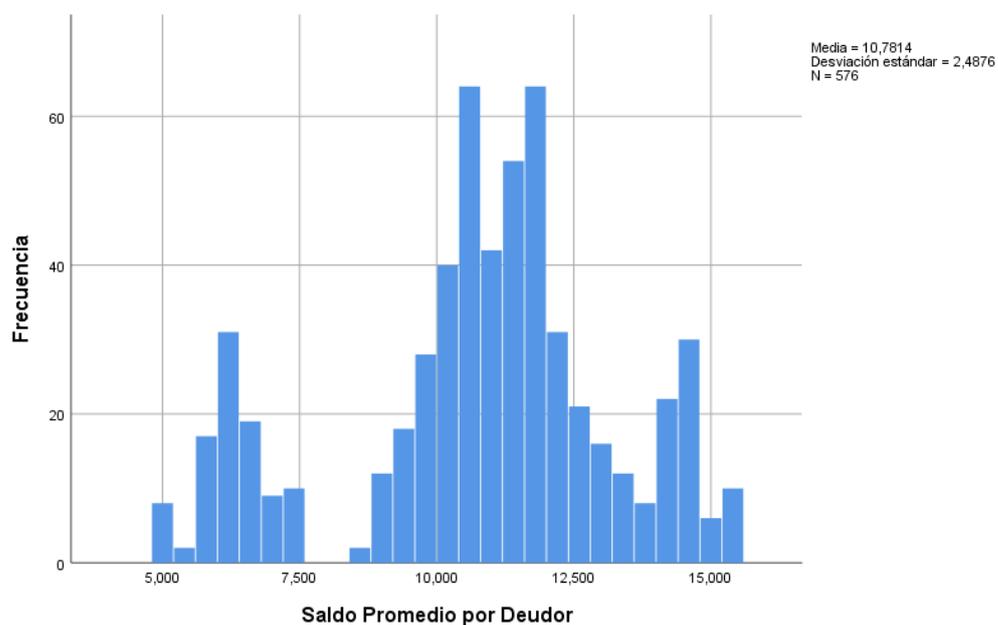
### Cartera en alto riesgo (Exp. en porcentaje)



### Datos cartera en alto riesgo (Exp. en porcentaje)

Rango Inferior %	Rango Superior %	Frecuencia
2	3	0
3	4	4
4	5	39
5	6	10
6	7	93
7	8	66
8	9	72
9	10	52
10	11	43
11	12	20
12	13	6
13	14	7
14	15	4
15	16	9
16	17	6
17	18	14
18	19	17
19	20	22
20	21	20
21	22	22
22	23	13
23	24	16
24	25	4
25	26	5
26	27	4
27	28	8
Nro. Total Datos		576
Media		11.6230

### Cartera promedio por deudor (Exp. en miles de soles)

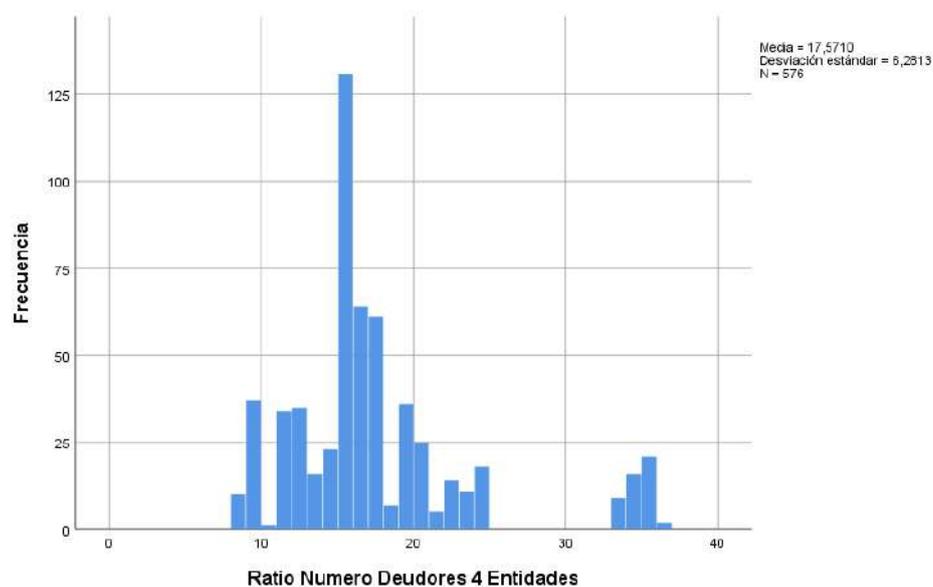


### Datos cartera promedio por deudor (Exp. en millones de soles)

Rango Inferior	Rango Superior	Frecuencia
4.4	4.8	0
4.8	5.2	8
5.2	5.6	2
5.6	6.0	17
6.0	6.4	31
6.4	6.8	19
6.8	7.2	9
7.2	7.6	10
7.6	8.0	0
8.0	8.4	0
8.4	8.8	2
8.8	9.2	12
9.2	9.6	18
9.6	10.0	28
10.0	10.4	40
10.4	10.8	64
10.8	11.2	42
11.2	11.6	54
11.6	12.0	64
12.0	12.4	31
12.4	12.8	21
12.8	13.2	16
13.2	13.6	12
13.6	14.0	8
14.0	14.4	22
14.4	14.8	30
14.8	15.2	6
15.2	15.6	10
Nro. Total Datos		576
Media		10.781

## Sobreendeudamiento de clientes: número de deudores con cuatro a más entidades

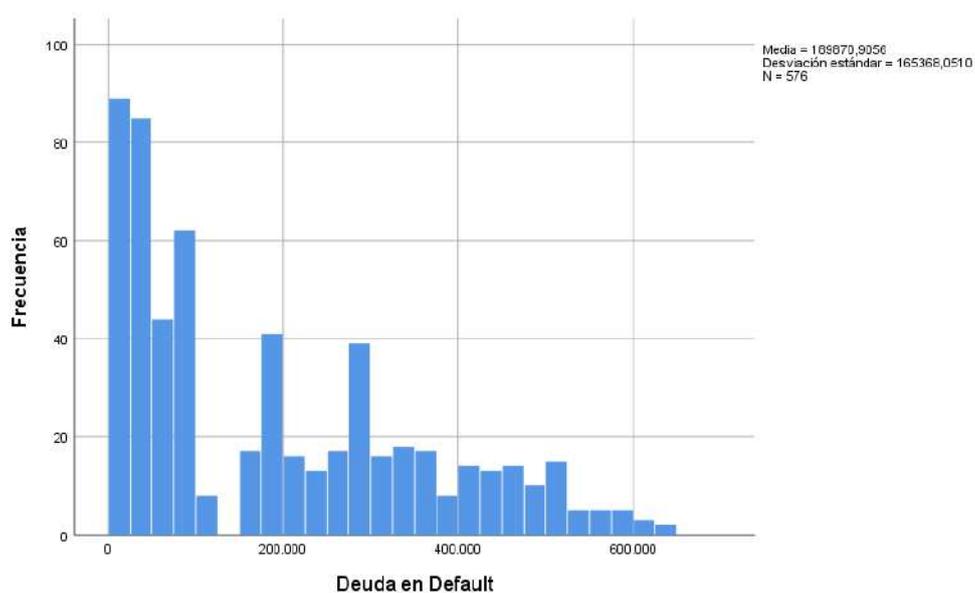
(Exp. en porcentaje)



### Datos número de deudores con cuatro a mas entidades (Exp. en porcentaje)

Rango Inferior %	Rango Superior %	Frecuencia
8.0	9.0	10
9.0	10.0	37
10.0	11.0	1
11.0	12.0	34
12.0	13.0	35
13.0	14.0	16
14.0	15.0	23
15.0	16.0	131
16.0	17.0	64
17.0	18.0	61
18.0	19.0	7
19.0	20.0	36
20.0	21.0	25
21.0	22.0	5
22.0	23.0	14
23.0	24.0	11
24.0	25.0	18
25.0	26.0	0
26.0	27.0	0
27.0	28.0	0
28.0	29.0	0
29.0	30.0	0
30.0	31.0	0
31.0	32.0	0
32.0	33.0	0
33.0	34.0	9
34.0	35.0	16
35.0	36.0	21
Nro. Total Datos		576
Media		17.57

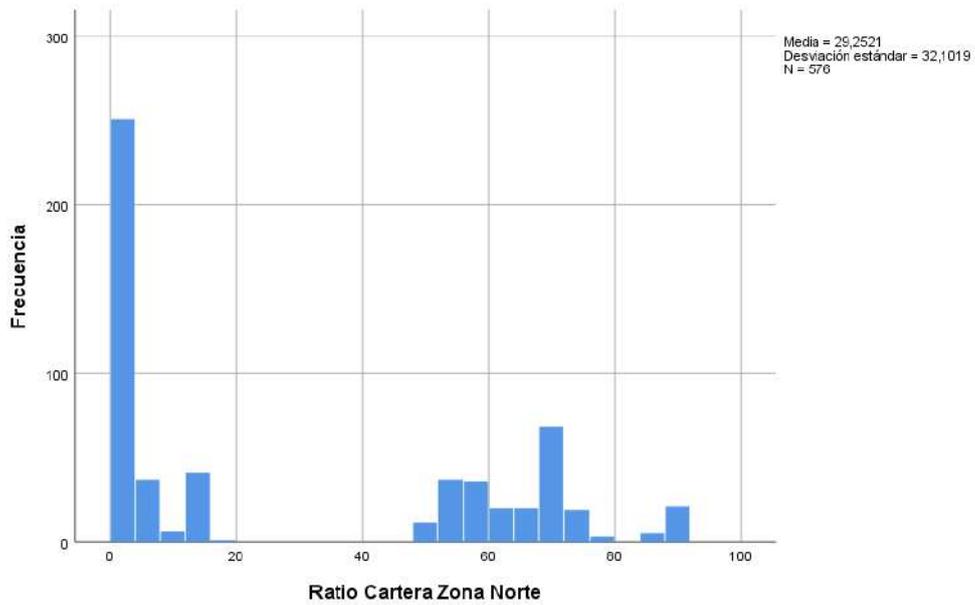
### Deuda con probabilidad de default (Exp. en miles de soles)



### Datos probabilidad de default (Exp. en miles de soles)

Rango Inferior	Rango Superior	Frecuencia
0	25,000	89
25,000	50,000	85
50,000	75,000	44
75,000	100,000	62
100,000	125,000	8
125,000	150,000	0
150,000	175,000	17
175,000	200,000	41
200,000	225,000	16
225,000	250,000	13
250,000	275,000	17
275,000	300,000	39
300,000	325,000	16
325,000	350,000	18
350,000	375,000	17
375,000	400,000	8
400,000	425,000	14
425,000	450,000	13
450,000	475,000	14
475,000	500,000	10
500,000	525,000	15
525,000	550,000	5
550,000	575,000	5
575,000	600,000	5
600,000	625,000	3
625,000	650,000	2
650,000	675,000	0
675,000	700,000	0
Nro. Total Datos		576
Media		189,871

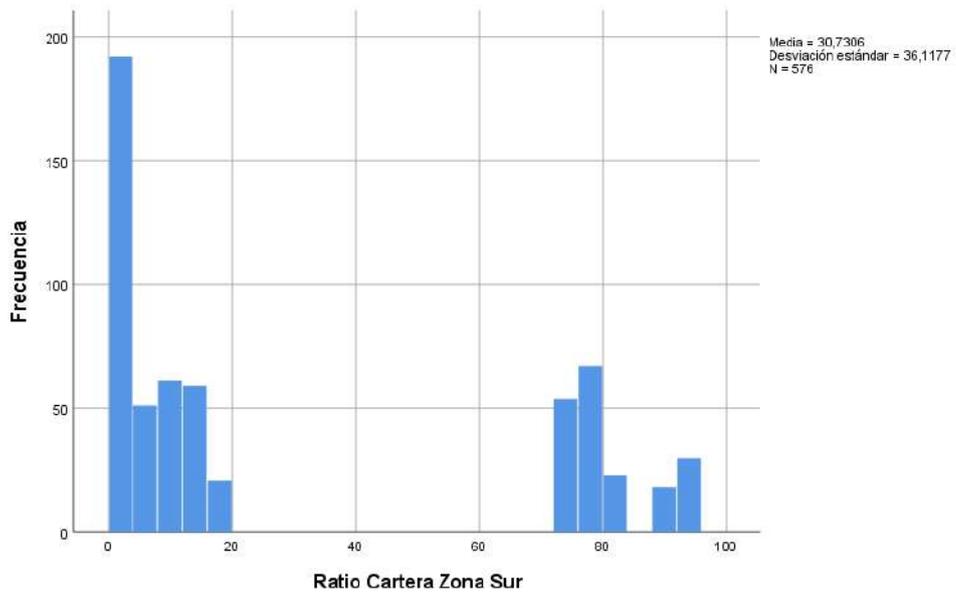
Participación del saldo de deudores zona norte (Exp. en porcentaje)



Datos saldo de deudores zona norte (Exp. en porcentaje)

Rango Inferior %	Rango Superior %	Frecuencia
0	4	251
4	8	37
8	12	6
12	16	41
16	20	1
20	24	0
24	28	0
28	32	0
32	36	0
36	40	0
40	44	0
44	48	0
48	52	11
52	56	37
56	60	36
60	64	20
64	68	20
68	72	68
72	76	19
76	80	3
80	84	0
84	88	5
88	92	21
92	96	0
96	100	0
100	104	0
104	108	0
108	112	0
Nro. Total Datos		576
Media		29,25

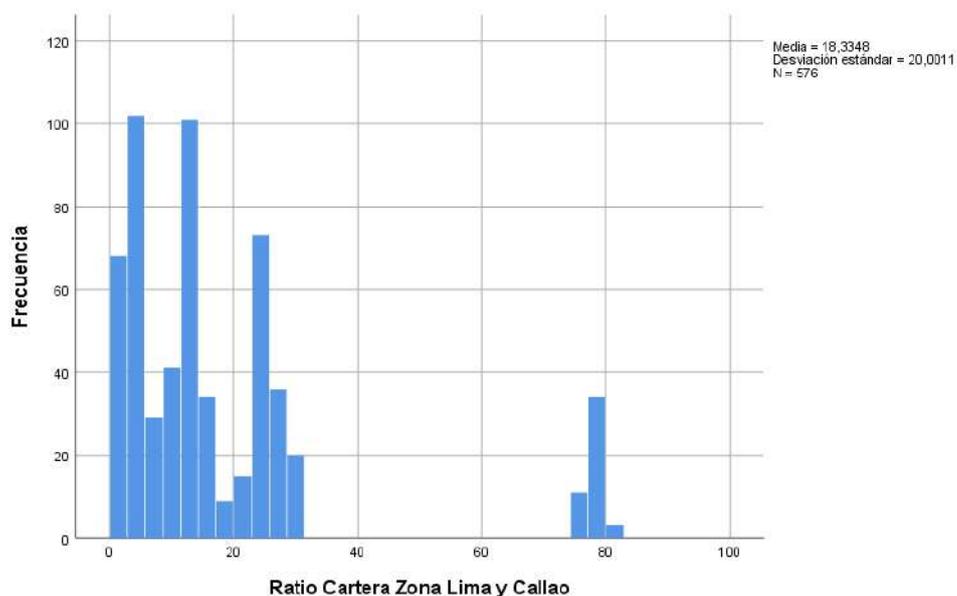
Participación del Saldo de Deudores Zona Sur (exp. en porcentaje)



Datos Saldo de Deudores Zona Sur (exp. en porcentaje)

Rango Inferior %	Rango Superior %	Frecuencia
0	4	192
4	8	51
8	12	61
12	16	59
16	20	21
20	24	0
24	28	0
28	32	0
32	36	0
36	40	0
40	44	0
44	48	0
48	52	0
52	56	0
56	60	0
60	64	0
64	68	0
68	72	0
72	76	54
76	80	67
80	84	23
84	88	0
88	92	18
92	96	30
96	100	0
100	104	0
104	108	0
108	112	0
Nro. Total Datos		576
Media		30.73

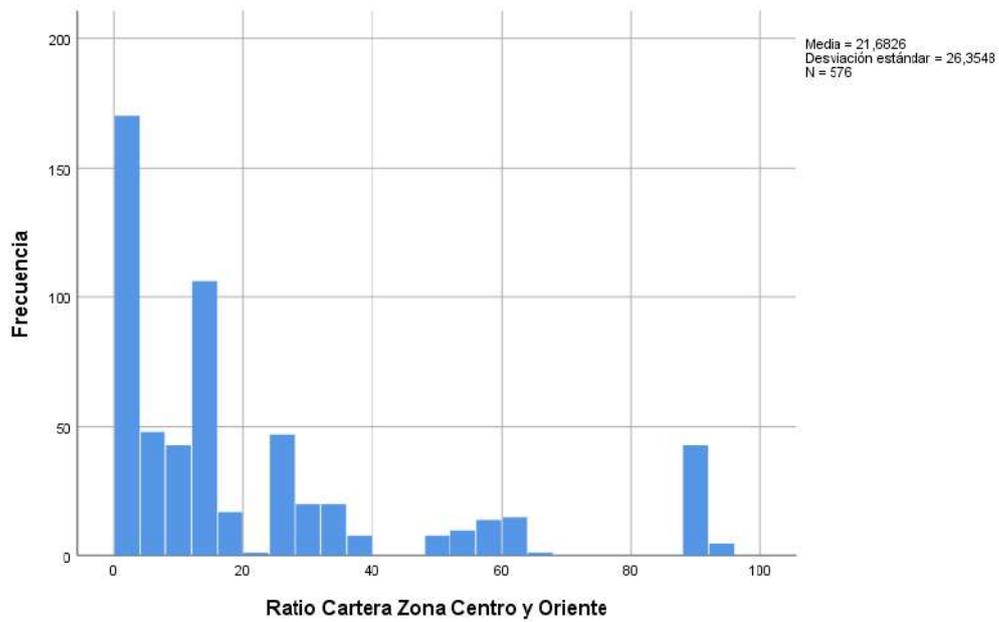
Participación del saldo de deudores zona Lima y Callao (Exp. en porcentaje)



Datos saldo de deudores zona Lima y Callao (exp. en porcentaje)

Rango Inferior %	Rango Superior %	Frecuencia
0	3	68
3	6	102
6	9	29
9	11	40
11	14	102
14	17	34
17	20	9
20	23	14
23	26	73
26	29	36
29	31	21
31	34	0
34	37	0
37	40	0
40	43	0
43	46	0
46	48	0
48	51	0
51	54	0
54	57	0
57	60	0
60	63	0
63	66	0
66	68	0
68	71	0
71	74	0
74	77	7
77	80	37
Nro. Total Datos		576
Media		30.73

Participación del saldo de deudores zona centro y oriente (Exp. en porcentaje)



Datos saldo de deudores zona Centro y Oriente (exp. en porcentaje)

Rango Inferior %	Rango Superior %	Frecuencia
0	4	170
4	8	48
8	12	43
12	16	106
16	20	17
20	24	1
24	28	47
28	32	20
32	36	20
36	40	8
40	44	0
44	48	0
48	52	8
52	56	10
56	60	14
60	64	15
64	68	1
68	72	0
72	76	0
76	80	0
80	84	0
84	88	0
88	92	43
92	96	5
96	100	0
100	104	0
104	108	0
108	112	0
Nro. Total Datos		576
Media		21.68

## Anexo 18: Formato de Entrevistas a expertos

<b>FICHA DE DATOS</b>	
Fecha de la entrevista:	
Nombre del entrevistado:	
Cargo del entrevistado en institución:	
Instituciones donde labora o a laborado:	
Años de experiencia en el sector:	

Buenos días, mi nombre es Emerson Toledo y estoy realizando una investigación doctoral acerca de los “Factores que influyen en el Riesgo de Crédito de las instituciones microfinancieras peruanas: Cajas Municipales de Ahorro y Crédito 2016 – 2019”, para la Escuela Superior de Economía y Administración de Empresas (ESEADE), ubicada en Argentina.

El principal objetivo es obtener información valiosa que será puesta a disposición de la comunidad académica. Con el fin de que el grupo de instituciones microfinancieras en estudio puedan tomar decisiones empresariales en base al aporte de esta investigación. Al respecto, mucho agradeceré pueda sentirse en la libertad de opinar, brindar sus ideas y/o comentarios.

Es importante mencionarle que toda la información proporcionada solamente será usada para fines del trabajo de investigación, las mismas que serán consolidadas y unidas con otras encuestas realizadas, por lo que no revelaremos su identificación.

Considerando su valioso tiempo, esta conversación será grabada en la presente videoconferencia ya que nos permitirá seguir una conversación más rápida y fluida. ¿Tendría algún inconveniente?

Gracias por su tiempo.

Lima, setiembre 2020.

“Factores que influyen en el Riesgo de Crédito de las instituciones microfinancieras peruanas: Cajas Municipales de Ahorro y Crédito 2016 – 2019”

A. Objetivo General: Determinar los factores que influyen en el Riesgo de Crédito de las instituciones microfinancieras, caso peruano: Cajas municipales de ahorro y crédito, periodo de análisis 2016-2019.

1. ¿Cómo definiría el riesgo de crédito para las instituciones microfinancieras?
2. ¿Considera que la cartera de alto riesgo es un adecuado indicador del riesgo de crédito?
3. ¿Porque es importante que las gerencias de las CMAC tengan conocimiento de cuáles son los factores que influyen en el riesgo de crédito?

B. Objetivo Específico 1: Analizar el impacto que tiene la cartera promedio en el Riesgo de Crédito de las CMAC.

4. Desde su perspectiva ¿Considera que la cartera promedio por deudor (total de cartera entre total de deudores) tiene un impacto en el riesgo de crédito de las CMAC?, de ser afirmativo su respuesta, favor comentar como influye en el riesgo de crédito.

C. Objetivo Específico 2: Analizar cómo el sobreendeudamiento de los clientes, afecta el riesgo crediticio de las CMAC

5. Desde su perspectiva ¿Considera que el sobreendeudamiento de los clientes tiene un impacto en el riesgo de crédito de las CMAC?
6. ¿Qué indicador podría reflejar el sobreendeudamiento de los clientes las CMAC?
7. ¿Considera que en el Perú existe una sobreoferta de instituciones microfinancieras?

D. Objetivo Específico 3: Determinar la probabilidad de default o pérdida de las carteras de crédito de las CMAC y su impacto en el Riesgo de Crédito

8. ¿Por qué sería de importancia que las instituciones microfinancieras, CMAC, conozcan su probabilidad de default o pérdida?

9. ¿Tiene conocimiento sobre la técnica de matrices de transición?, si su respuesta es positiva, considera una buena técnica para identificar la probabilidad de default o pérdida.

10. En su experiencia: ¿Considera que existe una relación entre la probabilidad de default y la cartera de alto riesgo?

E. Objetivo Específico 4: Analizar el impacto que tiene la segmentación geográfica por regiones en el Riesgo de Crédito de las CMAC.

11. En su experiencia ¿Considera que la distribución geográfica por regiones influye en el riesgo de crédito de las CMAC, por qué?

F. Objetivo Específico 5: Evaluar de qué manera la cantidad de deudores atendidos por empleado, impacta en el Riesgo de Crédito de las CMAC

12. En su experiencia, ¿Qué relación tiene la cantidad de deudores por empleado con el riesgo de crédito?

13. Desde su experiencia, ¿Considera que las cinco variables presentadas a continuación tienen relación con el riesgo de crédito?



## **Anexo 19: Entrevistas a expertos en el negocio microfinanciero**

### **Entrevistado N°1 - Victor León Reyes – fecha, 05 de octubre - 2020**

Gerente de Negocios en dos entidades microfinancieras, Gerente Regional en dos entidades financieras y cerca de 20 años de experiencia en el sector de las microfinanzas en el Perú.

#### **1.- ¿Cómo definiría el riesgo de crédito para las instituciones microfinancieras?**

Respuesta: Para las instituciones microfinancieras, gran parte de sus activos están clasificados en la cartera de colocaciones. Las instituciones microfinancieras su principal actividad es la intermediación del dinero, por lo tanto, el principal riesgo que tiene, está asociado al riesgo de crédito, una de las formas de medir el riesgo de crédito es la morosidad.

#### **2.- ¿Considera que la cartera de alto riesgo es un adecuado indicador del riesgo de crédito?**

Respuesta: en realidad, la Superintendencia maneja varios indicadores de morosidad. Sin embargo, uno de los indicadores más fuerte, es la cartera de alto riesgo. Creería yo que este indicador engloba todas las aristas de la morosidad que queremos analizar, por qué no solamente tenemos la cartera vencida, está la cartera refinanciada/estructurada, está la cartera judicial, entonces como que tenemos un indicador que abarca todas las aristas.

#### **3.- ¿Porque es importante que las gerencias de las CMAc tengan conocimiento de cuáles son los factores que influyen en el riesgo de crédito?**

Respuesta: Como te indique al inicio, siendo el riesgo de crédito el principal activo de las instituciones, en general de las financieras, es importante conocer cuáles son los determinantes que influyen en ese riesgo, es más, de ello depende que las instituciones puedan ser rentables y auto sostenibles en el tiempo.

**4. Desde su perspectiva, ¿considera que la cartera promedio por deudor tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?, de ser afirmativo tu respuesta favor comentar cómo influye en el riesgo de crédito.**

Respuesta: Definitivamente tiene una incidencia directa. En los últimos años las microfinancieras han tenido un crecimiento importante en su nivel de colocaciones, este nivel, les permite hacer economías de escala, tener eficiencia y rentabilidad. Sin embargo, la competencia también ha sido feroz. Por lo tanto, ha conllevado a que las instituciones microfinancieras, en algunos casos, comiencen a orientar sus colocaciones en otros segmentos, aquellos donde los montos de créditos otorgados son mayores y, por lo tanto, incrementa el riesgo. Eso está conllevando a que el crédito promedio que debería ser direccionado para un segmento de microempresa, ahora es un monto mayor, por lo tanto, creo yo que las CMAC deben estar re direccionando a otros mercados con perfiles diferentes.

**5. Desde su perspectiva ¿considera que el sobre endeudamiento de los clientes tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: Definitivamente, en la medida que se tenga clientes o deudores compartidos con otras instituciones el riesgo de crédito aumenta.

**6.- ¿Qué indicador podría reflejar el sobre endeudamiento de los clientes de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: un indicador muy utilizado, como política interna en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, es considerar el número de entidades con las que el deudor trabaja, en algunos casos los clientes pueden trabajar con tres o en algunos casos con cuatro entidades, en estos casos, sería un deudor con mucho riesgo.

**7. ¿Considera que en el Perú existe una sobreoferta de instituciones microfinancieras?**

Respuesta: yo considero que existe una competencia muy alta en el sector. Creería, que más de una sobreoferta de instituciones lo que faltaría es implementar más en productos,

podríamos decir que hay sobre productos, todavía hay una brecha importante por bancarizar, todavía hay un gran cambio para ello, sin embargo, la competencia es muy fuerte en el sector.

**8. ¿Por qué sería de importancia que las instituciones microfinancieras, CMAC, conozcan su probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: se entiende la probabilidad de default, como probabilidad de tener un cliente con calificación pérdida por lo tanto ese cliente en un futuro va ser castigado, es importante conocerlo, porque directamente esa cartera al ser castigado afecta directamente a los indicadores de rentabilidad de la institución.

**9. ¿Tiene conocimiento sobre la técnica de matrices de transición? si su respuesta es positiva ¿considera una buena técnica para determinar la probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: Así como tenemos el análisis de cosechas, las matrices de transición es una herramienta importante para ello, el conocer o proyectar la probabilidad de que parte de la cartera llega a estos niveles del default es importante para las instituciones microfinancieras con ello pueden prevenir situaciones que le puedan tener peligro en su rentabilidad.

**10. En su experiencia, ¿Considera que existe una relación entre la probabilidad de default y la cartera de alto riesgo?**

Respuesta: definitivamente, porque la probabilidad de default lo que está indicando es que parte de tu cartera realmente los clientes no te van a pagar, y el hecho de que no te pague va a afectar tus indicadores de morosidad, aun así, siendo esta cartera castigada te va a afectar directamente la rentabilidad de la institución.

**11. En su experiencia ¿Considera que la distribución geográfica por regiones influye en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito?**

Respuesta: definitivamente no todas las cajas municipales tienen un ámbito de acción a nivel nacional, eso con lleva a que unas cajas estén focalizadas a nivel nacional y otras focalizadas a nivel regional. El tener una cobertura nacional te conlleva a que tengas buenos niveles de control de la cartera, y de supervisión, con ello, el tener cartera muy diversificada, si bien es cierto es bueno, puede llevarte a que tengas mayores niveles de morosidad mayor.

**12. En su experiencia. ¿Qué relación tiene la cantidad de deudores por empleado con el riesgo de crédito?**

Respuesta: claro que sí hay relación, recordemos que la tecnología en micro empresa, el asesor es la persona que realiza todo el proceso de otorgamiento de créditos, desde la venta promoción, evaluación, inclusivamente la aprobación, por lo tanto, en la medida que el asesor tenga un nivel de cartera, entendiéndose como cantidad de clientes grande, fuerte, va a poder tener economías de escala, a la hora de nosotros calcular los niveles de costos. Por lo tanto, a mayor nivel de clientes vas a tener menos costos, sin embargo, también podemos tener la probabilidad o el riesgo de que no pueda tener una supervisión adecuada de todos y por lo tanto la falta de seguimiento puede llevar a originar morosidad, por lo tanto, hay que ser muy finos aquí en saber cuál es la dotación ideal que debe tener un analista o asesor o en este caso el indicador número de deudores por empleado.

**13. Desde su experiencia ¿considera que las 5 variables presentadas a continuación y en relación con el riesgo de crédito? Las variables presentadas son cartera promedio por deudor sobreendeudamiento, probabilidad de default asociado a la cartera, distribución geográfica por regiones y cantidad de deudores por empleado.**

Respuesta: definitivamente creo que todas las variables tienen relación directa con la cartera de alto riesgo, más aún, cuando cada una de estas variables, a mi entender son productos de tomas de decisiones gerenciales de cada institución o políticas de cada institución realiza, obviamente, va a ver que algunas de ellas van a tener más fuerza que otros, pero de que todas están relacionadas no me queda ninguna duda.

## **Entrevistado N°2 - José Palacios Santos – 05 de octubre - 2020**

Director Gerente de Microfinanzas y pequeña empresa. Banco. D-Miro (Ecuador) - 20 años de experiencia en el sector de las microfinanzas en el Perú y Ecuador.

### **1.- ¿Cómo definiría el riesgo de crédito para las instituciones microfinancieras?**

Respuesta: lo definiría como el riesgo del no pago oportuno o puntual del cliente. Definido mayormente como la morosidad. Algunas veces las evaluaciones no se realizan correctamente por lo que los clientes dejan de pagar, ya sea por su capacidad o voluntad de pago. Esto, puede deberse a la flexibilidad de políticas de las Cajas Municipales.

### **2.- ¿Considera que la cartera de alto riesgo es un adecuado indicador del riesgo de crédito?**

Respuesta: Considero que si es un indicador ácido puesto que considera toda la cartera vencida refinanciada reestructurada y en cobranza judicial. Hay que tener en cuenta que la cartera castigada esta provisionada al 100% por lo que ya no sería parte de la cartera de alto riesgo. Por lo que considero que el riesgo de crédito puede ser medido con la cartera de alto riesgo.

### **3.- ¿Porque es importante que las gerencias de las CMAC tengan conocimiento de cuáles son los factores que influyen en el riesgo de crédito?**

Respuesta: Creo que es importante que las gerencias de las cajas municipales de ahorro y crédito tengan conocimiento de cuáles son los factores que influyen en el riesgo de crédito. Que primero hay que tomar conciencia de los riesgos. Hay que cuidarse, se resuelve todo aquello que se toma conciencia. Y qué es lo que hacen las empresas para prevenir o disminuir ese riesgo. El objetivo es de cómo prevenir el riesgo por lo que sí es importante conocer el riesgo. No tenemos la bolita mágica para saber sobre qué es lo que va a pasar, pero tenemos que prever los eventos que suceden en la zona. Tenemos clientes en el norte del Perú y el sur en el centro y oriente y cada uno de ellos tiene un dinamismo distinto.

**4. Desde su perspectiva ¿considera que la cartera promedio por deudor tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito de ser afirmativo su respuesta favor comentar cómo influye en el riesgo de crédito.**

Respuesta: Considero que sí. La cartera promedio es un buen indicador puesto que precisamente ella nos da la temperatura del promedio de los créditos en relación a su riesgo. De tal manera que las cajas municipales de ahorro y crédito no sé desvirtúe del crédito por medio del cual nacieron, con ese objetivo nació, créditos pequeños a los más necesitaros. Creo que puedo tomar la temperatura con el crédito promedio que sí explica la cartera de alto riesgo. Pero considero que pueda haber indicadores más fuertes que ellos.

**5. Desde su perspectiva ¿considera que el sobre endeudamiento de los clientes tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: Totalmente, estoy completamente de acuerdo. Salvo pocas excepciones, no todos los clientes saben lo que es sobre endeudarse, o no se dan cuenta. Muchas veces tienen mucha cantidad de plata y no saben de qué manera manejarla. Comienzan a tener créditos de la primera, segunda, tercera, cuarta institución. Muchos toman crédito para consumo, toma créditos para su fiesta patronal, toman un crédito para su fiesta de sus hijos ya no lo utiliza el crédito para capital de trabajo o activo fijo. Y mucha gente migra a otras entidades. Reconozco que somos partícipes de sobre endeudar a los clientes, al tratar de cumplir las metas, los asesores prácticamente se ven obligados a colocar.

**6.- ¿Qué indicador podría reflejar el sobre endeudamiento de los clientes de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta. El número de instituciones microfinancieras que manejan los clientes. Tenemos que tener en cuenta que no solamente son las instituciones microfinancieras los que prestan sino, tenemos a prestamistas informales que prestan y los clientes se emborrachan con tanto dinero y comienzan a mal invertir su dinero.

**7. ¿Considera que en el Perú existe una sobreoferta de instituciones microfinancieras?**

Respuesta. Sí y no. Considero que está sobreoferta está en la capital y en provincias como el norte del Perú, siendo sus principales las ciudades de Chiclayo, Piura o en el sur del Perú Arequipa o en el centro Huancayo. Sin embargo, existen provincias donde aún no llegan los créditos, falta meterse al interior del Perú, pero sí puedo decir que en Lima hay una mayor concentración.

**8. ¿Por qué sería de importancia que las instituciones microfinancieras, CMAC, conozcan su probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta. Primero recordemos que en las microfinancieras sobre todo en las cajas municipales de ahorro y crédito no trabajan con su capital, sino que han conseguido la confianza de personas que han depositado en estas instituciones, personas ponen sus depósitos y somos responsables de esa confianza. Por lo tanto, es muy importante que los funcionarios conozcan la probabilidad de default. Porque cuando uno sabe la probabilidad de pérdidas arman sus presupuestos, arman una batería de políticas para atacar la cobranza de la institución es decir mejorar la gestión de cobranza. Por ejemplo, si yo sé, que de 100 clientes la probabilidad de default 10% ya estoy preparado para implementar estrategias para mejorar la gestión en la parte de cobranzas. Este conocimiento permitiría implementar políticas y procedimientos para mejorar tanto el otorgamiento del crédito como la cobranza.

**9. ¿Tiene conocimiento sobre la técnica de matrices de transición? si su respuesta es positiva ¿considera una buena técnica para determinar la probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: esta técnica debe tener unos buenos años. Ha sido desarrollado por americanos no estoy no estoy seguro si fue desarrollado Citibank o JP Morgan. Es una técnica en la cual se ve el comportamiento de los clientes de izquierda a derecha es decir considera un periodo antes cómo estuvo su comportamiento y como se encuentra en estos momentos es una buena herramienta. Lo hemos usado en el sistema financiero, sin embargo,

consideró que todas las cajas municipales deberían usar la técnica de matrices de transición por lo que sí consideró que es importante.

**10. En su experiencia, ¿Considera que existe una relación entre la probabilidad de default y la cartera de alto riesgo?**

Respuesta. Considero que si existe una correlación. Porque de una u otra manera los clientes que llegan a tener default van a impactar en forma directa a la cartera de alto riesgo. Precisamente de ahí vienen las estrategias que tengan que tener las instituciones para conocer sus probabilidades de default y con eso mitigaríamos los riesgos.

**11. En su experiencia ¿Considera que la distribución geográfica por regiones influye en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito?**

Respuesta. De todas maneras, por ejemplo. Considera que tenga alguna caja municipal solamente agencias en la zona norte del Perú y estén concentradas, cada cierto tiempo van a tener problemas en algún momento por un tema de clima, desbordes de ríos, por lo tanto, el objetivo es minimizar ese riesgo. Dejar de concentrarnos en un solo lugar y poner agencias en otras regiones, es más siguiendo el principio de las finanzas nunca poner todos los huevos en la misma canasta. Hay que considerar que las cajas municipales deben cumplir una función social, que es ayudar al micro empresario en todo el Perú, en la costa, sierra en la selva, hay muchos tipos de negocios, como agricultura etc. Por lo tanto, considero que es muy importante la diversificación geográfica en el Perú. Con ello también se responde la pregunta 12.

**12. En su experiencia. ¿Qué relación tiene la cantidad de deudores por empleado con el riesgo de crédito?**

Respuesta. - Considero que es una variable adecuada, por qué no tenemos la información de los asesores de negocios por institución y, por lo tanto, una mayor aproximación, son los empleados, por lo que se consideró que es importante ese indicador. Todos en la empresa tenemos una posición y tenemos una función. No podemos pretender que un empleado atienda a 200 a 300 clientes. Las instituciones para no ser ineficientes tienen que buscar el equilibrio. Que atender clientes permita equilibrar el riesgo. Puede ser

que. Un asesor pueda tener 300 clientes, pero de todas maneras se debe de tener en consideración el número de deudores por asesor o empleado.

**13. Desde su experiencia ¿considera que las 5 variables presentadas a continuación y en relación con el riesgo de crédito? Las variables presentadas son cartera promedio por deudor sobreendeudamiento, probabilidad de default asociado a la cartera, distribución geográfica por regiones y cantidad de deudores por empleado.**

Respuesta. - Muy bien. Considero que las 5 variables mencionadas tienen relación y explican el riesgo de crédito, yo hubiera considerado, Adicionalmente otras variables, pero considero que las mencionadas si explican el riesgo de crédito. Pregunta abierta. Existen variables macroeconómicas, así como el riesgo país como el producto bruto interno o como el indicador de desempleo, pero esos indicadores afectan a todas las empresas por lo que las variables presentadas si explican en gran parte el riesgo de crédito en las cajas municipales de ahorro y crédito.

### **Entrevistado N°3 - Paul Reyna Alcántara – 06 de octubre - 2020**

Gerente de Productos microfinancieros, Gerente de agencia, Analista de Riesgos - 15 años de experiencia en el sector microfinanciero.

#### **1.- ¿Cómo definiría el riesgo de crédito para las instituciones microfinancieras?**

Respuesta: Yo opino que el riesgo de crédito es la probabilidad del riesgo de impago de la cartera, sin embargo, al tratarse de instituciones microfinancieras, yo le agregaría la posibilidad de no poder identificar el riesgo de la informalidad, es decir el riesgo crediticio de una institución es distinto de empresa formales que, de empresas informales, lo que lo diferencia es esa característica. Por lo tanto, considero que el riesgo de crédito está asociado a la morosidad de las instituciones.

#### **2.- ¿Considera que la cartera de alto riesgo es un adecuado indicador del riesgo de crédito?**

Respuesta: sí, creo que es un adecuado indicador, apunta a sincerar el riesgo de crédito de una institución de microfinanzas, no obstante, recoge una foto histórica. Yo le agregaría también poder identificar el riesgo temprano, tenemos que conocer el riesgo acumulado que sincera la cartera, por lo que la cartera de alto riesgo es un adecuado indicador que puede medir el riesgo de crédito.

#### **3.- ¿Porque es importante que las gerencias de las CMAC tengan conocimiento de cuáles son los factores que influyen en el riesgo de crédito?**

Respuesta: Es importante porque en base a ese conocimiento se hacen los planes para poder mitigar los riesgos crediticios en cada uno de los frentes, en los equipos, en las políticas, en los procesos, por lo que considero de mucha importancia que las CMAC puedan tener conocimiento de los factores que afectan su riesgo de crédito.

#### **4. Desde su perspectiva, ¿considera que la cartera promedio por deudor tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?, de ser afirmativo su respuesta favor comentar cómo influye en el riesgo de crédito.**

Respuesta: Si, yo creo que tiene un impacto en el riesgo de crédito, por qué está relacionada con la concentración de cartera, y la concentración de cartera en el segmento de microfinanzas va a definir las políticas y las tácticas de gestión de la cartera y dependiendo de la gestión, puede establecer políticas adecuadas para el control del riesgo crediticio. La cartera promedio debe ser un indicador en la que cualquier CMAC debe estar pendiente ya que nos puede mostrar, en base a los montos promedios, si hay atención al mercado objetivo.

**5. Desde su perspectiva ¿considera que el sobre endeudamiento de los clientes tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: Sí, sin duda considero que el sobre endeudamiento es un indicador muy importante y de alta determinación en el riesgo crediticio. Entonces el sobreendeudamiento tiene un alto impacto en el riesgo crediticio y sobre todo en el segmento de microfinanzas es muy importante este factor porque sabemos que los emprendedores van a tener diversos niveles, dependiendo si se encuentra en etapa temprana, etapa intermedia, etapa consolidada, y dependiendo de ello va a tener el impacto en cada microempresa.

**6.- ¿Qué indicador podría reflejar el sobre endeudamiento de los clientes de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: de hecho considero que el principal indicador es el número de entidades, por qué hoy el número de entidades va a exponer si las microempresas tienen una alta probabilidad de un nivel de sobreendeudamiento, se tiene que hacer un constante seguimiento de los clientes para ver si es que han obtenido mayores créditos en otras instituciones para estar alertas, algunos clientes comienzan a tener créditos, ofrecidos por los asesores, y no saben administrarlo, llegando incluso a utilizarlo en su consumo personal o familiar.

**7. ¿Considera que en el Perú existe una sobreoferta de instituciones microfinancieras?**

Respuesta: desde mi punto de vista, de hecho, ha habido un incremento en el nivel de instituciones de microfinanzas, en los últimos 10 años. No obstante, aún existe espacio inmenso todavía de bancarización, no obstante, la cantidad de instituciones deudoras tienen un espacio a pesar de la cantidad e instituciones que existen en el mercado, están por entrar instituciones microfinancieras, lo más importante sería que la bancarización sea mayor.

**8. ¿Por qué sería de importancia que las instituciones microfinancieras, CMAC, conozcan su probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: básicamente considero que son muy importante para tomar acciones preventivas, la probabilidad de default nos dice cuál es la línea del comportamiento de los clientes, y en mi experiencia hay una asociación directa con la gestión de cobranza. La probabilidad de default nos dice cuál es el apetito de riesgos que tiene la entidad. Esta parte de la gestión integral de riesgos.

**9. ¿Tiene conocimiento sobre la técnica de matrices de transición? si su respuesta es positiva ¿considera una buena técnica para determinar la probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: tengo entendido que miden los comportamientos de clasificación crediticia de los clientes. El análisis de las transiciones en los clientes debe ser oportuna, nos sirve para tomar decisiones estratégicas, cambios en políticas, y se puede intervenir la cartera en las diversas etapas del ciclo del crédito. Las matrices de transición serían ideales para tener la probabilidad de pérdida de los clientes.

**10. En su experiencia, ¿Considera que existe una relación entre la probabilidad de default y la cartera de alto riesgo?**

Respuesta: claro que sí, existe una relación entre la probabilidad de default y la cartera de alto riesgo. Cuando estos indicadores, como la probabilidad de default dan señales de que hay un futuro impacto o cercano finalmente esto va a incrementar la cartera de riesgo alto. Asimismo, sirve para hacer proyecciones sobre las provisiones de la cartera.

**11. En su experiencia ¿Considera que la distribución geográfica por regiones influye en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito?**

Respuesta: definitivamente, aquí hay algo que se llama la tropicalización del riesgo. Es decir que hay que entender que las regiones tienen un tipo de riesgo. Unas pueden ser debido a un tema cultural, otras por índices económicos, otros temas de factores y dependiendo de cada región y la política de riesgos tienen que ser regionalizada. Definitivamente, por lo tanto, es importante la distribución geográfica, por lo que sí puedo afirmar que influye en el riesgo de crédito.

**12. En su experiencia. ¿Qué relación tiene la cantidad de deudores por empleado con el riesgo de crédito?**

Respuesta: considero que sí tiene un claro impacto en la gestión del asesor de negocios. Efectivamente no tenemos un dato sobre la cantidad de asesores por cada institución, sin embargo, podemos tener un estimado por lo que considero que está bien que se haya relacionado con el número de empleados. Una cosa es que un asesor administre 50 deudores otra considera 100 deudores, eso nos va a decir la capacidad de maniobra que tiene un asesor, un administrador de cartera. No hay un número definido de cartera por asesor, aquí la institución debe ser muy precisa en buscar el punto de equilibrio.

**13. Desde su experiencia ¿considera que las 5 variables presentadas a continuación y en relación con el riesgo de crédito? Las variables presentadas son cartera promedio por deudor sobreendeudamiento, probabilidad de default asociado a la cartera, distribución geográfica por regiones y cantidad de deudores por empleado.**

Respuesta: sí considero que las cinco variables son muy importantes que pueden determinar el riesgo de crédito. Es más, me atrevo a decir que a pesar de que conozco otras variables las mencionadas tienen mucha lógica en explicar la cartera de alto riesgo, tanto la cartera promedio por deudor, por qué tiene que ver con el monto del préstamo que se da al cliente, el sobre endeudamiento qué tiene que ver el número de entidades, el

default de la cartera para proyectar las pérdidas, la segmentación, como importancia en la diversificación y la cantidad de deudores por empleado, son de mucha relevancia para lo indicado.

#### **Entrevistado N°4 - Aldo Cárdenas Vasquez – 06 de octubre - 2020**

Gerente de Negocios en Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, Gerente de Negocios en Cajas Rurales, Jefe Zonal de instituciones microfinancieras – experiencia aproximada de 25 años en el sector.

##### **1.- ¿Cómo definiría el riesgo de crédito para las instituciones microfinancieras?**

Respuesta: Lo definiría básicamente como la morosidad, asociado al no pago de clientes. Es el mayor riesgo que encuentro en los clientes de microfinanzas, entiendo que la mora en la medida que crezca es el mayor riesgo que se encuentra en que los clientes no pueden pagar finalmente, llega a concretarse cuando el cliente no paga por motivos económicos, puede ser por la pandemia puede ser por cualquier motivo, por familia, por un accidente, pero todo concluye en que haya morosidad y eso no es saludable para ninguna institución microfinanciera.

##### **2.- ¿Considera que la cartera de alto riesgo es un adecuado indicador del riesgo de crédito?**

Consideró que sí es un adecuado indicador, en mi experiencia sobre todo los créditos refinanciados, son aquellos que llegan a tener más morosidad que los créditos vencidos. Yo creo que es un indicador mucho más certero, nos dice cuál es la real cartera morosa de una institución de microfinanzas no solamente lo que está vencido sino lo que está refinanciado, lo que está reprogramado, por ejemplo, ahorita la pandemia nos está diciendo que hay mucho crédito refinanciado o mejor dicho reprogramado eso hace que las gerencias estén alertas en el corto plazo. Por lo tanto, yo sí puedo considerar, que la cartera de alto riesgo es un indicador bastante positivo o sobretodo objetivo para medir la cartera de una institución.

##### **3.- ¿Porque es importante que las gerencias de las CMAc tengan conocimiento de cuáles son los factores que influyen en el riesgo de crédito?**

Respuesta: Es muy importante que las cajas municipales conozcan cuáles son los factores que influyen en el riesgo de crédito, cuando uno está en el mercado, tiene que saber qué

es lo que va a pasar, una cosa es un mercado de ciudad urbana, otro un mercado de la sierra otra de la costa, por ejemplo, es distinto atender a madres solas, a madres solteras o a personas de cierta edad, ya que a la larga puede haber muchos factores que pueden afectar la morosidad. Hay algunos estudios que se hicieron hace varios años, por ejemplo, que las mujeres eran mejores pagadoras que los hombres, pueden existir muchos factores macroeconómicos, sin embargo, estos golpean a todas las microfinancieras por igual; si bien es cierto hay muchas variables que afectan a las microfinanzas, es por eso que es muy importante que las cajas municipales tengan evidenciado cuáles son esas variables que vienen afectando a las instituciones microfinancieras.

**4. Desde su perspectiva, ¿considera que la cartera promedio por deudor tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?, de ser afirmativo su respuesta favor comentar cómo influye en el riesgo de crédito.**

Respuesta: yo creo que sí. Consideró que es un buen indicador de acuerdo a la superintendencia nos brinda información y nos permite ver el tamaño de la cartera que manejan las instituciones microfinancieras, una cosa es que las empresas tengan un crédito promedio de 3000 soles, otra de 8000 soles, esto es un buen indicador para saber si nos estamos enfocando en el negocio microfinanciero, todos estos son indicadores que nos pueden ayudar a determinar el comportamiento de nuestra morosidad. Por lo tanto, consideró que es un indicador muy positivo, y cómo le mencioné, nos permite identificar que no nos desviemos del monto promedio que se otorgan a los clientes. Algunas CMAC parece que quisieran competir con los bancos y por lo tanto se desenfocan de su mercado objetivo.

**5. Desde su perspectiva ¿considera que el sobre endeudamiento de los clientes tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: definitivamente sí. Desde los inicios de las microfinanzas se creían que este negocio era contra cíclico y que no tenía límites, con el tiempo nos fuimos dando cuenta que el mercado tenía límites y las instituciones de microfinanzas cometieron un error, comenzaron a atacar a un mismo mercado, a todos en algunos casos lo hicieron bien, pero en muchos casos lo hicieron mal, ya que muchas instituciones comenzaron a otorgar

créditos a los mismos clientes. Cabe indicar, que muchos clientes al no tener mayor capacitación, al no tener conocimiento de las finanzas, no saben utilizar el dinero, por lo tanto, sólo lo reciben de las instituciones y muchas veces llegan a utilizarlo para gastos personales y con tanto dinero caen en problemas de sobreendeudamiento no pudiendo pagar. Esto, ha venido arrastrando problemas a las instituciones microfinancieras, por eso considero que sí es un buen indicador el seguimiento al sobreendeudamiento, en alguna oportunidad la superintendencia quiso limitar la atención de clientes por número de entidades, sin embargo, esto no tuvo éxito ya que cada institución es independiente.

**6.- ¿Qué indicador podría reflejar el sobre endeudamiento de los clientes de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: para mí, el indicador más fuerte, es el número de entidades porque puede ser que un cliente este sobreendeudado, con tres, con cuatro entidades, inclusive con cinco entidades, en mi experiencia he visto clientes que manejan hasta 10 entidades, por lo tanto, para mí el número de entidades es el indicador más fuerte que puede darnos la idea de si un cliente se encuentra sobreendeudado. Hay que tener en cuenta, los montos que han sacado préstamos, para identificar que esté sobreendeudado el objetivo es que el cliente pueda obtener los créditos sin mayores problemas de pago en un futuro, es decir que su flujo de caja le permita pagar sus deudas.

**7. ¿Considera que en el Perú existe una sobreoferta de instituciones microfinancieras?**

Respuesta: considero que no. Esta pregunta tiene que ver mucho con la zona donde se encuentran trabajando las cajas municipales, en algunas ciudades si hay sobreoferta como en las principales ciudades, como la capital del Perú, en el norte, ciudades como Chiclayo, Trujillo, Arequipa, sin embargo, hay ciudades donde aún no hay muchas entidades. En líneas generales a mi criterio, no hay una sobreoferta de instituciones, lo que hay, es concentración de instituciones en las principales ciudades.

**8. ¿Por qué sería de importancia que las instituciones microfinancieras, CMAC, conozcan su probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: es muy importante que las instituciones conozcan sus niveles de morosidad, sus niveles de pérdidas proyectadas, esto les va a servir para realizar proyecciones sobre sus reales ingresos, reales gastos, conocer el comportamiento de los clientes a futuro es muy importante para realizar dichas proyecciones, esto me puede indicar, hasta dónde puedo arriesgar y poder determinar, cuál sería el apetito de riesgo que tenga la institución, hay que considerar mucho que la tasa de interés viene a la baja, tenemos tasas promedios del 28% y la morosidad ha subido, por lo tanto, es de mucho interés que las instituciones, en este caso las cajas municipales, puedan conocer cuál es la probabilidad de pérdida que puedan tener de sus carteras.

**9. ¿Tiene conocimiento sobre la técnica de matrices de transición? si su respuesta es positiva ¿considera que es una buena técnica para determinar la probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: He escuchado muy poco sobre esa técnica, normalmente trabajamos con análisis de cosechas, sería muy interesante poder conocer esta nueva técnica que estoy seguro nos daría buenos resultados, en mi experiencia, no he utilizado esa técnica.

**10. En su experiencia, ¿Considera que existe una relación entre la probabilidad de default y la cartera de alto riesgo?**

Respuesta: definitivamente si existe una relación entre la cartera de alto riesgo y la probabilidad de default, mientras mayor sea la probabilidad de pérdida, se puede estimar que mayor sería la cartera de alto riesgo, esto puede llevar a problemas de autosostenibilidad a las instituciones microfinancieras. Por lo tanto, si considero que hay una relación entre la cartera de alto riesgo y la probabilidad de default.

**11. En su experiencia ¿Considera que la distribución geográfica por regiones influye en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito?**

Respuesta: Definitivamente sí considero que existe relación de la distribución geográfica con la cartera de alto riesgo, en mi experiencia he trabajado en muchas regiones del país, cada región tiene su particularidad, cada región tiene sus propios problemas, la región norte del país, la región sur, la región centro, por lo tanto, sí considero que la distribución geográfica impacta en el riesgo de crédito. Es distinto el nivel de riesgo que hay en una zona rural que, en una zona urbana, por ejemplo, en una zona urbana existe más riesgo de crédito de consumo que una zona rural, para mí hay una relación directa de la zona de atención con el riesgo, tenemos que tener en cuenta que las instituciones deben tener tasas diferenciadas para cada región, eso sería lo óptimo.

**12. En su experiencia. ¿Qué relación tiene la cantidad de deudores por empleado con el riesgo de crédito?**

Respuesta: Considero que si hay una relación directa; cuando aparecieron las microfinanzas, desde hace 40 años, se encontró que el punto óptimo de equilibrio de un asesor era entre 400 a 500 clientes, sin embargo, los tiempos han cambiado, el número de operaciones de antes ya no es el mismo que el de ahora, por lo tanto, las carteras de los asesores fluctúan entre 200 a 300 clientes. Esto es muy importante porque el asesor dedica tiempo a cada cliente, tiene que hacer seguimiento, y puede tener problemas en la administración de su cartera. aquí existe un gran problema cuando el asesor se retira de la institución por lo que considero que, en esta parte, debe existir un gran apoyo del área de recursos humanos. un reto para las instituciones, es tener el óptimo de clientes que equilibren la rentabilidad de la cartera.

**13. Desde su experiencia ¿considera que las 5 variables presentadas a continuación y en relación con el riesgo de crédito? Las variables presentadas son cartera promedio por deudor sobreendeudamiento, probabilidad de default asociado a la cartera, distribución geográfica por regiones y cantidad de deudores por empleado.**

Respuesta: las cinco variables que me presentas, son muy importantes de acuerdo a mi experiencia. Sería muy interesante, identificar, cuáles son aquellas variables que afectan mayormente al riesgo de crédito, recordemos que existen muchas variables tanto macroeconómicas como microeconómicas, por lo tanto, tenemos que ser muy finos en la detección de nuestras variables internas, sería muy interesante, conocer cuál de las cinco variables que me muestras es la que tiene mayor fortaleza con el riesgo de crédito. Por lo que puedo afirmarte que, para mí, las 5 variables son fuertes, pero a mi experiencia considero que la de sobreendeudamiento y la de la cartera promedio por deudor son las más importantes, ojo es dentro de mi experiencia.

## **Entrevistado N° 5 - Jorge Mejía Ramírez– 06 de octubre - 2020**

Gerente Regional en Cajas Municipales de Ahorro y Crédito – Jefe Zonal en bancos (microfinanzas), Gerente de banca – 20 años de experiencia en el sistema microfinanciero.

### **1.- ¿Cómo definiría el riesgo de crédito para las instituciones microfinancieras?**

Respuesta: cómo entidades microfinancieras, estamos expuestos a un nivel de riesgo, sin embargo, es el fin de la institución el otorgar créditos, por lo que tenemos que minimizar el riesgo. Este es un indicador que representa la morosidad, tanto es así que la superintendencia en el Perú nos muestra que el riesgo de crédito está representado por la morosidad de los clientes. Por eso en mi experiencia, es muy importante la originación del crédito, hay que definir claramente su aplicación y sobre todo cumplir con la tecnología crediticia para evitar tener riesgos que nos lleven a tener pérdidas.

### **2.- ¿Considera que la cartera de alto riesgo es un adecuado indicador del riesgo de crédito?**

Respuesta: totalmente de acuerdo, es un indicador, que desde mi experiencia en más de 20 años lo hemos venido utilizando, lo hemos venido afinando, es un indicador clave, no solamente te dice los créditos que están vencidos, sino que estamos incluyendo las posibilidades de no pago de un cliente que ya tiene dificultades cómo son los créditos refinanciados, es más, así te paguen puntual en un corto plazo, pueden generar problemas de pago en un futuro. Imagínate, tenemos la información de los créditos que se encuentran en cobranza judicial y en todo estado. Por lo que si considero que la cartera de alto riesgo es un adecuado indicador.

### **3.- ¿Porque es importante que las gerencias de las CMAC tengan conocimiento de cuáles son los factores que influyen en el riesgo de crédito?**

Respuesta: En primera instancia, no sólo las gerencias son las que deben tener conocimiento de los indicadores que influyen en el riesgo de crédito, sino todo el personal. Las gerencias, por supuesto, deben tener una visión más holística porque son

los que definen las políticas de crédito, son los que definen el apetito al riesgo, son los que definen la tolerancia al riesgo. Eso se define en los comités de créditos, a propuesta de las gerencias de negocio en coordinación con la gerencia de riesgos. Por eso, yo considero que es muy importante que las gerencias conozcan cuáles son los factores que influyen en el riesgo crediticio.

**4. Desde su perspectiva, ¿considera que la cartera promedio por deudor tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?, de ser afirmativo su respuesta favor comentar cómo influye en el riesgo de crédito.**

Respuesta: sí estoy de acuerdo con lo que mencionas. Tenemos que tener en cuenta que nosotros, en las cajas municipales, tenemos un nicho de mercado que está ligado a todas las micro y pequeñas empresas, finalmente, si nosotros tenemos un volumen de cartera mayor, nos está indicando que el ticket promedio está siendo muy elevado, por lo tanto, podría estar entrando en un riesgo mayor, porque nuestra tecnología crediticia nos permite evaluar a clientes con montos promedios bajos, muchas cajas municipales tienen una visión de competir con la banca tradicional. El no tener identificado la cartera promedio, nos puede llevar a incrementar nuestra cartera de alto riesgo.

**5. Desde su perspectiva ¿considera que el sobre endeudamiento de los clientes tiene un impacto en el riesgo de crédito de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: es correcto, desde mi perspectiva, si es un elemento clave que tenemos que tener en cuenta en las cajas municipales, desde el momento del desembolso del crédito y sobre todo luego de ello, es decir en el seguimiento al cliente. Muchos deudores reciben créditos de otras instituciones y en su mayoría de veces no hacen uso correcto del dinero recibido, teniendo así problemas o dificultados en los pagos a corto o mediano plazo.

**6.- ¿Qué indicador podría reflejar el sobre endeudamiento de los clientes de las cajas municipales de ahorro y crédito?**

Respuesta: de todas maneras, el número de entidades financieras es un indicador que nos dice si un cliente puede estar o no sobreendeudado, sin embargo, tenemos que tener en

cuenta el monto de los créditos, si esos montos siguen creciendo, por lo tanto, si podemos decir que existe un sobreendeudamiento. Puedo indicar que podríamos tener dos indicadores, el crecimiento los montos y el número de entidades, es muy diferente que un cliente tenga una entidad a otros que puedan tener tres o cuatro entidades. Considero que es una variable muy importante en la evaluación las instituciones, las mismas que deben tener políticas referentes al máximo de instituciones que puede manejar un cliente microempresario

**7. ¿Considera que en el Perú existe una sobreoferta de instituciones microfinancieras?**

Respuesta: no lo consideró, al contrario, todavía tenemos una brecha muy grande de atención para trabajar. Lo que sucede, lo que nos viene pasando, es que nos venimos concentrando en los mismos clientes, lo que comúnmente decimos, todos nosotros estamos rascando la misma olla, nos estamos quitando los clientes entre nosotros mismos, por lo tanto, sería muy interesante que las instituciones microfinancieras, puedan estar focalizadas en bancarizar, en conclusión, no consideró que exista una sobreoferta de instituciones hay mucha brecha todavía, muy grande por atender.

**8. ¿Por qué sería de importancia que las instituciones microfinancieras, CMAC, conozcan su probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: tenemos que tener en cuenta que como entidad microfinanciera, tenemos que generar rentabilidad, por lo tanto, necesitamos que la rentabilidad sea creciente y sostenible en el tiempo, por lo tanto, tenemos que definir claramente cuál es la probabilidad de pérdida de los clientes; porque finalmente si se materializa, nos puede llevar a pérdida como institución, en síntesis, considero que es importante que esta variable sea considerado en los procesos de gestión de cartera. Las CMAC, deben de conocer en qué productos tenemos mayores probabilidades de que los clientes no nos paguen, nosotros hacemos seguimiento a todos los productos. Por lo tanto, consideró que la probabilidad de default es muy importante, y que este sea de conocimiento de todas las CMAC, adicionalmente, nos permite hacer proyecciones sobre nuestros flujos.

**9. ¿Tiene conocimiento sobre la técnica de matrices de transición si su respuesta es positiva considera una buena técnica para determinar la probabilidad de default o pérdida?**

Respuesta: sí, es una muy buena técnica, en alguna oportunidad hemos utilizado las matrices de transición, sin embargo, no hemos podido desarrollarla en forma completa, pero sí tengo conocimiento de su uso, es donde se puede ver el comportamiento de los clientes de un período a otro, creo que nos puede ayudar mucho en poder detectar cuáles son los clientes que mejoran, deterioran, o empeoran en su comportamiento de pago; además nos permite dar una mirada rápida a aquellos clientes que pueden entrar en una probabilidad de pérdida, por lo que considero que su uso es muy importante.

**10. En su experiencia, ¿Considera que existe una relación entre la probabilidad de default y la cartera de alto riesgo?**

Respuesta: por supuesto que sí, por el mismo hecho que la probabilidad de default nos indica qué clientes pueden llegar a pérdida y está muy asociado con la cartera de alto riesgo, con esto, podemos identificar a los clientes que van a tener problemas en el pago de sus créditos, asimismo, podemos identificar cuáles son los productos que se ven más afectados con la probabilidad de default, considero que esta relación es muy importante en la gestión de la cartera.

**11. En su experiencia ¿Considera que la distribución geográfica por regiones influye en el riesgo de crédito de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito?**

Respuesta: es muy importante, que las instituciones tengan identificadas las zonas en las cual quieren operar o trabajar, si estamos pensando en expandir, debemos de pensar, en qué zonas geográficas lo vamos a hacer, para trabajar en ese ámbito de atención. Por lo tanto, si considero que la distribución geográfica, tiene que ver o está relacionada con el riesgo de crédito, cada región, cada provincia es diferente, por lo que cada una tiene su riesgo; y aproveché en decir, que es muy importante que puedan tener tasas de interés diferenciadas. Asimismo, puedo indicar que puede existir un mayor riesgo operacional, es decir, mayores riesgos en personas, (empleados), riesgos en procesos, cuando una zona

geográfica está muy lejos de la sede central se pierde un poco el manejo el control la supervisión permanente, que es necesaria para este negocio.

**12 En su experiencia. ¿Qué relación tiene la cantidad de deudores por empleado con el riesgo de crédito?**

Respuesta: definitivamente es un tema muy importante, cada institución tiene que encontrar su punto de equilibrio, cada asesor de negocios tiene una capacidad de atención a clientes para poder atender y tener una calidad óptima; para que la evaluación sea objetiva, tenemos que definir un número adecuado de cartera; pasa que en algunas instituciones microfinancieras, los asesores pueden manejar entre 300 o 400 clientes. Pero va a depender mucho del monto de sus operaciones, asimismo, es muy importante la experiencia del asesor de negocios, a mayor experiencia, puede manejar mayores clientes; pero definitivamente, sí estoy de acuerdo que la cantidad de deudores por empleado influye en el riesgo de crédito,

**13. Desde su experiencia ¿considera que las 5 variables presentadas a continuación y en relación con el riesgo de crédito? Las variables presentadas son cartera promedio por deudor sobreendeudamiento, probabilidad de default asociado a la cartera, distribución geográfica por regiones y cantidad de deudores por empleado.**

Respuesta: sí, considero que es las cinco variables son claves para definir el tema de la gestión adecuada del riesgo de crédito, es más estas cinco variables, deberían ser gestionadas por todas las cajas municipales de ahorro y crédito, las gerencias deberían centrarse en el análisis de estas cinco variables, tenemos en cuenta que existen más variables, sin embargo, las que me has presentado considero, desde la teoría y en mi experiencia, que si son fundamentales para el análisis del riesgo de crédito; en caso de no controlarlos, las instituciones pueden tener problemas de sostenibilidad. Por ejemplo, con la cartera promedio, si vemos que el crédito promedio incrementa, significaría que nos estamos saliendo del nicho de mercado; asimismo, con las variables de sobreendeudamiento, el número de entidades, con la probabilidad de default o con la distribución geográfica y los deudores por empleados. En síntesis, si considero que deben explicar el riesgo de crédito, sería muy interesante saber cuál de ellas explica mejor el riesgo.

## Anexo 21: Ejecución del Modelo de Regresión Logística en software estadístico SPSS

### 1. Datos del Modelo: Vista de Variables

Modelov3\_1.sav [ConjuntoDatos] - IBM SPSS Statistics Editor de datos

Archivo Editar Ver Datos Transformar Analizar Gráficos Utilidades Ampliaciones Ventana Ayuda

	Nombre	Tipo	Anchura	Decimales	Etiqueta	Valores	Perdidos	Columnas	Alineación	Medida	Rol
1	ID	Numérico	3	0		Ninguno	Ninguno	6	Derecha	Nominal	Ninguno
2	GrupoCartRi...	Numérico	5	0	Cartera en Ries...	{1, Riesgo ...	Ninguno	9	Derecha	Ordinal	Entrada
3	CartRiesgo	Numérico	10	4	Cartera en Ries...	Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Ninguno
4	CartProm_D...	Numérico	10	4	Cartera Promed...	Ninguno	Ninguno	10	Derecha	Escala	Ninguno
5	RatNumDeu...	Numérico	8	4	Ratio Numero ...	Ninguno	Ninguno	11	Derecha	Escala	Entrada
6	RatSalDeu4...	Numérico	8	4	Ratio Saldo De...	Ninguno	Ninguno	11	Derecha	Escala	Entrada
7	RatDeuEmpl	Numérico	10	4	Ratio Deudores...	Ninguno	Ninguno	10	Derecha	Escala	Ninguno
8	Default	Numérico	10	4	Deuda en Default	Ninguno	Ninguno	10	Derecha	Escala	Ninguno
9	RatCartNor	Numérico	10	4	Ratio Cartera Z...	Ninguno	Ninguno	10	Derecha	Escala	Ninguno
10	RatCartSur	Numérico	10	4	Ratio Cartera Z...	Ninguno	Ninguno	10	Derecha	Escala	Ninguno
11	RatCartLima	Numérico	10	4	Ratio Cartera Z...	Ninguno	Ninguno	10	Derecha	Escala	Ninguno
12	RatCartCent	Numérico	10	4	Ratio Cartera Z...	Ninguno	Ninguno	10	Derecha	Escala	Ninguno
13											
14											
15											
16											
17											
18											
19											
20											
21											
22											
23											
24											
nr											

Vista de datos Vista de variables

### 2. Datos del Modelo: Vista de Datos

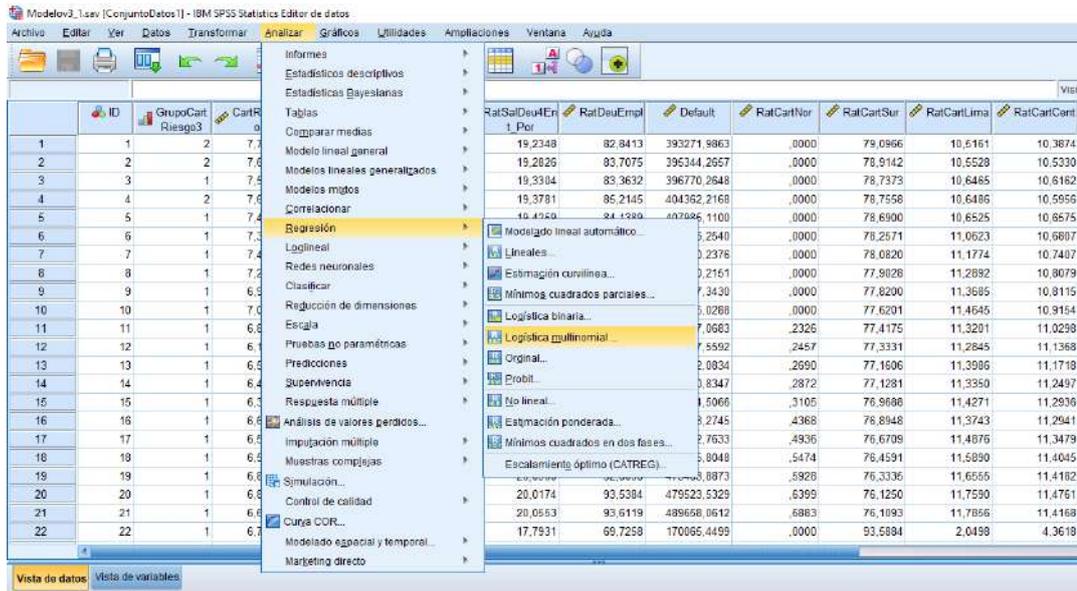
Modelov3\_1.sav [ConjuntoDatos] - IBM SPSS Statistics Editor de datos

Archivo Editar Ver Datos Transformar Analizar Gráficos Utilidades Ampliaciones Ventana Ayuda

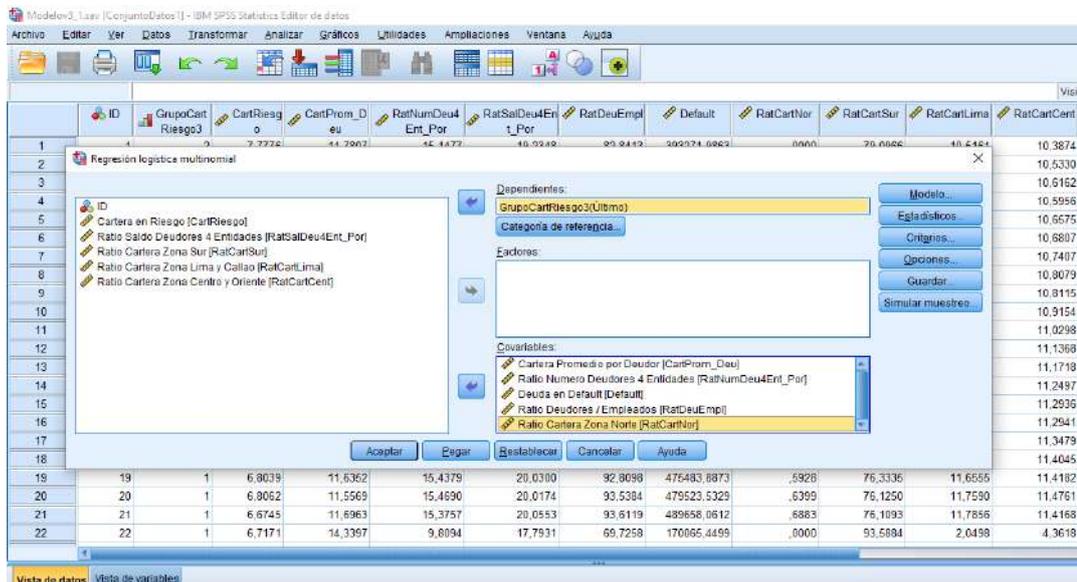
	ID	GrupoCartRiesgo3	CartRiesgo	CartProm_Deu	RatNumDeu4Ent_Por	RatSalDeu4Ent_Por	RatDeuEmpl	Default	RatCartNor	RatCartSur	RatCartLima	RatCartCent
1	1	2	7,7776	11,7807	15,1477	19,2348	82,9413	393271,9863	,0000	79,0966	10,5161	10,3874
2	2	2	7,6979	11,6991	15,1048	19,2826	83,7075	396344,2667	,0000	78,9142	10,5528	10,5330
3	3	1	7,6979	11,7617	15,2336	19,3304	83,3632	396770,2648	,0000	78,7373	10,6465	10,6162
4	4	2	7,8827	11,7988	15,2765	19,3781	85,2145	404362,2168	,0000	78,7558	10,6488	10,5956
5	5	1	7,4685	11,8797	15,3195	19,4259	84,1389	407985,1100	,0000	78,6900	10,6525	10,6575
6	6	1	7,3516	12,1155	15,4063	19,5214	83,2631	415286,2540	,0000	78,2571	11,0623	10,6807
7	7	1	7,4143	11,9682	15,4912	19,6169	84,7382	419890,2376	,0000	78,0620	11,1774	10,7407
8	8	1	7,2314	11,9619	15,4483	19,6892	85,2669	423960,2161	,0000	77,9028	11,2892	10,8079
9	9	1	6,9469	11,9949	15,5771	19,7124	85,4954	430607,3430	,0000	77,8200	11,3685	10,8115
10	10	1	7,0521	11,9911	15,5127	19,6408	86,3530	437165,0288	,0000	77,6201	11,4645	10,9154
11	11	1	6,8232	12,0083	15,5629	19,8090	86,9855	444407,0683	,2326	77,4175	11,3201	11,0298
12	12	1	6,1239	12,0375	15,7488	19,9035	86,9244	450107,5582	,2457	77,3331	11,2845	11,1368
13	13	1	6,5415	11,9092	15,6866	19,9288	87,9823	450732,0834	,2890	77,1606	11,3988	11,1718
14	14	1	6,4373	11,9289	15,7177	19,9414	88,4936	455170,8347	,2872	77,1281	11,3350	11,2497
15	15	1	6,3590	11,8782	15,6244	19,9541	89,8519	459754,5066	,3105	76,9688	11,4271	11,2336
16	16	1	6,6160	11,7691	15,6933	19,9668	90,5631	462953,2745	,4368	76,8948	11,3743	11,2841
17	17	1	6,6612	11,7287	15,5622	19,9794	90,6890	466962,7633	,4936	76,6709	11,4876	11,3479
18	18	1	6,5573	11,6623	15,5001	20,0047	91,6974	470235,8048	,5474	76,4591	11,5890	11,4045
19	19	1	6,8039	11,6352	15,4379	20,0300	92,8098	475483,8873	,5928	76,3335	11,6555	11,4182
20	20	1	6,8062	11,5569	15,4690	20,0174	93,5384	479523,5329	,6399	76,1250	11,7590	11,4761
21	21	1	6,6746	11,6963	15,3757	20,0553	93,6119	489658,0612	,6883	76,1093	11,7866	11,4168
22	22	1	6,7171	14,3397	9,8094	17,7931	69,7258	170065,4499	,0000	93,5884	2,0498	4,3618

Vista de datos Vista de variables

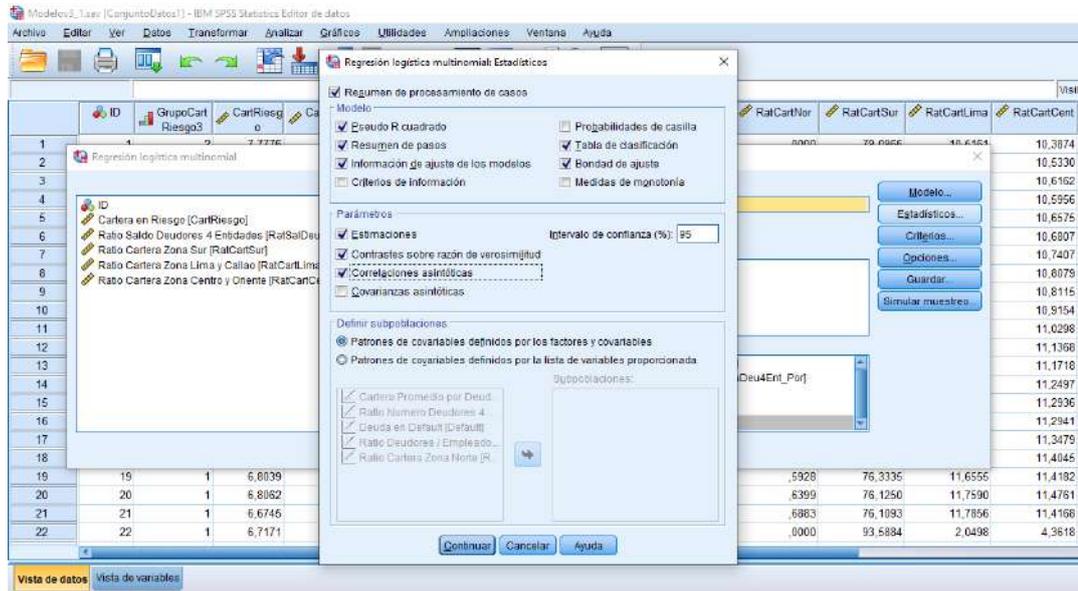
### 3. Selección de técnica por Regresión Logística Multinomial



### 4. Selección de Variables input al modelo: Dependiente e Independientes (Covariables)



## 5. Selección de Estadísticos resultado del Modelo



## 6. Resultados de estimaciones de parámetro

