



## **DEPARTAMENTO DE POSGRADOS**

### **MAESTRÍA EN AUDITORÍA INTEGRAL Y GESTIÓN DE RIESGOS FINANCIEROS**

“Análisis del riesgo de la cartera de microcrédito mediante la construcción de un modelo *scoring* para una cooperativa de ahorro y crédito del segmento 2 de Cuenca”

Trabajo de graduación previo a la obtención del título de Magister en Auditoría Integral y Gestión de Riesgos Financieros.

**Autor:**

Econ. Andrea Estefanía Perez Maldonado

**Director:**

Mgst. Luis Gabriel Pinos Luzuriaga

**Cuenca – Ecuador  
2019**

## DEDICATORIA

Con todo mi amor dedico el presente trabajo a mi mami Eva, quien me ha brindado su amor y dedicación toda mi vida, a mi ñaña Johanna y sobrina Belén por estar junto a mí y apoyarme incondicionalmente en todo momento. Mi sentimiento de gratitud será eterno hacia ellas.

Para ti Papi, por haber sido el mejor padre que una hija puede tener y porque me heredaste los mejores recuerdos de todos aquellos momentos que compartimos, que los guardaré como un tesoro.

Y para ti Danny, ya que con tu amor y comprensión supiste apoyarme siempre, para el cumplimiento de esta meta muy importante para mí.

Andrea Estefanía

## AGRADECIMIENTOS

Agradezco en primera instancia a Dios, por permitirme cumplir esta meta junto a mis seres queridos.

También mi sentimiento de gratitud va dirigido al Econ. Luis Pinos por su apoyo y tiempo a lo largo de este camino, así como a los funcionarios de la Entidad Financiera quienes han sabido colaborar de la mejor manera para el desarrollo de este trabajo de investigación.

De igual manera a Verito Saquicela quien siempre me brindó su apoyo incondicional para el cumplimiento de este objetivo.

Finalmente, a la Universidad del Azuay agradezco por los conocimientos impartidos y por el espacio concedido para la realización de mis estudios de posgrado, dándome la oportunidad de enriquecer mis conocimientos.

Andrea Estefanía

## RESUMEN

En el presente trabajo se plantea un modelo de regresión logística binaria con la finalidad de medir la probabilidad de incumplimiento de un socio, a través del análisis de características que influyen en el comportamiento de pago o no de una obligación por parte del socio de una Entidad Financiera. Y que, conjuntamente con el uso de matrices de probabilidad de transición se pueda identificar la evolución de dicho comportamiento y su afectación a la cooperativa. El modelo de *score* de microcrédito y las matrices de probabilidad de transición, pueden constituirse en la base para la mejora de metodologías que permitan el análisis del riesgo de crédito.

Por lo tanto, las Entidades Financieras deberían invertir recursos que permitan una mejor calidad de información para poder efectuar una gestión de monitoreo de riesgo más eficiente y oportuna para la toma de decisiones por parte de los responsables que forman parte de la institución financiera y así, proponer medidas para limitar el riesgo.

**PALABRAS CLAVE:** *score*, matrices, probabilidad, transición, riesgo, crédito, incumplimiento, modelo, logit, análisis.

### ABSTRACT

This work proposes a binary logistic regression model to measure the probability of default of a client through the analysis of characteristics that influence the payment behavior of an obligation in a financial entity. The evolution of the behavior and its involvement in the cooperative could be identified with the use of transition probability matrices. The microcredit score model and the transition probability matrices can be established to improve methodologies that allow credit risk analysis. Therefore, the financial institutions should invest resources to allow a better quality of information for a more efficient and timely risk monitoring management, thus improving the decision making of those responsible for the financial institution and proposing measures to limit the risk.

**Keywords:** *score*, matrices, probability, transition, risk, credit, default, model, logit, analysis.



Translated by

Ing. Paúl Arpi

# ÍNDICE DE CONTENIDO

DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTOS.....	iii
RESUMEN.....	iv
ÍNDICE DE CONTENIDO.....	vi
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES Y TABLAS.....	viii
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPITULO 1.....	2
INVESTIGACIONES PREVIAS DE UN MODELO DE SCORE DE CRÉDITO.....	2
SISTEMA COOPERATIVO ECUATORIANO.....	5
1. SISTEMA COOPERATIVO ECUATORIANO.....	5
2. SEGMENTACIÓN DEL SECTOR FINANCIERO POPULAR Y SOLIDARIO.....	6
3. SEGMENTACIÓN DE LA CARTERA DE CRÉDITO DE LAS ENTIDADES DEL SISTEMA FINANCIERO NACIONAL.....	7
GESTIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO.....	8
1. RIESGOS FINANCIEROS.....	8
2. MARCO INTERNACIONAL DE GESTIÓN DE RIESGOS.....	8
3. MARCO NACIONAL DE GESTIÓN DE RIESGOS.....	9
4. MÉTODO TRADICIONAL DE CALIFICACIÓN DE CRÉDITO - CINCO C DEL CRÉDITO.....	10
MODELOS DE SCORE CREDITICIO.....	10
1. ANÁLISIS DISCRIMINANTE.....	11
2. MODELOS DE PROBABILIDAD LINEAL.....	12
3. MODELOS LOGIT.....	12

4. MODELOS DE PROGRAMACIÓN LINEAL.....	12
5. REDES NEURONALES .....	12
6. ÁRBOLES DE DECISIONES .....	13
MODELO LOGIT .....	13
MATRIZ DE TRANSICIÓN.....	17
CAPITULO 2 .....	20
INDICES FINANCIEROS DEL SECTOR COOPERATIVO SEGMENTO 2 Y DE LA ENTIDAD FINANCIERA.....	20
COLOCACIONES DE LA ENTIDAD FINANCIERA .....	27
CONSTRUCCIÓN DE SCORE DE MICROCRÉDITO .....	28
1. ANALISIS DE RESULTADOS DEL MODELO .....	28
2. ANALISIS DE RESULTADOS DE MATRICES DE TRANSICIÓN .....	30
CAPITULO 3 .....	35
CONCLUSIONES .....	36
RECOMENDACIONES .....	37
BIBLIOGRAFÍA .....	38
ANEXOS .....	40
Anexo A.....	40
Anexo B.....	41

## ÍNDICE DE ILUSTRACIONES Y TABLAS

Ilustración 1 Conformación del Sistema Financiero Ecuatoriano .....	6
Ilustración 2 Segmentación Cartera de Crédito Sistema Financiero Ecuatoriano.....	7
Ilustración 3 Suficiencia Patrimonial del Segmento 2 vs Cooperativa.....	20
Ilustración 4 Estructura y Calidad de Activos del Segmento 2 .....	21
Ilustración 5 Índice de Estructura y Calidad de Activos de la Cooperativa .....	21
Ilustración 6 Índice de Morosidad Promedio del Segmento 2 .....	22
Ilustración 7 Índices de Morosidad Promedio de la Cooperativa.....	22
Ilustración 8 Índice Promedio de Cobertura de Provisiones para Cartera Improductiva del Segmento 2 .....	23
Ilustración 9 Índice Promedio de Cobertura de Provisiones para Cartera Improductiva de la Cooperativa.....	23
Ilustración 10 Rentabilidad del Segmento 2 .....	24
Ilustración 11 Rentabilidad de la Cooperativa .....	24
Ilustración 12 Intermediación Financiera del Segmento 2 vs Cooperativa.....	25
Ilustración 13 Liquidez Corriente del Segmento 2 vs Cooperativa .....	25
Ilustración 14 Vulnerabilidad del Patrimonio del Segmento 2 vs Cooperativa .....	26
Ilustración 15 Principales Cuentas de la Cooperativa .....	26
Ilustración 16 Colocaciones Período 2014 al 2018 .....	27
Ilustración 17 Matriz de Probabilidad de Transición de Microcrédito Año 2015.....	32
Ilustración 18 Matriz de Probabilidad de Transición de Microcrédito Año 2016.....	32
Ilustración 19 Matriz de Probabilidad de Transición de Microcrédito Año 2017 .....	33
Ilustración 20 Matriz de Probabilidad de Transición de Microcrédito Año 2018.....	33
Ilustración 21 Matriz de Transición de Microcrédito Año 2015 .....	40
Ilustración 22 Matriz de Transición de Microcrédito Año 2016.....	40
Ilustración 23 Matriz de Transición de Microcrédito Año 2017 .....	40

Ilustración 24 Matriz de Transición de Microcrédito Año 2018 .....	41
Tabla 1 Segmentación del Sector Financiero Popular y Solidario.....	7
Tabla 2 Modelos de <i>Credit Scoring</i> .....	16
Tabla 3 Calificación de la cartera de microcrédito y contingentes en función de la morosidad. .....	18
Tabla 4 Variables Explicativas Consideradas Inicialmente .....	28
Tabla 5 Variables Explicativas Modelo Final .....	29
Tabla 6 Bondad de Ajuste.....	29
Tabla 7 Interpretación de los Efectos Marginales.....	29
Tabla 8 Resumen de Procesamiento de Casos .....	41
Tabla 9 Codificaciones de Variables Categóricas .....	41
Tabla 10 Clasificación de Datos Observados .....	42
Tabla 11 Resumen del Modelo .....	42
Tabla 12 Variables de la Ecuación .....	42

## INTRODUCCIÓN

En el Ecuador el sector financiero popular y solidario ha aportado al crecimiento económico del país, a través de sus servicios de intermediación financiera en beneficio de las necesidades de sus socios. Según datos reportados por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, en Ecuador hasta mayo de 2018 se registraron 640 cooperativas de ahorro y crédito con 6.569.454 de socios y un saldo en activos en el año 2013 de USD. 6812 millones a USD. 12085 millones en el 2018, es decir casi el doble de activos en cinco años. Además, es importante destacar que para mayo de 2018 la cartera bruta de las tres cooperativas de ahorro y crédito más grandes fue de USD 2.393 millones, superior a la cartera bruta de tres bancos medianos y once pequeños del país (Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, 2018).

Según el Boletín Nro. 12 de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria “Una mirada al desarrollo de la economía popular y solidaria” el microcrédito impulsa el desarrollo de la economía popular y solidaria, por cuanto las dos terceras partes de la cartera de crédito, están dedicadas a actividades productivas y de pequeños emprendimientos. Por lo tanto, se ha considerado importante para este estudio el análisis de la cartera de microcrédito de una Cooperativa de Ahorro y Crédito del segmento 2, ubicada en la ciudad de Cuenca.

El riesgo de crédito es la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del socio en operaciones crediticias que conlleva el no pago, el pago parcial de las obligaciones pactadas (Superintendencia de Bancos y Seguros , 2003). Por lo tanto, a través de la implementación de un modelo de *score* de crédito, se busca identificar variables y factores que podrían intervenir en el desarrollo de las operaciones financieras y que a través de un análisis se pueda tomar medidas para la identificación, medición y monitoreo del riesgo.

Como medida complementaria al modelo de *score* crediticio, se empleará el uso de matrices de transición, que permitirán conocer la migración de créditos de una categoría de riesgo a otra y determinar la probabilidad de default de un socio/cliente, método que permitirá tomar medidas correctivas y mejorar el proceso de concesión de créditos.

Las variables significativas del modelo son: género, región de la que proviene el solicitante, destino del microcrédito, condición del microcrédito (original o refinanciado), el monto de crédito concedido, número de cuotas y la frecuencia de pago. Mediante las matrices de probabilidad de transición la probabilidad de incumplimiento de la categoría de riesgo A1 durante el año 2015 fue de 0,39%, incrementándose la misma durante el año 2016 a 11,45%. Sin embargo, durante los años 2017 y 2018 esta probabilidad se redujo al 3,41% y 3,56% respectivamente. El deterioro se reduce a partir de los años 2017 y 2018 lo que nos permite deducir el fortalecimiento del proceso de cobranzas.

# CAPITULO 1

## INVESTIGACIONES PREVIAS DE UN MODELO DE SCORE DE CRÉDITO

En este apartado se mencionarán estudios previos, realizados por varios autores y sus puntos de vista con referencia a los modelos de *score* de crédito de diferentes instituciones financieras; y que forman parte importante para el desarrollo del presente trabajo de investigación.

1. Según los autores Lara, Rodríguez y Rayo (2011) en su investigación "*Un Caso Empírico en la Evaluación del Riesgo de Crédito de una Institución de Microfinanzas Peruana*", plantean una metodología para la evaluación y medición del riesgo de impago en las IMF (Instituciones de Microfinanzas), a través de un modelo de *credit scoring*. La consecución del modelo se basa en la selección de la muestra tomando como base de datos la cartera de créditos microempresa de la EDPYME Proempresa, entidad del sistema financiero de la República del Perú.

Como metodología de investigación se aplica la regresión logística binaria, cuyo modelo cuenta con una variable dependiente *dummy* con valor cero (0) cuando el cliente paga y uno (1) cuando no paga; y con variables explicativas que se clasificaron en tres grupos: 1) variables de cliente (lugar geográfico de agencia, créditos anteriores, actividad microempresa, número de cuotas pagadas, promedio de morosidad, genero, estado civil, indicadores financieros), 2) variables de la operación de préstamo (destino del microcrédito, tipo de garantía, monto microcrédito, número de cuotas, tasa de interés) y 3) variables macroeconómicas (PIB, IPC, Índice empleo, tasa de cambio, índice bursátil, tarifa municipal de agua, luz y teléfono). Los resultados obtenidos concluyeron que existe relación coherente entre las variables explicativas y la variable dependiente; de igual manera el coeficiente de bondad de ajuste, fueron indicativos para calificar como aceptable el uso de la regresión logística. Puesto que dicho proceso del uso del modelo es una práctica generalizada en el mercado financiero, se concluyó que el modelo puede ser válido para cualquier IMF supervisada en el sistema financiero peruano. Además, se concluye que el modelo puede constituirse en una herramienta complementaria a las funciones que realiza el analista de crédito.

2. Se ha considerado también, a Araujo y Charles (2007) denominado "*Desenvolvimento de Modelos Credit Scoring com Abordagem de Regressão Logística para a Gestão da Inadimplência de uma Instituição de Microcrédito*", también considera realizar una regresión logística con una variable dependiente

dicotómica y relacionarla con variables independientes que influyen en la probabilidad de ocurrencia de determinado evento. La muestra utilizada fue de 200 clientes de una institución de microcrédito denominada Fondo Rotativo de Ação da Cidadania – CredCidadania en Brasil.

Las variables independientes tomadas para este estudio fueron: estado civil, género, naturaleza de la actividad económica, lugar de residencia, identificación del cliente, número de dependientes financieramente, ingresos familiares brutos, gastos brutos del negocio, ingresos líquidos familiares, tiempo de funcionamiento del negocio, valor del microcrédito, porcentaje de endeudamiento, número de créditos anteriores con la institución, valor de la garantía, entre otras; las variables independientes cualitativas fueron insertadas en la base de datos como variables dummy. Según las opiniones levantadas junto con los profesionales del área de crédito se realizó un análisis en el cual, se identificó las principales contribuciones del modelo: 1) es un instrumento de apoyo al proceso de evaluación del riesgo de crédito, 2) pueden proporcionar contribuciones relevantes para la mitigación de algunos problemas de la institución, como: altos costos operativos y altas tasas de morosidad, problemas que ejercen impacto directo en la sostenibilidad financiera.

La investigación mencionada anteriormente concluye, que se debe considerar la implementación de trabajos de esta naturaleza, ya que los resultados podrían ser pertinentes también para otras instituciones de microcrédito, contribuyendo para la evolución del conocimiento en esta área y proporcionando información que apoye al perfeccionamiento de las técnicas de gestión en estas instituciones.

3. El estudio publicado por Van Gool, Baesens, Sercu y Verbeke (Aparicio, Gutiérrez, Jaramillo, & Moreno, 2013) (2009), denominado "*Un Análisis de la Aplicabilidad de un Credit Scoring para las Microfinanzas*", crean a la variable dependiente basándose en el asesoramiento de expertos de una entidad de microcrédito de Bosnia, para determinar un modelo logit binario con las siguientes características: 0 si el retraso promedio por entrega  $\leq 2$  días y 1 si el retraso promedio por plazos  $> 2$  días. Se tomaron datos comprendidos entre junio de 2001 y noviembre de 2008, con un total de 6277 préstamos individuales. Se utilizó un total de 16 variables, agrupadas en tres categorías: características del prestatario, préstamo y prestamista. De los resultados se obtuvo que las variables: propósito, duración solicitada (del crédito), monto, mes de inicio del crédito y otra deuda son variables significativas, por lo tanto, el modelo tiene un enfoque intuitivo para explicar la variable *dummy*. En conclusión, el modelo demuestra la validez en sus pruebas de significancia sobre las variables independientes. Obtiene buenos resultados en cuanto a estabilidad y poder discriminatorio y publica resultados legibles.

Por lo tanto, concluyen que los modelos de *credit scoring* en las microfinanzas tienen como objetivo final, la discriminación óptima entre los préstamos buenos y malos. Que el número de publicaciones de *credit scoring* para cartera de microcrédito son limitados y que existe la necesidad de ampliar el alcance geográfico de los estudios de calificación de crédito hacia otras regiones.

4. Y finalmente, se consideró la investigación realizada por Kinda y Achonu (2012) denominada como “*Construyendo un modelo de credit scoring para el ahorro y crédito mutuo de la zona de Potou (MECZOP) / Senegal*”, en el cual se determina que la principal ventaja de un modelo de regresión, es que muestra claramente la regresión entre el riesgo de crédito y sus características, por lo tanto, tiene un fuerte poder predictivo. Los resultados del estudio demostraron que las variables edad, historial del reembolso, género, garantía y frecuencia del reembolso son variables estadísticamente significativas en lo que respecta a su relación con la probabilidad de pago en el modelo logit. El modelo utilizó una muestra de 30 prestatarios durante un año y que solo constituían préstamos al por menor.

En el contexto de Senegal, el riesgo de crédito se ha identificado como una amenaza para la sostenibilidad del acceso al crédito en el contexto rural. Y que las consecuencias de la mala gestión de riesgo son graves. Y que una vez, que se confirmó la capacidad del modelo, este es capaz de ser utilizado para seleccionar a los prestatarios con más criterio, por lo que se podrían definir umbrales de puntuación que correspondan a la aceptación, rechazo o reevaluación de una solicitud basada en el *score crediticio* del prestatario.

Si bien es cierta la importancia del uso de modelos paramétricos, también se distingue la necesidad de implementar métodos complementarios que permitan aportar aún más al análisis referente al riesgo de crédito. Este estudio propone hacer uso de matrices de transición para calcular la probabilidad de migrar de una categoría de riesgo inicial a otra, durante un periodo de tiempo.

5. En el estudio realizado por Támara Ayús, Aristizabal y Velásquez (2012) “*Matrices de Transición en el Análisis del Riesgo Crediticio como Complemento Fundamental, en el Cálculo de la Pérdida Esperada en una Institución Financiera Colombiana*”, emplean matrices de probabilidades de transición como herramienta de cálculo de la pérdida esperada en una cartera comercial para una institución financiera en Colombia. La información utilizada para el caso de estudio fue de una muestra aleatoria de 1500 clientes con obligaciones en una institución financiera colombiana en un período de 12 meses (agosto 2009 a julio 2010) para cada uno de los cuales la

entidad poseía registros de la calificación del deudor acorde con los días de mora que registraba en ese momento.

6. Según el estudio de Rodríguez y Hernández (2013) denominado "*Matriz de Probabilidad de Transición de Microcréditos: el Caso de una Microfinanciera Mexicana*", pretende que se valoren las ventajas de incluir prácticas probabilísticas en la administración del riesgo y la riqueza de información que cada institución microfinanciera posee, a través de la elaboración de matrices de transición que reflejan el cumplimiento de pago de los deudores en la institución financiera. Esta construcción requiere el manejo de sistemas de calificación dentro de las instituciones financieras de microcrédito y acceso a archivos históricos de la cartera, para generar las frecuencias relativas de las transiciones entre las distintas calificaciones.
7. También se consideró el trabajo investigativo realizado por Aparicio, Gutiérrez, Jaramillo y Moreno (2011) denominado "*Indicadores Alternativos de Riesgo de Crédito en el Perú: Matrices de Transición Crediticia Condicionadas al Ciclo Económico*". En el trabajo mencionado, se analiza la cartera de crédito del sistema financiero peruano a partir del uso de matrices de transición crediticia condicionada al ciclo económico.

Los autores finalmente recomiendan, que el análisis mediante el uso de matrices de transición crediticia se extienda al análisis de otras carteras de créditos (hipotecarios, microempresas, entre otros) con el objetivo de identificar posibles disminuciones en la fortaleza financiera que enfrenta cada grupo de clientes durante el ciclo económico. Y, además los horizontes temporales de análisis deberían diferenciarse por tipo de crédito a fin de recoger de manera adecuada el deterioro real de las carteras crediticias.

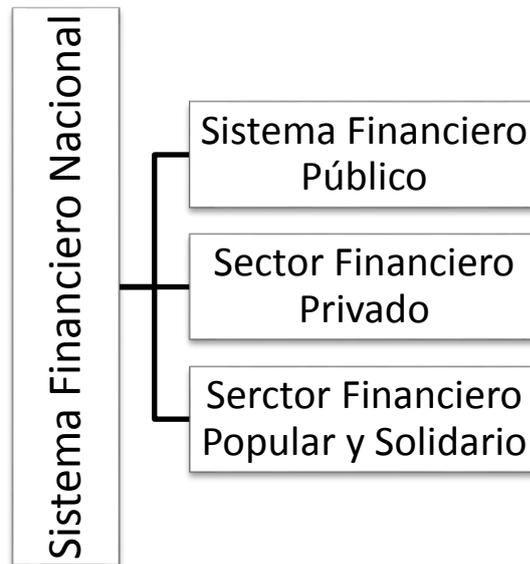
Los autores mencionados anteriormente, concluyeron que las matrices de probabilidad de transición permiten tener una alternativa con fundamentación teórica diferente y que proveyó resultados que pueden ser comparados con el modelo que aplica la institución financiera y el recomendado por la Superintendencia Financiera del país.

## **SISTEMA COOPERATIVO ECUATORIANO**

### **1. SISTEMA COOPERATIVO ECUATORIANO**

Desde el 2008 la Constitución de la República del Ecuador en su Artículo 283, reconoce que el sistema económico está integrado por una organización económica popular y solidaria, que se regulará de acuerdo a la ley e incluirá a los sectores cooperativistas, asociativos y comunitarios.

### Ilustración 1 Conformación del Sistema Financiero Ecuatoriano



**Fuente:** Código Orgánico Monetario y Financiero – Reg. Oficial N° 332

**Elaborado por:** Autora

Dicho sector financiero popular y solidario, está conformado por: 1) cooperativas de ahorro y crédito; 2) cajas centrales; 3) entidades asociativas o solidarias, cajas y bancos comunales y cajas de ahorro; y 4) de servicios auxiliares del sistema financiero y otras calificadas por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria en el ámbito de su competencia.

Las cooperativas son estructuras que realizan actividades financieras entre oferentes, demandantes y usuarios para facilitar la circulación de dinero y la intermediación financiera. Estas entidades financieras son supervisadas y controladas por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.

## 2. SEGMENTACIÓN DEL SECTOR FINANCIERO POPULAR Y SOLIDARIO

La Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera creada en el Artículo 13 del Código Orgánico Monetario y Financiero, publicado en el Segundo Suplemento del Registro Oficial N° 332 del 12 de septiembre de 2014, es responsable de la formulación de las políticas públicas y regulación y supervisión monetaria, crediticia, cambiaria, financiera, de seguros y valores.

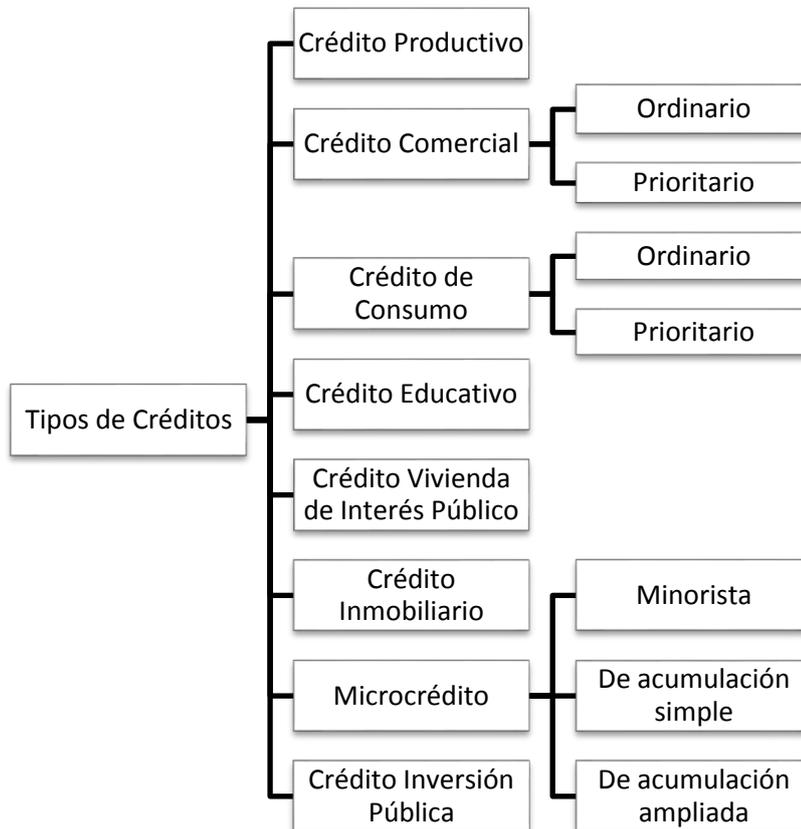
**Tabla 1 Segmentación del Sector Financiero Popular y Solidario**

Segmento	Activos (USD)
1	Mayor a 80'000.000,00
2	Mayor a 20'000.000,00 hasta 80'000.000,00
3	Mayor a 5'000.000,00 hasta 20'000.000,00
4	Mayor a 1'000.000,00 hasta 5'000.000,00
5	Hasta 1'000.000,00 Cajas de Ahorro, bancos comunales y cajas comunales

**Fuente:** Resolución N.º 038-2015-F “Norma para la Segmentación de las Entidades del Sector Financiero Popular y Solidario”

### 3. SEGMENTACIÓN DE LA CARTERA DE CRÉDITO DE LAS ENTIDADES DEL SISTEMA FINANCIERO NACIONAL

**Ilustración 2 Segmentación Cartera de Crédito Sistema Financiero Ecuatoriano**



**Fuente:** Resolución N.º 043-2015-F “Norma que Regulan la Segmentación de la Cartera de Crédito de las Entidades del Sistema Financiero Nacional”

**Elaborado por:** Autora

## GESTIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO

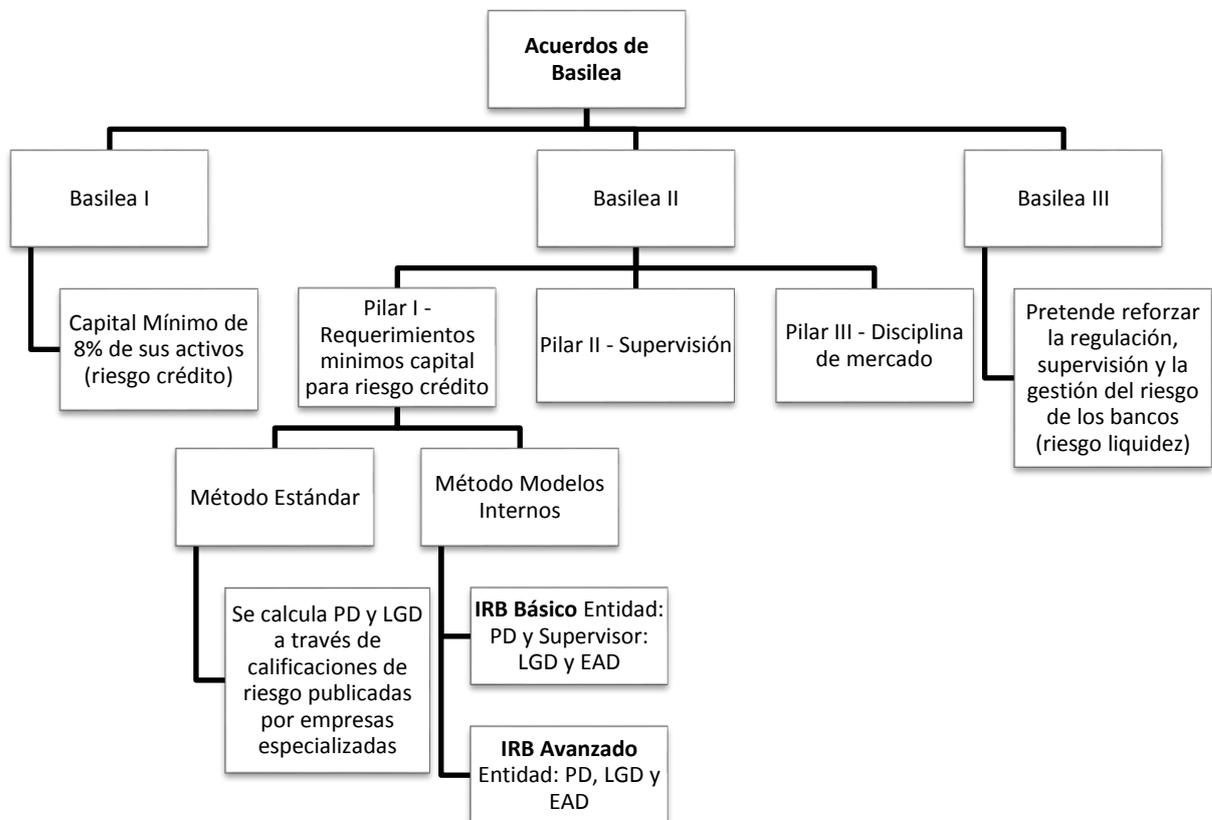
La gestión de riesgos constituye un conjunto de procedimientos utilizados para analizar, identificar, evaluar y controlar los efectos desfavorables que son consecuencia de los riesgos o eventualidades a los que se expone una institución financiera, con la finalidad de reducirlos, mitigarlos, evitarlos o transferirlos. (SBEF, 2008)

### 1. RIESGOS FINANCIEROS

La actividad de toda estructura financiera gira alrededor de factores de diversa índole, llena de incertidumbres y riesgos, a los cuales una organización debe enfrentarse de la mejor manera posible. Uno de los riesgos a los que puede enfrentarse una entidad, es el riesgo financiero, que se entiende como la probabilidad de que surjan eventos adversos y que, sus consecuencias financieras sean negativas. (SBEF, 2008).



### 2. MARCO INTERNACIONAL DE GESTIÓN DE RIESGOS



**Fuente:** De Lara, A. (2018). Medición y Control de Riesgos Financieros.  
**Elaborado por:** Autora

### 3. MARCO NACIONAL DE GESTIÓN DE RIESGOS

El marco regulatorio ecuatoriano ha incorporado la “Norma para la Gestión del Riesgo de Crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito” en la Resolución N° 129-2015-F, en la cual la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera, establece:

**Artículo 4.- De la gestión del riesgo de crédito:** la gestión del riesgo de crédito deberá contemplar como mínimo lo siguiente:

- a) Límites de exposición al riesgo de crédito de la entidad, en los distintos tipos de crédito y de tolerancia de la cartera vencida por cada tipo de crédito, para las cooperativas de los segmentos 1 y 2;
- b) Criterios para la determinación de tasas para operaciones de crédito, considerando entre otros: los montos, plazos, garantías, tipo de productos, destino del financiamiento;
- c) Criterios para definir su mercado objetivo, es decir, el grupo de socios a los que se quiere otorgar créditos: zonas geográficas, sectores socioeconómicos, para las cooperativas de los segmentos 1 y 2; y,
- d) Perfiles de riesgo: características de socios con los cuales se va a operar, como edad, actividad económica, género, entre otros, para las cooperativas de los segmentos 1 y 2.

Así también se deberá considerar lo siguiente:

**Artículo 6.- Responsabilidades del Comité de Administración Integral de Riesgos:** el Comité de Administración Integral de Riesgos deberá:

- a) Aprobar y presentar al Consejo de Administración el informe de la unidad o administrador de riesgos, según corresponda, referido al cumplimiento de políticas y estado de la cartera vigente que incluya la situación de las operaciones refinanciadas, reestructuradas, castigadas y vinculadas;
- b) Aprobar y monitorear en las cooperativas de los segmentos 1 y 2, la implementación permanente de modelos y procedimientos de monitoreo de riesgos para la colocación y recuperación de cartera de crédito;
- c) Recomendar al Consejo de Administración la aprobación del Manual de Crédito propuesto por el área de Crédito; y,
- d) Evaluar los problemas derivados del incumplimiento de políticas, procesos y procedimientos para recomendar a los administradores de la entidad las medidas que correspondan.

#### 4. MÉTODO TRADICIONAL DE CALIFICACIÓN DE CRÉDITO - CINCO C DEL CRÉDITO

Las denominadas Cinco C del Crédito se constituyen en un modelo basado en el análisis de ciertos aspectos de un cliente, en la etapa de calificación de un crédito. Los principales elementos que se toman en cuenta para decidir si se otorga o no un crédito, son los siguientes (Saavedra García & Saavedra García, 2010):

CAPACIDAD	CAPITAL	COLATERAL	CARÁCTER	CONDICIONES
<ul style="list-style-type: none"> <li>•Consiste en evaluar la habilidad y experiencia de la persona en los negocios y como administra los recursos</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Son los valores invertidos en el negocio del acreditado, así como las obligaciones</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Son los elementos que dispone el acreditado para garantizar el cumplimiento del pago del crédito</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Cualidades de honorabilidad y solvencia moral que tiene el deudor para responder al crédito</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Factores exógenos que podrían afectar la marcha del negocio del acreditado y el cumplimiento de la obligación</li> </ul>

La cartera de crédito constituye la principal actividad de las cooperativas de ahorro y crédito y, por lo tanto, origina el principal riesgo que deben gestionar dichas entidades financieras. En consecuencia, las entidades financieras deben establecer procedimientos para medir, identificar, monitorear y mitigar el riesgo de la actividad crediticia, con la finalidad de minimizar los niveles de exposición y limitar las pérdidas potenciales que podrían derivarse. (SBEF, 2008).

Una vez identificados los factores que intervienen en la colocación de créditos, así como la segmentación del sector financiero popular y solidario y los tipos de crédito, se determina que, para el presente análisis se utilizará la base de datos de los microcréditos otorgados de una Cooperativa de Ahorro y Crédito del segmento 2, durante el período 2014 al 2018 de la ciudad de Cuenca.

### MODELOS DE SCORE CREDITICIO

El *score* de crédito es el conjunto de herramientas estadísticas que estudia el comportamiento de los clientes, con la finalidad de prevenir el riesgo de incumplimiento de una obligación que contrae un cliente con una institución financiera. Mediante el análisis de su comportamiento crediticio se pretende descifrar el patrón de comportamiento que pueda pronosticar si la operación de crédito entrará o no, en incumplimiento o *default*. El *scoring* realiza un seguimiento de los socios que ya forman parte de una entidad financiera y que, para el análisis presente se denominará como Cooperativa.

En términos generales, el procedimiento de elaboración del modelo de *credit scoring* consiste en obtener información tanto cuantitativa y cualitativa de los socios de la cooperativa, así

como las características del crédito al momento de otorgarlo, con la finalidad de encontrar patrones de comportamiento que se relacionen, permitiendo predecir la probabilidad de incumplimiento de los créditos.

Los modelos de *scoring* pueden diseñarse dependiendo del uso que requiera la institución financiera, bien sea para el momento de la solicitud de crédito con el fin de solucionar su aprobación, o para dar seguimiento a los créditos, con el propósito de monitorear a los socios existentes en la cooperativa. Por otro lado, también varían dichos modelos en función de cuáles serán las variables para su análisis, en este sentido si se trata de modelos para la cartera de microcrédito, generalmente se podrán utilizar variables socioeconómicas o datos de emprendimiento productivo, mientras que al tratarse de créditos corporativos se utilizan, variables extraídas de los estados financieros, el sector económicos y proyecciones de flujos. (Arenas Díaz, Boccardi Rodriguez, & Piñeyrua Ibáñez, 2012).

Según la literatura con respecto al *score* de crédito, existen diversos modelos de técnicas estadísticas paramétricas y no paramétricas, que permiten la medición del riesgo de crédito, pero que cada uno de ellas es conveniente dependiendo de las características particulares de cada caso, es decir, de la estructura de los datos, las variables, el esquema de comportamiento, así como del tamaño de la muestra, entre otros. Durante los años setenta los procedimientos empleados para el *score* de crédito han ido evolucionando en técnicas matemáticas, econométricas y de inteligencia artificial, en todos estos procedimientos se toma en cuenta información del socio contenida en las solicitudes de crédito, en fuentes internas y externas de información.

A continuación, se presenta un resumen de los principales trabajos en materia de *credit scoring*, según Salvador Rayo, Juan Lara y David Camino, en su artículo denominado "Un Modelo de *Credit Scoring* para Instituciones de Microfinanzas en el Marco de Basilea II":

## 1. ANÁLISIS DISCRIMINANTE

Este análisis consiste en una técnica multivariante que permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables independientes con la intención de clasificar una serie de casos en grupos definidos y excluyentes entre sí. Altman (1968) desarrollo la metodología de *Z-score* aplicando variables explicativas en forma de ratios.

- Ventajas: existe un buen rendimiento para grandes muestras y es técnicamente conveniente en la estimación.
- Desventajas: los problemas estadísticos, estimadores ineficientes y no arrojan probabilidades de impago.

La *Z-score* se interpretaba a través de las variables de ingresos netos/ventas, ganancias retenidas/activos, EBIT/activos, valor del mercado del patrimonio neto/valor libros de la deuda y ventas/activos.

## 2. MODELOS DE PROBABILIDAD LINEAL

Estos modelos utilizan un enfoque de regresión por mínimos cuadrados, donde la variable dependiente es *dummy* y toma el valor de uno (1) si un cliente es fallido y el valor de cero (0) si el cliente cumple con su obligación de pago.

- Ventajas: buen rendimiento para muestras grandes, sugieren probabilidades de impago y los parámetros son de interpretación sencilla.
- Desventajas: son estimadores ineficientes y las probabilidades estimadas podrían quedar fuera del intervalo (0,1).

## 3. MODELOS LOGIT

Los modelos de regresión logística permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente de clasificarse como no pagador o pagador. La clasificación se realiza de acuerdo con el comportamiento de ciertas variables independientes de cada individuo.

- Ventajas: buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos, dan como resultado probabilidades de impago, tienen un buen rendimiento respecto a la metodología y resultados.
- Desventajas: existe cierta dificultad de interpretación de los datos.

Además, este modelo presenta la ventaja de medir la probabilidad de incumplimiento dentro de un rango de variación entre cero y uno. El autor Wiginton (1980) fue uno de los primeros autores en realizar un estudio comparativo entre el análisis discriminante y el modelo logit en el que determinó que este último procedimiento ofrecía un porcentaje de clasificación mejor que el análisis discriminante.

## 4. MODELOS DE PROGRAMACIÓN LINEAL

Es un método dentro de los modelos no paramétricos del *score* de crédito. Este tipo de modelo presenta validez cuando se desconoce la forma que puede mantener la relación funcional entre las variables y permiten programar sistemas de asignación de *rating* sin perder de vista el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados:

- Ventajas: es un modelo apto para una gran cantidad de variables, es de gran flexibilidad y no requiere una especificación previa del modelo.
- Desventajas: no estima probabilidades de impago, es de difícil comprensión y existe inexactitud en la predicción.

## 5. REDES NEURONALES

Es una técnica no paramétrica, que trata de imitar al sistema nervioso, de modo que se construye sistemas con cierto grado de inteligencia. La red se forma de una serie de nodos, que se encuentran interconectados entre sí. Como nodos de entrada se utilizan las variables de operación de crédito, y como nodos de salida sería la variable respuesta definida como la probabilidad de no pago.

- Ventajas: es de gran predicción para muestras pequeñas, es un modelo flexible y no requiere de una especificación previa del modelo.
- Desventajas: no estima directamente parámetros ni probabilidades de no pago y son de difícil comprensión.

## 6. ÁRBOLES DE DECISIONES

Es una metodología que no está sujeta a supuestos estadísticos referentes a distribuciones o formas funcionales, presentan relaciones visuales entre las variables de respuesta y el riesgo; por ello este método es muy usado en el *score* de crédito.

- Ventajas: es de mejor rendimiento para varios autores, es un modelo de gran flexibilidad y no requiere de ninguna especificación previa del modelo.
- Desventajas: no estima parámetros ni probabilidades de incumplimiento y son modelos de difícil comprensión.

Sin embargo, a pesar de las limitaciones para la obtención de información, los modelos estadísticos ofrecen generalmente, buenos resultados y son de gran utilidad para una adecuada toma de decisiones. Por lo tanto, de entre todas las técnicas presentadas anteriormente, se ha seleccionado el modelo logit para analizar el riesgo de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito del segmento 2 de la ciudad de Cuenca.

## MODELO LOGIT

Cuando la variable dependiente es binaria, se aplicará un modelo de regresión logística por cuanto su variable de respuesta puede tomar únicamente dos valores posibles, bien sea que el socio paga (0) o el socio no paga (1), con el objeto de evitar los inconvenientes que presentan los modelos de regresión lineal o de análisis discriminante, mencionados anteriormente.

El modelo logit queda definido por la siguiente función de distribución logística, que se puede definir como:

$$P_i = E(Y = 1|X_i) = \frac{1}{1+e^{-\beta_1+\beta_2X_1}} \quad (1)$$

Para facilidad de la exposición, se escribe (1) como:

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} = \frac{e^Z}{1+e^Z} \quad (2)$$

Donde  $Z_i = \beta_1 + \beta_2X_i$ . La ecuación representa lo que se conoce como función de distribución logística.

Es fácil verificar que a medida que  $Z_i$  se encuentra dentro de un rango de  $-\infty$  a  $+\infty$ ,  $P_i$  se encuentra dentro de un rango de 0 a 1 y que  $P_i$  no está linealmente relacionado con  $Z_i$  (es decir con  $X_i$ ) satisfaciendo así lo siguiente: a medida que  $Z_i \rightarrow +\infty$ ,  $e^{-Z_i}$  tiende a cero y a medida que  $Z_i \rightarrow -\infty$ ,  $e^{-Z_i}$  aumenta indefinidamente. Y se debe recordar que  $e = 2.71828$ . Pero parece que, al satisfacer estos requerimientos, se ha creado un problema de estimación porque  $P_i$  es no lineal no solamente en  $X$  sino también en los  $\beta$ , como puede verse claramente a partir de la ecuación (1). Esto significa que no se puede utilizar el procedimiento de MCO para estimar los parámetros. Pero este problema es más aparente que real porque la ecuación (1) puede linealizarse, lo cual puede verse de la siguiente manera. (Gujarati, 2003)

Si  $P_i$  esta dada por la ecuación (2), entonces  $(1 - P_i)$ , es:

$$1 - P_i = \frac{1}{1+e^{Z_i}} \quad (3)$$

Por consiguiente, se puede escribir así:

$$\frac{P_i}{1-P_i} = \frac{1+e^{Z_i}}{1+e^{-Z_i}} = e^{Z_i} \quad (4)$$

Ahora  $P_i/(1 - P_i)$  es sencillamente la razón de probabilidades. Ahora, si se toma el logaritmo natural de la ecuación (4), se obtiene un resultado interesante, a saber:

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_2 \quad (5)$$

Es decir,  $L$ , el logaritmo de la razón de probabilidades no es solamente lineal en  $X$ , sino también (desde el punto de vista de estimación) lineal en los parámetros,  $L$  es llamado *Logit* y de aquí el modelo *logit* para modelos como la ecuación (5). A continuación, se detallan las características del modelo *logit* (Gujarati, 2003):

1. A medida que  $P$  va de 0 a 1 (es decir a medida que  $Z$  varía de  $-\infty$  a  $+\infty$ , el logit  $L$  va de  $-\infty$  a  $+\infty$ . Es decir, aunque las probabilidades se encuentran entre 0 y 1, los logit no están acotados en esa forma.
2. Aunque  $L$  es lineal en  $X$ , las probabilidades en sí mismas no lo son.
3. Aunque el modelo anterior se ha incluido sólo una variable  $X$ , o regresora, se pueden añadir tantas regresoras como se requiera.
4. Si  $L$ , el logit, es positivo, significa que cuando el valor de las regresoras se incrementa, aumentan las posibilidades de que las regresadas sean igual a 1. Si  $L$  es negativo, las posibilidades de que la regresada iguale a 1 disminuyen conforme el valor de  $X$  se incrementa.
5. De manera más formal, la interpretación del modelo dado en la ecuación (5) es la siguiente:  $\beta_2$ , la pendiente, mide el cambio en  $L$  ocasionado por un cambio

unitario en  $X$ . La intersección  $\beta_1$  al igual que la mayoría de las interpretaciones de intersecciones, esta interpretación puede no tener significado físico alguno.

6. En el modelo *logit* se supone que el logaritmo de la razón de probabilidades está relacionado linealmente con  $X_i$ .
7. Mientras que el Modelo Lineal de Probabilidad supone que  $P_i$  esta linealmente relacionado con  $X_i$ , el modelo *logit* supone que el logaritmo de la razón de probabilidades está relacionado linealmente con  $X_i$ .

Tabla 2 Modelos de *Credit Scoring*

AUTORES	TITULO	METODO UTILIZADO	VARIABLES UTILIZADAS	RESULTADOS
Juan Lara Rubio, Manuel Pedro Rodríguez Bolívar y Salvador Rayo Cantón.	Un caso empirico en la evaluación del riesgo de crédito de una institución de microfinanzas peruana	Modelo logit	Zona agencia, situación laboral, índice de liquidez, índice de endeudamiento, créditos concedidos, destino crédito, tipo garantía, pronóstico crédito vencido, tasa de cambio.	Predice un 78,3% de los créditos, corroborando la validación del modelo. Ajuste aceptable de la regresión. El modelo se constituye como una herramienta complementaria para el analista de crédito.
Elaine Aparecida Araujo y Charles Ulises de Montreuil Carmona	Desempeño de Modelos de Credit Scoring con Enfoque de Regresión Logística para la Gestión de la Inadmisión en una Institución de Microcrédito	Modelo logit	<b>Modelo aprobación crédito:</b> número de préstamos, valor del préstamo, tiempo de funcionamiento (préstamos para emprendimientos con mayor horizonte temporal). <b>Modelo comportamiento crédito:</b> resultados netos del negocio, número de parcelas, valor del préstamo, tiempo de funcionamiento, estado civil, número de dependientes, agencia de crédito, atrasos anteriores.	Ambos modelos contribuyen con la reducción de costos operativos y de la probabilidad de incumplimiento. Así como también permite identificar características adicionales del solicitante de crédito. Y que se debe considerar la implementación de trabajos de esta naturaleza, ya que los resultados podrían ser pertinentes para otras instituciones de microcrédito. Además, proporciona información para el perfeccionamiento de técnicas de gestión.
Joris Van Gool, Bart Baesens, Piet Sercu y Wouter Verbeke	Un Análisis de la Aplicabilidad de un Credit Scoring para las Microfinanzas	Modelo logit	Edad, experiencia laboral, ganancias netas del negocio, capital del negocio, registro del negocio, ganancias netas del hogar, capital del hogar, otras deudas, propósito del préstamo, duración, año de inicio.	En conclusión, se pudo afirmar que los modelos generalmente califican bien la mayoría de las expectativas de riesgo. Sin embargo, para algunas variables la estimación fue débil, lo que implica una oportunidad para que el prestamista aprenda sobre su exposición al riesgo. Establece que el score de crédito puede convertirse en una herramienta para refinar el proceso de crédito de las instituciones de microfinanzas.
Ousséni Kinda y Audrey Achonu	Construyendo un modelo de credit scoring para el ahorro y crédito mutuo de la zona de Potou (MECZOP) / Senegal	Modelo logit	Edad, edad al cuadrado, sexo, historial de reembolso, número de créditos, garantía, experiencia del oficial del préstamo, monto del préstamo, frecuencia de los reembolsos, años de experiencia en la actividad económica.	El modelo de score de crédito permite una mayor comprensión del comportamiento de las variables relevantes que influyen significativamente en el reembolso tardío. Una vez confirmado el poder predictivo del modelo, se podrá utilizarlo para seleccionar a sus prestatarios con más criterio. Además pertiría definir umbrales de calificación para la aceptación, rechazo o refinanciación de créditos.

## MATRIZ DE TRANSICIÓN

La matriz de probabilidad de transición implica la conformación de un conjunto de prestatarios determinados con cierta calificación de riesgo que presentan en un momento inicial y su comportamiento de migración en su calificación de riesgo, al finalizar un período. En el caso del riesgo de crédito, las probabilidades medidas corresponden a las transiciones entre las calificaciones que puede sostener un tipo de crédito, incluyendo su permanencia dentro de la misma categoría de riesgo o calificación. (Rodríguez Vásquez & Hernández Vaquero, 2013)

Según los autores del estudio económico *“Matriz de Probabilidad de Transición de Microcréditos: el caso de una Microfinanciera Mexicana”*, las cadenas de Markov son modelos probabilísticos usados para predecir el comportamiento a corto y largo plazo de un sistema. Dicho comportamiento se refleja en un conjunto colectivamente exhaustivo de estados que son mutuamente excluyentes entre sí. Los procesos ocurren en períodos discretos y la probabilidad de estar en un estado  $j$  al final de un periodo  $t+1$ , cuando al final del periodo  $t$  se estaba en el estado  $i$ , es la probabilidad condicional de estar en el estado  $j$  al final de un periodo  $t+1$ , dado que al final del periodo  $t$  se encontraba en el estado  $i$ , sin importar los estados intermedios por lo que se la cadena atraviesa hasta llegar al final del periodo  $t$ . Lo mismo resulta en la calificación de un crédito, es decir: al final de un periodo de evaluación (fecha corte un crédito tiene cierta calificación de acuerdo a una escala.

Para el uso de esta metodología en el análisis presente, se considerará un esquema de 5 calificaciones, A sería la calificación de un crédito cuyo importe exigible a la fecha de calificación es pagado en su totalidad y con un rango de atraso de hasta 35 días después de la fecha acordada; de manera similar B, corresponde a la evaluación de un crédito que liquida su importe exigible entre el día 36 al 65 después de la fecha en que debió pagar la cuota del crédito; C para los atrasos correspondientes a partir del día 66 hasta el día 95; D corresponde a aquellas créditos liquidados entre 96 hasta 125 días y E como crédito recuperado que sobrepasan los 125 días. El esquema de atraso, corresponde al Artículo 16.- Criterios de calificación, en el cual las entidades deberán calificar la cartera de crédito en función de los días de morosidad y al segmento de crédito al que pertenecen, publicado en la Norma Reformatoria a la Norma para la Gestión del Riesgo de Crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito, que emite la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera a través de la Resolución 367-2017-F.

**Tabla 3 Calificación de la cartera de microcrédito y contingentes en función de la morosidad.**

NIVEL DE RIESGO	CATEGORIA	MICROCRÉDITO
		DIAS DE MOROSIDAD
Riesgo Normal	A1	De 0 hasta 5
	A2	De 6 hasta 20
	A3	De 21 hasta 35
Riesgo Potencial	B1	De 36 hasta 50
	B2	De 51 hasta 65
Riesgo Deficiente	C1	De 66 hasta 80
	C2	De 81 hasta 95
Dudoso Recaudo	D	De 96 hasta 125
Pérdida	E	Mayor a 125

**Fuente:** Código Orgánico Monetario y Financiero – Reg. Oficial N.º 332

**Elaborado por:** Autora

Con base a lo anterior, se puede construir una matriz de probabilidades de transición con  $i$  filas y  $j$  columnas, satisfaciendo las siguientes condiciones: (Támara Ayús, Aristizábal, & Velásquez, 2012)

1. Todos los elementos de la matriz son no negativos, por lo tanto,  $p_{ij} > 0$ .
2. La suma de los elementos de cada fila es igual a 1, por lo tanto,  $\sum p_{ij} = 1$  para todo  $i$ .

Categoría inicial	Categoría después de transición				
	1	2	3	...	j (default)
1	P11	P12	P13		P1j
2	P21	P22	P23		P2j
...					
...					
$i - 1$	$P(i-1)1$	$P(i-1)2$	$P(i-1)3$		$P(i-1)j$
$i$ (default)	0	0		...	1

Donde  $p_{ij}$  representa la fracción de créditos con la calificación  $i$  que tienen un periodo después calificación  $j$ .

Para este estudio se ha utilizado el método discreto, en el cual se considerará la migración de una calificación al inicio del periodo hacia una calificación al final del mismo periodo (sin considerar calificaciones intermedias), donde las probabilidades de transición se calculan de la siguiente manera:

$$P_{ij} = N_{ij}/N_i$$

Donde:

$i$ : se refiere a la calificación inicial del crédito, que puede tomar valores A, B, C, D, o E.

$j$ : se refiere a la calificación final del crédito, que puede tomar valores A, B, C, D, o E.

$P_{ij}$ : es la probabilidad de que un deudor con calificación crediticia  $i$  pueda migrar a otra calificación crediticia  $j$  en un tiempo determinado.

$N_{ij}$ : es la cantidad de créditos que iniciaron en un periodo determinado de tiempo en la calificación  $i$  y terminaron al finalizar el periodo con una calificación  $j$ .

$N_i$ : es la cantidad de créditos que estaban en la calificación  $i$  al inicio del periodo.

Después de calcular las  $p_{ij}$  para cada momento del tiempo de la muestra analizada, se procede a calcular las  $p_{ij}$  promedio, que representan las probabilidades de transición de todo el periodo estudiado. (Támara Ayús, Aristizábal, & Velásquez, 2012) Así:

$$P_{ij}promedio = \sum_{t=0}^T WtP_{ij}(t)$$

Donde:

$W_t$ : ponderación para cada momento del tiempo analizado.

Con la finalidad de poder analizar la migración de una calificación a otra en el final de un periodo, se debe realizar en función de la información que dispone la institución financiera al momento de realizar la calificación respectiva, la cual se realiza en base a la documentación financiera en ese momento acompañada por la situación del sector, el comportamiento histórico de pagos, el nivel de endeudamiento, entre otros factores determinantes de la calificación de riesgo. (Támara Ayús, Aristizábal, & Velásquez, 2012)

Según lo mencionado en el presente capítulo y conforme a la metodología explicada, se procederá a elaborar un modelo de *score* de microcrédito, así como se empleará las matrices de probabilidad de transición para una Cooperativa de Ahorro y Crédito que forma parte del segmento 2 del sistema cooperativo financiero, con el objeto de evaluar el comportamiento de los microcréditos.

## CAPITULO 2

### INDICES FINANCIEROS DEL SECTOR COOPERATIVO SEGMENTO 2 Y DE LA ENTIDAD FINANCIERA

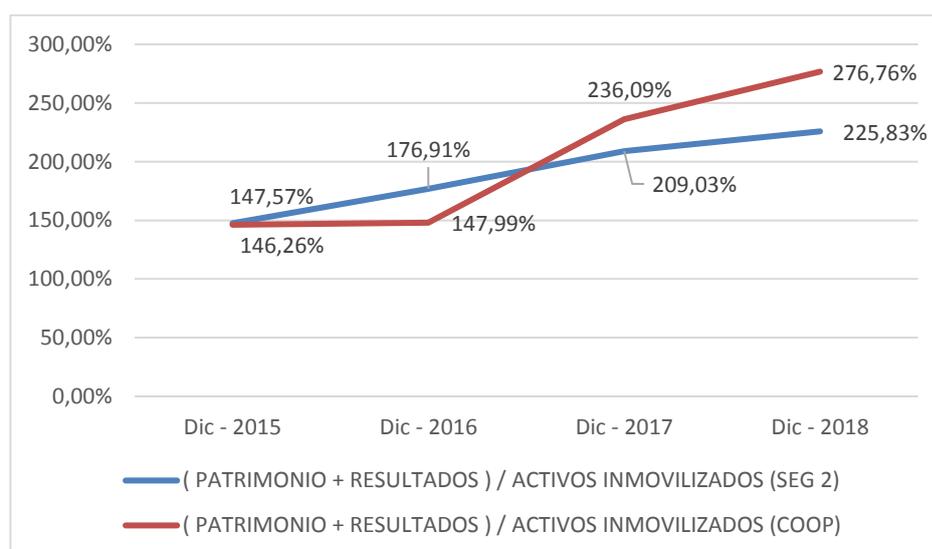
Dentro del presente apartado se realiza un análisis de los principales indicadores financieros del Segmento 2 y de la Entidad Financiera analizada, con la información disponible en los Boletines Financieros de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, publicada a partir del año 2015 hasta el año 2018.

Dicha Entidad Financiera se crea un 26 de junio de 1963; con la finalidad de contribuir con el desarrollo comercial de la localidad azuaya, mediante ayuda financiera a pequeñas empresas comerciales. En la ciudad de Cuenca, según Acuerdo Ministerial N.º 8956 emitido el 17 de mayo de 1967, se constituye jurídicamente la Cooperativa de Ahorro y Crédito que es objeto de este estudio.

La iniciativa nace a partir del crecimiento económico de ese entonces, teniendo como meta el financiamiento de proyectos productivos y empresariales mediante apoyo cooperativista. Tanto la visión como la misión de la entidad, están basadas en el bienestar de la provincia del Azuay y sus estrategias están direccionadas al mejoramiento continuo de la organización.

La información utilizada a continuación, corresponde a una Cooperativa de Ahorro y Crédito del segmento 2, ubicada su oficina matriz en la ciudad de Cuenca y que por razones de privacidad y seguridad se denominará como la Entidad Financiera.

**Ilustración 3 Suficiencia Patrimonial del Segmento 2 vs Cooperativa**

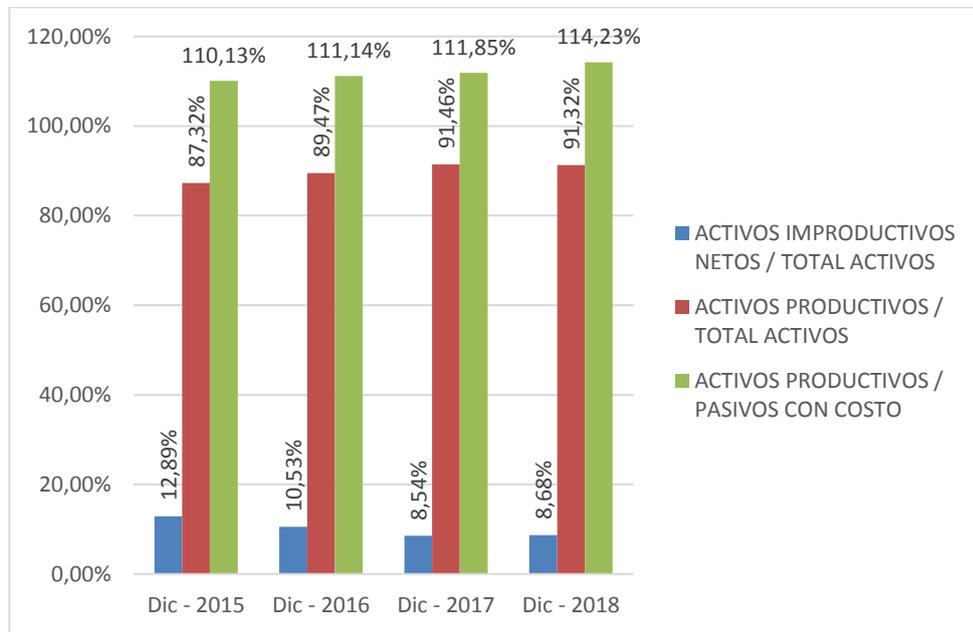


**Fuente:** Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 – SEPS

**Elaborado por:** Autora

La ilustración 3 nos da a conocer la posición del patrimonio efectivo frente a los activos inmovilizados del Segmento 2 y de la Cooperativa, los cuales presentan una mejor posición a partir del año 2016, incrementando la cobertura patrimonial de activos.

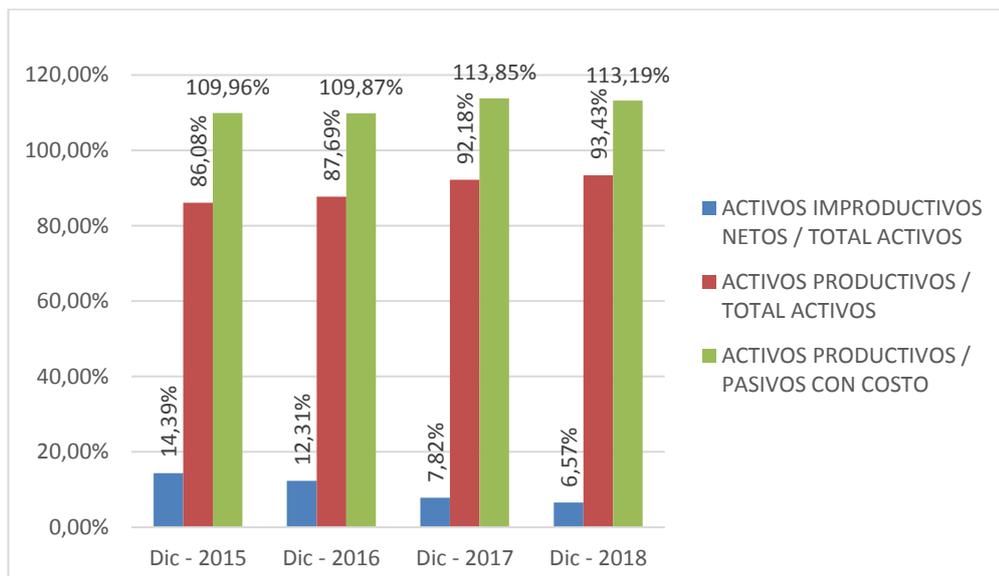
**Ilustración 4 Índice de Estructura y Calidad de Activos del Segmento 2**



Fuente: Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 – SEPS

Elaborado por: Autora

**Ilustración 5 Índice de Estructura y Calidad de Activos de la Cooperativa**



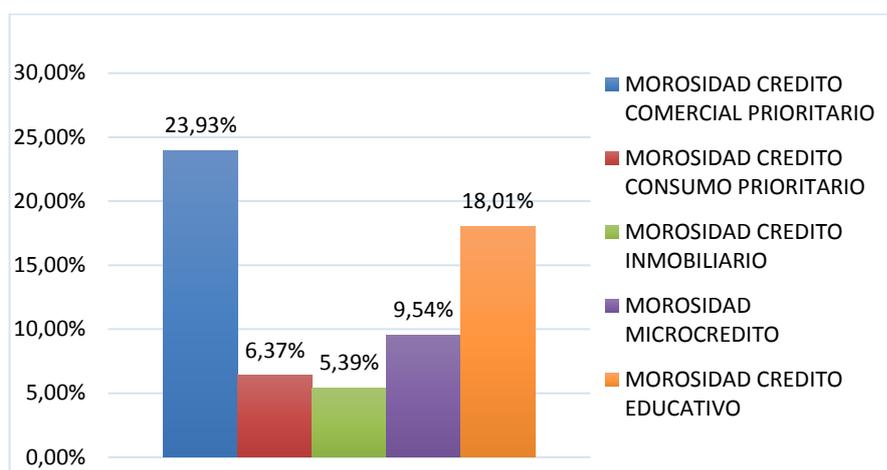
Fuente: Boletines Financieros del período 2015 al 2018 – SEPS

Elaborado por: Autora

La Ilustración 4 y 5, nos indica la relación de los activos improductivos netos que mantiene el Segmento 2 y la Cooperativa, que han ido mejorando durante el periodo 2015 al 2018, procurando mantener la eficiencia destinando recursos en activos productivos. Mientras que

la proporción de los activos productivos netos, ha incrementado su calidad mejorando su eficiencia en la colocación de créditos en el mercado respectivamente. Y finalmente, el índice de activos productivos vs pasivos con costo, ha ido incrementando a lo largo del periodo, es decir existe una mejora en la eficiencia en la colocación de recursos captados tanto en el Segmento como en la Entidad Financiera.

**Ilustración 6 Índice de Morosidad Promedio del Segmento 2**

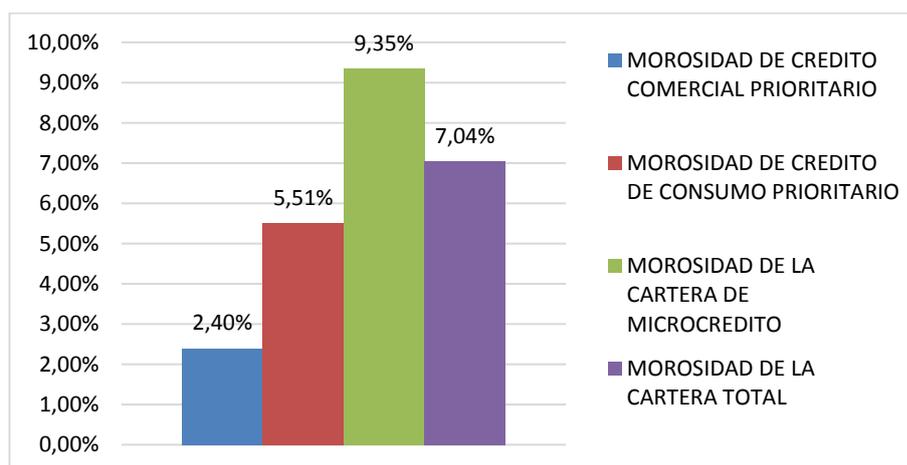


Fuente: Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 - SEPS

Elaborado por: Autora

Como se puede observar en la Ilustración 6 el retraso o incumplimiento de pago, es más elevado en la cartera de crédito comercial prioritario con un 23,93% respecto a las demás carteras, seguido del crédito educativo con un 18,01%.

**Ilustración 7 Índices de Morosidad Promedio de la Cooperativa**

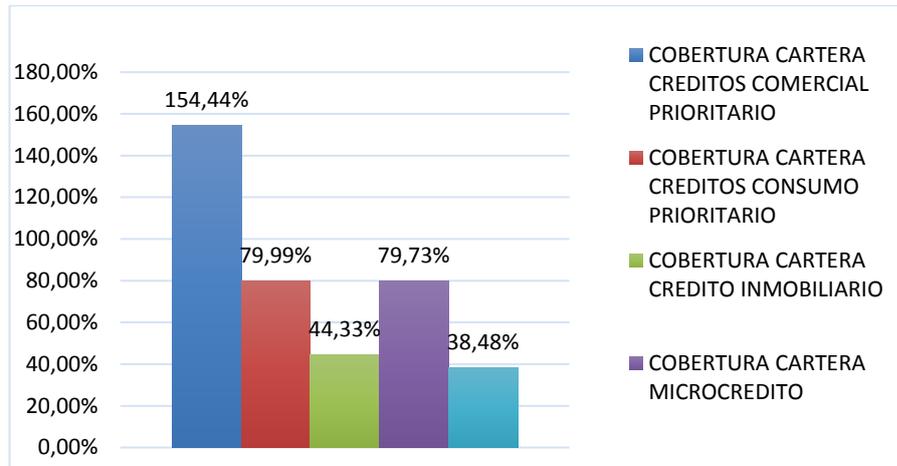


Fuente: Boletines Financieros del período 2015 al 2018 - SEPS

Elaborado por: Autora

Mientras que, en Ilustración 7 el retraso o incumplimiento de pago es más elevado en la cartera de microcrédito con un 9,35% con respecto a la cartera de consumo 5,51% y la cartera comercial con un 2,40%.

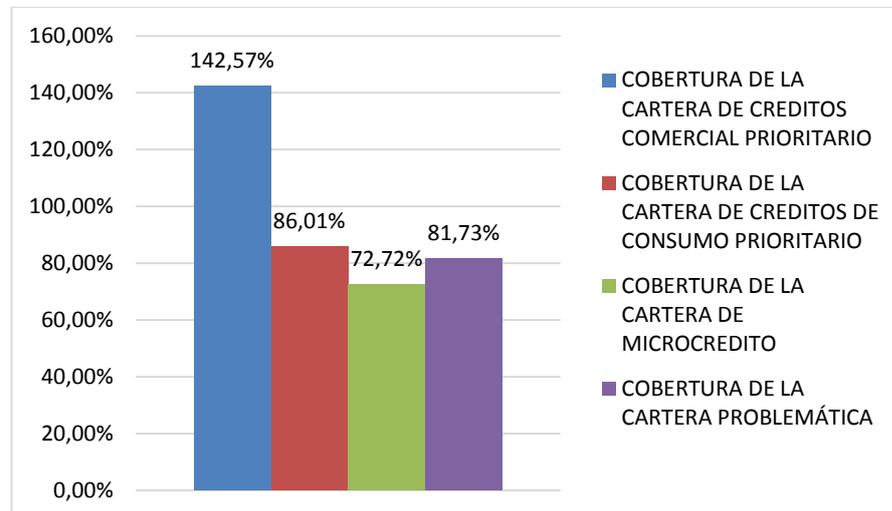
**Ilustración 8 Índice Promedio de Cobertura de Provisiones para Cartera Improductiva del Segmento 2**



Fuente: Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 - SEPS  
 Elaborado por: Autora

En la ilustración anterior se puede observar el nivel de protección que el Segmento 2 ha asumido frente al riesgo de cartera morosa durante el periodo 2015 al 2018 en promedio. Demostrando un mejor índice de cobertura en la cartera de créditos comerciales prioritarios con un 154,44%, seguido de una cobertura de 79,99% en la cartera de créditos de consumo prioritario. Por lo tanto, el segmento establece una contingencia de dichas carteras que caen en mora a través de la construcción de provisiones.

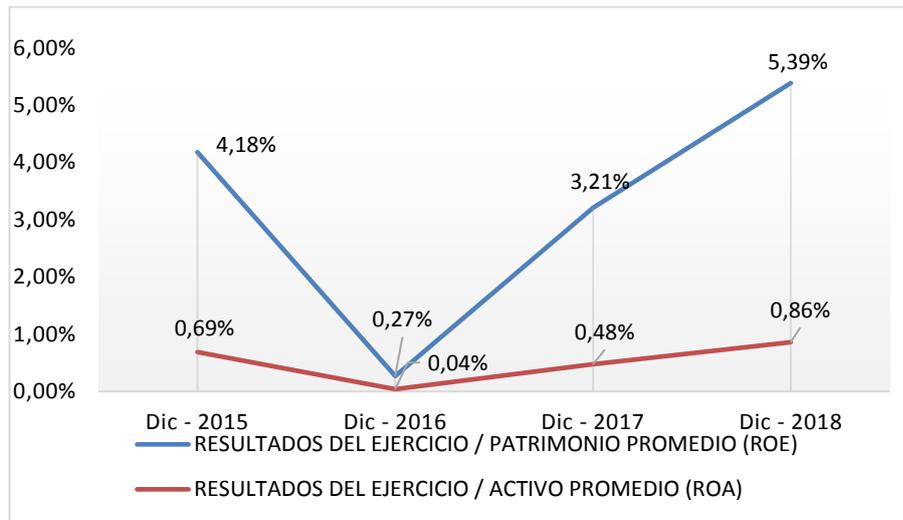
**Ilustración 9 Índice Promedio de Cobertura de Provisiones para Cartera Improductiva de la Cooperativa**



Fuente: Boletines Financieros del período 2015 al 2018 – SEPS  
 Elaborado por: Autora

En la ilustración 9 se puede observar el nivel de protección promedio que la Entidad Financiera ha adquirido frente al riesgo de cartera morosa. Dando a conocer que ha mejorado los índices de cobertura, estableciendo la suficiencia de contingencia de la cartera que cae en mora, a través de la construcción de provisiones.

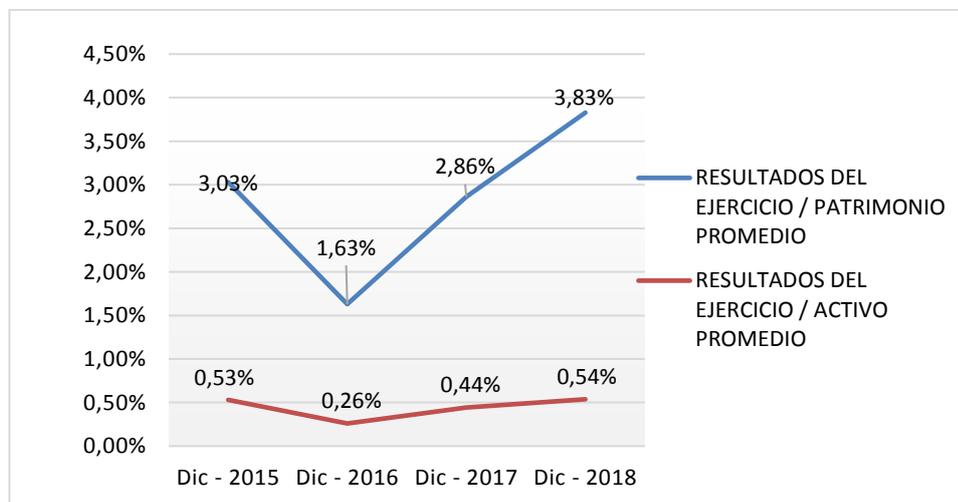
**Ilustración 10 Rentabilidad del Segmento 2**



**Fuente:** Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 – SEPS  
**Elaborado por:** Autora

El nivel de (ROE) retorno generado por el patrimonio invertido por los accionistas y del (ROA) retorno generado por el activo, se han visto incrementados a partir del año 2017, por lo tanto, el Segmento 2 busca cubrir el capital invertido por los socios, así como también permite fortalecer el patrimonio.

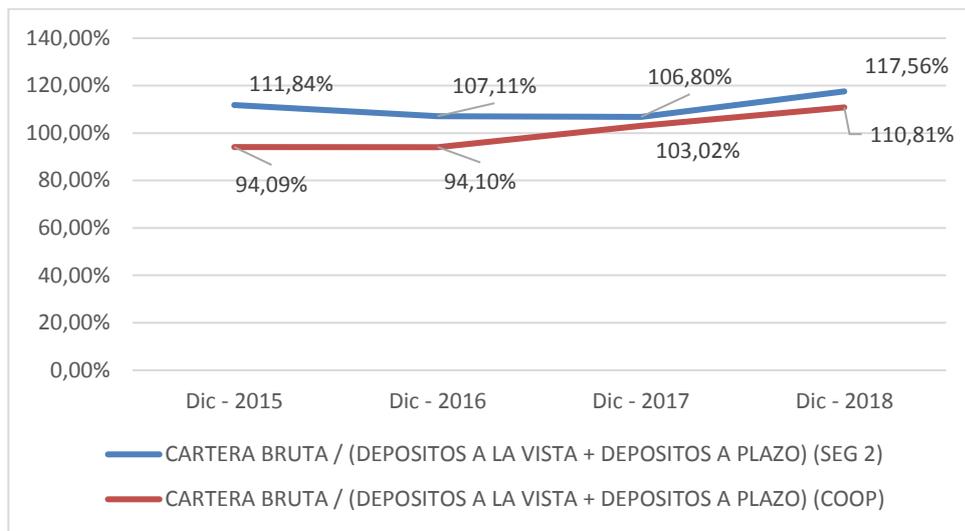
**Ilustración 11 Rentabilidad de la Cooperativa**



**Fuente:** Boletines Financieros del período 2015 al 2018 – SEPS  
**Elaborado por:** Autora

Con respecto a la cooperativa, el nivel del (ROE) retorno generado por el patrimonio invertido por los accionistas (socios) de Entidad Financiera de igual manera ha ido incrementando a partir del año 2017, por lo tanto, la Cooperativa buscó cubrir el capital invertido por los accionistas (socios). Mientras que el nivel de (ROA) retorno generado por el activo, en cierta medida se incrementa a partir del año 2017, es decir la Entidad genera ingresos que permiten fortalecer al patrimonio.

**Ilustración 12 Intermediación Financiera del Segmento 2 vs Cooperativa**

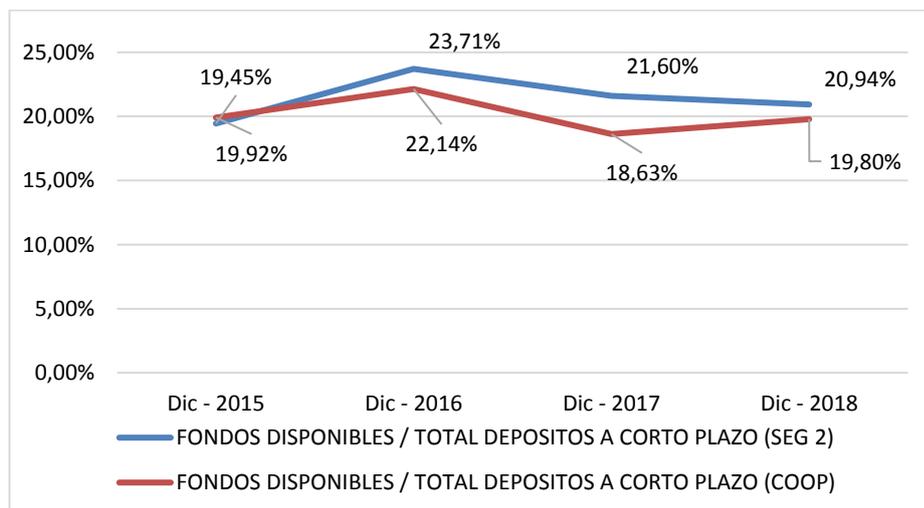


**Fuente:** Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 - SEPS

**Elaborado por:** Autora

Como podemos observar, el indicador de intermediación financiera del Segmento 2 se reduce durante los años 2016 y 2017, pero a partir del año 2018 mejora el índice tornándose más eficiente en la colocación de créditos en función de la cantidad de depósitos a la vista y a plazo que recepta. Mientras que el indicador de intermediación financiera de la Cooperativa, incrementa a partir del año 2016, es decir que la Entidad es eficiente en la colocación de créditos en función de la cantidad de depósitos a la vista y a plazo que recepta.

**Ilustración 13 Liquidez Corriente del Segmento 2 vs Cooperativa**



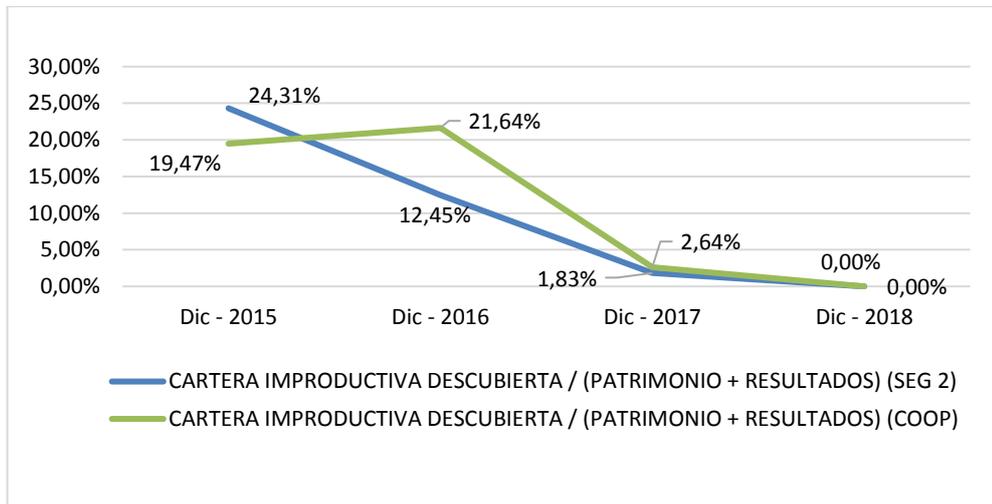
**Fuente:** Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 - SEPS

**Elaborado por:** Autora

Según la Ilustración 13 existe una disminución de liquidez a corto plazo (que constituye obligaciones inmediatas del segmento) a partir del año 2017 es decir, el Segmento 2 reduce su capacidad de responder a los requerimientos de efectivo inmediato durante el período de análisis. Así como también de la Cooperativa, sin embargo, el indicador mejora la capacidad

de responder a los requerimientos de efectivo inmediatos a partir del año 2018, que corresponden a las obligaciones inmediatas de una entidad financiera.

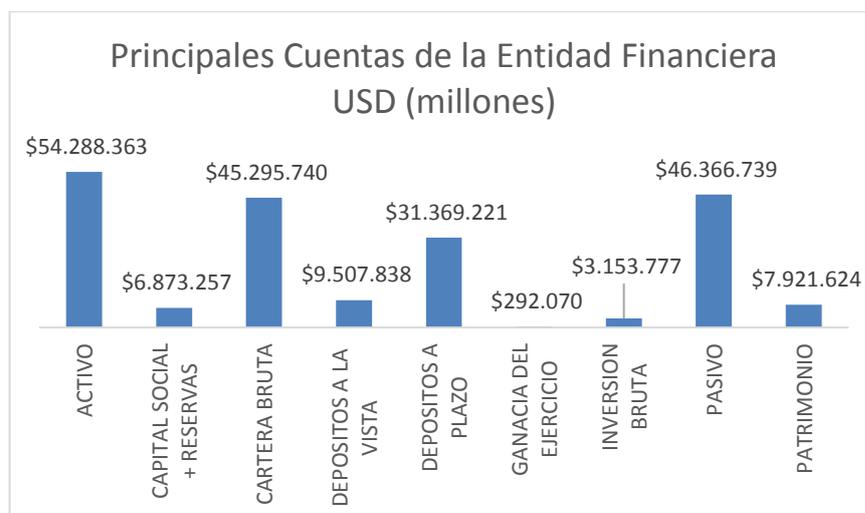
**Ilustración 14 Vulnerabilidad del Patrimonio del Segmento 2 vs Cooperativa**



**Fuente:** Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 - SEPS  
**Elaborado por:** Autora

Como podemos observar en la Ilustración 14 para el Segmento 2 el índice de cartera improductiva descubierta en relación al patrimonio y resultados está reduciéndose, lo que significa que se reduce el riesgo potencial de incobrabilidad y por ende puede convertirse en un ingreso para las entidades financieras que conforman el Segmento 2. Similar situación es para la Cooperativa, donde el índice de cartera improductiva descubierta en relación al patrimonio y resultados está reduciéndose y, por lo tanto, reduce el riesgo potencial de incobrabilidad.

**Ilustración 15 Principales Cuentas de la Cooperativa**



**Fuente:** Boletín Financiero de enero a diciembre de 2018 – SEPS  
**Elaborado por:** Autora

En promedio la Cooperativa se ubica en el puesto N.º 15 del ranking de participación de las cuentas principales de todas las cooperativas que forman parte del segmento 2, siendo su cuenta "Ganancia del Ejercicio" la que ocupa el puesto más distante (N.º 27) de los demás grupos de cuentas.

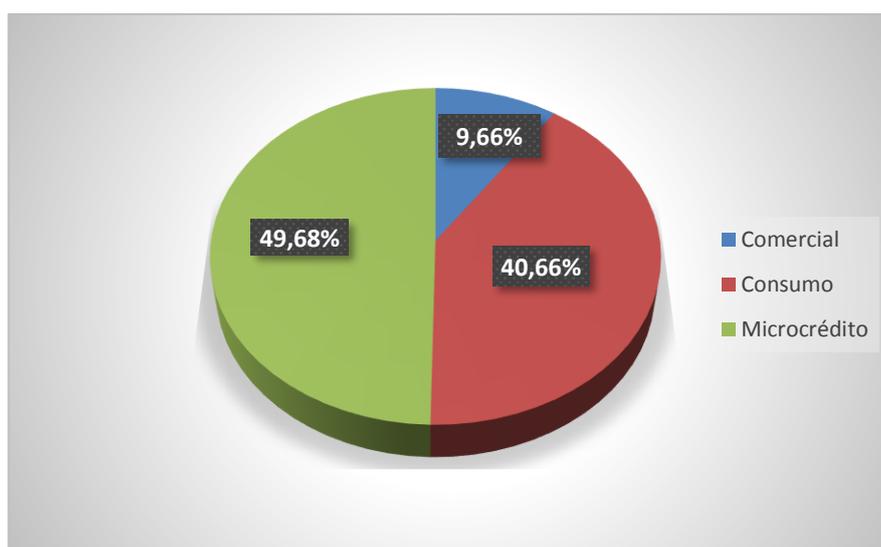
## COLOCACIONES DE LA ENTIDAD FINANCIERA

La Cooperativa está conformada por los siguientes tipos de crédito que otorgan a sus socios:

- Comercial
- Consumo
- Microcrédito

Durante el período de análisis se puede observar a través de la Ilustración 25 que durante los años 2014 al 2017 la entidad financiera coloca mayoritariamente montos en microcrédito, mientras que a partir del año 2018 se dirige su colocación al crédito de consumo con poca diferencia con respecto al microcrédito.

**Ilustración 16 Colocaciones Período 2014 al 2018**



**Fuente:** Base de datos de la Entidad Financiera  
**Elaborado por:** Autora

Según la Ilustración N.º 16 durante el período de análisis del año 2014 al 2018, la Entidad Financiera está conformada en promedio con un 49,68% de colocaciones en microcrédito, un 40,66% corresponden a colocaciones de consumo y un 9,66% son créditos comerciales. Por esta razón, al ser el microcrédito una de las colocaciones más representativas de la Cooperativa, se ha visto la necesidad de analizar el riesgo de crédito a través de un modelo de *score crediticio*, con la finalidad de proveer una herramienta de monitoreo de riesgo.

## CONSTRUCCIÓN DE SCORE DE MICROCRÉDITO

### 1. ANALISIS DE RESULTADOS DEL MODELO

La información está conformada por los microcréditos otorgados por la Entidad Financiera durante el período 2014 al 2018 con fecha corte el mes de diciembre de cada uno de los años de estudio. Se construye una base de datos de 6899 operaciones de microcréditos concedidos, para la financiación de actividades de producción, comercialización, de servicios, de agricultura y explotación de minas.

Como se ha mencionado desde el inicio de esta investigación, la metodología a utilizarse para construir un score de microcrédito está basada en el análisis de variables tanto explicativas como de la variable dependiente, variables que han sido conformadas desde el momento en el cual se genera una solicitud de crédito hasta el momento en cual se otorga el microcrédito solicitado, y que se detallan a continuación:

**Tabla 4 Variables Explicativas Consideradas Inicialmente**

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
Sexo	Variable dicótoma (0) M - Masculino (1) F – Femenino
Edad	Variable cuantitativa - edad del socio
Región	Variable cualitativa - Ubicación geográfica (región) del socio: (0) Sierra (1) Costa (2) Oriente
DestinoMicrocrédito	Variable cualitativa - Inversión del microcrédito: (0) Activo fijo (1) Activo corto plazo
TipoMicrocrédito	Variable cualitativa - Tipo del microcrédito: (0) Microcrédito minorista (1) M. Acumulación simple (2) M. Acumulación acumulada
CondiciónMicrocredito	Variable cualitativa: (0) Refinanciado (1) Original
ActividadCIU	Variable cualitativa: (0) Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca (1) Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas (2) Explotación de minas y canteras (3) Industria manufacturera (4) Servicios
DeudaInicial	Variable cuantitativa - monto desembolsado al socio
TasaInterés	Variable cuantitativa - tasa a la que se otorga el microcrédito
TipoGarantía	Variable cualitativa: (0) Cheques (1) Hipotecaria (2) Títulos valores (3) Prendarias
NúmeroCuotas	Variable cuantitativa - número de cuota del socio
FrecuenciaPago	Variable cuantitativa - frecuencia de pago

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

Para estimar el modelo mediante una regresión logit se utilizó el *software IBM SPSS Statistics* versión 25, y dio como resultado para el modelo global definitivo, los siguientes valores:

**Tabla 5 Variables Explicativas Modelo Final**

Etapa	Variable	$\beta$
Variables del cliente	Sexo(1)	- 0,30684**
	DCosta(1)	1,85896*
	DOriente(1)	-1,65051**
Variables del crédito	DestinoMicrocredito(1)	- 1,25191**
	DCondicionMicrocredito(1)	-1,63129**
	Deudalnicial	0,0001*
	NumeroCuotas	-0,10552**
	FrecuenciaPago	-0,01176**
	Constante	-1,76731

Nivel de significancia: \* $p < 0,10$ , \*\* $p < 0,05$

Fuente: Base de datos 2014-2018

Elaborado por: Autora

Como es de conocimiento, sabemos que los valores  $\beta$  no se pueden interpretar de manera lineal, ya que estos representan un cambio en el logit de la Variable Dependiente, debido a cambios unitarios en las variables independientes (*ceteris paribus*).

**Tabla 6 Bondad de Ajuste**

Resumen del modelo			
Paso	Logaritmo de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	3291,779 <sup>a</sup>	0,02	0,05

a. La estimación ha terminado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de parámetro han cambiado

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

Mediante la Tabla 6, el programa estadístico calcula los coeficientes relacionados a la bondad de ajuste, cuyos valores indican que el 2% y el 5% de la variación de la variable dependiente es explicada en su conjunto por las variables explicativas.

La interpretación de los efectos de las variables independientes resulta sencilla al momento de calcular los efectos marginales o tasa de cambio de la probabilidad, de cada una de ellas.

**Tabla 7 Interpretación de los Efectos Marginales**

Etapa	Variable	dP / dX	Interpretacion
<b>Variabes del cliente</b>	Sexo(1)	-0,074932	Una persona de sexo masculino, aumenta en un 7,49% la probabilidad de caer en mora.
	DCosta(1)	0,216842	Un socio proveniente de la región costa, aumenta un 21,68% la probabilidad de caer en mora.
	DOriente(1)	-0,222994	Un socio proveniente de la región oriente, disminuye un 22,30% la probabilidad de caer en mora.
<b>Variabes del crédito</b>	DestinoMicrocredito(1)	-0,169096	Un socio que destine el microcrédito para invertir en activo fijo aumenta la probabilidad de incumplimiento en un 16,91%
	DCondicionMicrocredito(1)	-0,223277	Un socio que solicita un microcrédito original disminuye la probabilidad de incumplimiento en un 22,33%
	DeudaInicial	0,000021	Por cada dólar que se incremente en la deuda inicial, el riesgo de caer en mora incrementa un 0,002%
	NumeroCuotas	-0,022187	Por cada mes que aumente el plazo del microcrédito disminuye la probabilidad de incumplimiento en un 2,22%
	FrecuenciaPago	-0,002936	Por cada día que aumente el pago de la cuota mensual, se reduce el la probabilidad de incumplimiento en un 0,29%

**Fuente:** Base de datos 2014-2018

**Elaborado por:** Autora

Según la interpretación de los efectos marginales, a manera de ejemplo se puede estimar que la probabilidad de incumplimiento de que el socio sea de sexo masculino de la región costa y su microcrédito tenga como finalidad la adquisición de un activo fijo y este sea refinanciado (no refinanciado), con una deuda de \$8000, con un pago de 8 cuotas y con una frecuencia de pago de cada 6 meses, es de es de 21,84%. La probabilidad mencionada anteriormente puede permitir al analista de crédito realizar análisis globales que le permitan a la Entidad Financiera ofrecer condiciones para que el microcrédito sea menos riesgoso y favorable al socio.

## 2. ANALISIS DE RESULTADOS DE MATRICES DE TRANSICIÓN

Para el análisis de matrices de probabilidad de transición se utilizaron 1515 operaciones en el año 2015, 1152 durante el año 2016, 1270 en el año 2017 y 1610 en el año 2018, que constituyen operaciones de microcrédito de la Entidad Financiera y para lo cual nos basamos en la calificación del deudor en función de los días de mora.

Se tomó en consideración la evolución del cliente desde el mes de enero a diciembre de cada uno de los años correspondientes al período 2015 al 2018. Para la calificación respectiva se tomó en cuenta la Resolución 367-2017-F correspondiente a la “Norma Reformatoria a la Norma para la Gestión del Riesgo de Crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito” emitida por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera:

- Riesgo Normal: A1, A2, A3
- Riesgo Potencial: B1, B2
- Riesgo Deficiente: C1, C2
- Dudoso Recaudo: D

- Pérdida: E

Para las matrices de probabilidades de transición se analizó el comportamiento durante los 12 meses que corresponden a cada año de análisis, período en el cual se pudo observar la distribución de los diferentes estados de mora dentro de cada una de las categorías de riesgo.

Las operaciones de crédito que se encuentran por sobre la diagonal, migran a una categoría de riesgo superior, observándose un deterioro en la cartera de microcrédito. Sin embargo, los valores que se encuentran por debajo de la diagonal corresponden a una migración de riesgo inferior, es decir; son las recuperaciones de cartera que se realizaron con respecto al momento inicial.

De las ilustraciones del Anexo B, se puede notar que, durante el año 2015 de los 1515 microcréditos otorgados 192 operaciones mejoraron sus calificaciones con la recuperación de cartera. A su vez durante el año 2016 de 1152 microcréditos concedidos, solo 57 fueron recuperados, de la misma manera sucede con el año 2017 en el cual se recuperan 86 microcréditos de los 1270 otorgados y durante el 2018, son 80 microcréditos recuperados de una cartera de 1610 microcréditos concedidos.

Para el presente análisis se consideró la categoría de riesgo B1, por cuanto el sujeto de crédito ha presentado al menos un retraso de 36 días hasta 50 días en el pago de sus obligaciones, por lo tanto, representa un nivel de "Riesgo Potencial" según la normativa correspondiente y que, da la idea de que el nivel de ingresos provenientes por el giro del negocio no son los suficientes para cubrir las obligaciones con la Entidad Financiera. Este parámetro (B1) es ajustable según el apetito de riesgo de la Cooperativa, si la misma desea realizar un análisis menos riguroso podría considerar como incumplimiento la siguiente categoría de riesgo.

Ilustración 17 Matriz de Probabilidad de Transición de Microcrédito Año 2015

Matriz de Probabilidad de Transición Microcrédito Año 2015											DETERIOR O	DETERIORO + PERMANENCIA	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO
CATEGORIA	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E	Total general			
A1	96,94%	2,67%	0,00%	0,00%	0,20%	0,00%	0,00%	0,10%	0,10%	100%	3,06%	3,06%	0,39%
A2	61,62%	30,81%	5,95%	0,54%	0,00%	0,00%	0,54%	0,00%	0,54%	100%	7,57%	38,38%	1,62%
A3	50,91%	9,09%	27,27%	10,91%	0,00%	0,00%	1,82%	0,00%	0,00%	100%	12,73%	40,00%	12,73%
B1	21,95%	19,51%	4,88%	26,83%	21,95%	2,44%	0,00%	0,00%	2,44%	100%	26,83%	53,66%	100,00%
B2	20,00%	0,00%	26,67%	0,00%	40,00%	6,67%	0,00%	0,00%	6,67%	100%	13,33%	53,33%	100,00%
C1	9,09%	0,00%	9,09%	18,18%	9,09%	54,55%	0,00%	0,00%	0,00%	100%	0,00%	54,55%	100,00%
C2	22,22%	22,22%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	0,00%	22,22%	100%	22,22%	55,56%	100,00%
D	6,67%	6,67%	0,00%	0,00%	6,67%	6,67%	6,67%	46,67%	20,00%	100%	20,00%	66,67%	100,00%
E	0,58%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,34%	97,08%	100%	0,00%	97,08%	100,00%
<b>Total general</b>	75,31%	6,60%	2,18%	1,32%	1,25%	0,59%	0,40%	0,79%	11,55%	100%			

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

Ilustración 18 Matriz de Probabilidad de Transición de Microcrédito Año 2016

Matriz de Probabilidad de Transición Microcrédito Año 2016											DETERIOR O	DETERIORO + PERMANENCIA	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO
CATEGORIA	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E	Total general			
A1	73,91%	9,80%	4,84%	2,13%	1,53%	1,89%	2,01%	1,18%	2,72%	100%	26,09%	26,09%	11,45%
A2	41,33%	6,67%	14,67%	0,00%	16,00%	0,00%	1,33%	6,67%	13,33%	100%	52,00%	52,00%	37,33%
A3	25,00%	4,17%	4,17%	16,67%	0,00%	4,17%	0,00%	4,17%	41,67%	100%	66,67%	66,67%	66,67%
B1	31,58%	0,00%	5,26%	0,00%	0,00%	0,00%	10,53%	5,26%	47,37%	100%	63,16%	63,16%	100,00%
B2	17,65%	0,00%	11,76%	0,00%	0,00%	5,88%	0,00%	11,76%	52,94%	100%	70,59%	70,59%	100,00%
C1	0,00%	0,00%	11,11%	11,11%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	77,78%	100%	77,78%	77,78%	100,00%
C2	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	20,00%	0,00%	0,00%	0,00%	80,00%	100%	80,00%	80,00%	100,00%
D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	28,57%	71,43%	100%	71,43%	100,00%	100,00%
E	0,67%	0,00%	0,67%	0,00%	0,67%	0,00%	0,00%	0,67%	97,32%	100%	0,00%	97,32%	100,00%
<b>Total general</b>	58,42%	7,73%	5,03%	2,00%	2,34%	1,56%	1,74%	1,91%	19,27%	100%			

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

Ilustración 19 Matriz de Probabilidad de Transición de Microcrédito Año 2017

Matriz de Probabilidad de Transición Microcrédito Año 2017											DETERIOR O	DETERIORO + PERMANENCIA	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO
CATEGORIA	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E	Total general			
A1	87,00%	5,95%	3,63%	0,44%	0,55%	0,33%	0,22%	0,22%	1,65%	100%	13,00%	13,00%	3,41%
A2	48,72%	25,64%	3,85%	7,69%	0,00%	3,85%	0,00%	1,28%	8,97%	100%	25,64%	25,64%	21,79%
A3	25,64%	15,38%	17,95%	10,26%	2,56%	2,56%	2,56%	2,56%	20,51%	100%	41,03%	41,03%	41,03%
B1	15,79%	26,32%	5,26%	10,53%	0,00%	10,53%	0,00%	0,00%	31,58%	100%	42,11%	52,63%	100,00%
B2	16,67%	8,33%	16,67%	0,00%	16,67%	0,00%	0,00%	8,33%	33,33%	100%	41,67%	58,33%	100,00%
C1	0,00%	20,00%	0,00%	40,00%	0,00%	40,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100%	0,00%	40,00%	100,00%
C2	20,00%	20,00%	20,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	20,00%	20,00%	100%	40,00%	40,00%	100,00%
D	6,67%	6,67%	0,00%	6,67%	6,67%	6,67%	6,67%	13,33%	46,67%	100%	46,67%	60,00%	100,00%
E	0,53%	0,53%	0,53%	0,53%	0,00%	0,00%	0,53%	0,53%	96,83%	100%	0,00%	96,83%	100,00%
<b>Total general</b>	66,61%	7,09%	3,78%	1,57%	0,71%	0,94%	0,39%	0,71%	18,19%	100%			

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

Ilustración 20 Matriz de Probabilidad de Transición de Microcrédito Año 2018

Matriz de Probabilidad de Transición Microcrédito Año 2018											DETERIOR O	DETERIORO + PERMANENCIA	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO
CATEGORIA	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E	Total general			
A1	87,35%	6,03%	3,02%	1,93%	0,50%	0,17%	0,08%	0,34%	0,59%	100%	12,65%	12,65%	3,60%
A2	36,36%	35,54%	2,48%	13,22%	0,83%	5,79%	0,00%	0,83%	4,96%	100%	28,10%	28,10%	25,62%
A3	22,50%	7,50%	35,00%	0,00%	12,50%	0,00%	5,00%	0,00%	17,50%	100%	35,00%	35,00%	35,00%
B1	15,79%	42,11%	0,00%	5,26%	5,26%	10,53%	0,00%	10,53%	10,53%	100%	36,84%	42,11%	100,00%
B2	16,67%	0,00%	11,11%	0,00%	16,67%	0,00%	5,56%	16,67%	33,33%	100%	55,56%	72,22%	100,00%
C1	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	0,00%	16,67%	0,00%	16,67%	33,33%	100%	50,00%	66,67%	100,00%
C2	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	25,00%	25,00%	100%	50,00%	100,00%	100,00%
D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100%	100,00%	100,00%	100,00%
E	0,99%	0,49%	0,00%	0,49%	0,49%	0,00%	0,00%	0,00%	97,54%	100%	0,00%	97,54%	100,00%
<b>Total general</b>	68,84%	7,82%	3,39%	2,65%	1,05%	0,74%	0,37%	0,74%	14,41%	100%			

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

Durante el año 2015 para un microcrédito con calificación A1 hubo un 96,94% de socios que se mantuvieron puntuales en el cumplimiento de los pagos. Mientras que, para las calificaciones A2 y A3, existió un 61,62% y un 50,91% respectivamente, de recuperación de la cartera y que se pusieron al día con sus obligaciones.

Para las calificaciones B1 y B2, existió un porcentaje de 26,83% y 40% de permanencia en esa categoría. Los microcréditos con categoría B1 tuvieron porcentajes más altos para mejorar su riesgo y ponerse al día en sus obligaciones, así como los microcréditos de categoría B2, pero en menor proporción. Sin embargo, ambas categorías de riesgo migraron a la categoría E en una proporción de 2,44% y 6,67% respectivamente, constituyéndose en una pérdida para la Entidad Financiera.

Mientras que para las calificaciones de C1 a D la tendencia fue permanecer en la misma calificación (C1 54,55%, C2 33,33%, D 46,67%), con un porcentaje menor a mejorar de calificación y con propensión a migrar a la categoría de riesgo E.

Una de las observaciones que llaman la atención es que la transición de calificación D tuvo una proporción mayor a cero de mejoría en su calificación. Esto indica que existió una recuperación de cartera de microcrédito en un 6,67%. Sin embargo, esto resulta importante suponer que para un socio resulta muy difícil ponerse al día en sus obligaciones.

Considerando el análisis anterior, se notó que el patrón de migración durante los años 2016 al 2018 fue el siguiente: los microcréditos de calificación A1 migraron en pequeños porcentajes hacia las malas calificaciones de riesgo, mientras que los microcréditos que se encontraron en malas calificaciones de riesgo tuvieron bajas proporciones de migrar a una categoría de riesgo menor, es decir; de mejorar de calificación. Adicionalmente, es importante notar que, en las matrices de probabilidad de transición de los años mencionados anteriormente, tuvieron una permanencia en la categoría de riesgo E muy elevada, correspondiendo un 97% aproximadamente.

La probabilidad de incumplimiento de la categoría de riesgo A1 durante el año 2015 fue de 0,39%, incrementándose la misma durante el año 2016 a 11,45%. Sin embargo, durante los años 2017 y 2018 esta probabilidad logró reducirse al 3,41% y 3,56% respectivamente.

La probabilidad de incumplimiento de la categoría de riesgo A2 durante los años 2015, 2016, 2017 y 2018 fue de 1,62%, 37,33%, 21,79% y de 25,62%, respectivamente. Mientras que a partir de la categoría de riesgo A3 la probabilidad de incumplimiento incrementa a un 12,73%, 66,67%, 41,03% y 35% durante los años 2015 al 2018.

Una vez analizadas las probabilidades de incumplimiento a través de las matrices de transición, esta herramienta permite deducir una mejoría en los procesos de gestión de cobranzas dentro de la Entidad Financiera durante los años 2017 y 2018, por cuanto las probabilidades de transición logran reducirse.

## CAPITULO 3

Una vez analizados estudios previos, como el de los autores Lara, Rodríguez y Rayo (2011) su punto de vista con respecto a la elaboración de modelos de *credit scoring* para la evaluación y medición del riesgo de crédito, mediante la estimación de la probabilidad de incumplimiento de una obligación contraída en una Entidad, a través de una regresión logística binaria en la que se cuenta como variable dependiente una *dummy* de si el cliente paga (0) o no paga (1), permite ser explicada por las variables que determinan esa capacidad de pago o no pago y concluyen que dichos modelos pueden ser válidos en cualquier Entidad Financiera y constituirse en una herramienta complementaria a las funciones que realiza un analista de crédito.

En virtud de lo mencionado anteriormente, con el modelo propuesto lo que se busca es analizar el riesgo de la cartera de microcrédito mediante la construcción de un modelo de *scoring* para una cooperativa de ahorro y crédito que forma parte del segmento 2 en la ciudad de Cuenca que permita elaborar una clasificación de los socios en función del riesgo crediticio al momento del incumplir una obligación financiera, que provoca en el peor de los casos incobrabilidad de las mismas generando costos adicionales operativos para la Entidad Financiera.

Además, mediante este estudio se justifica la necesidad existente de conocer el comportamiento de la cartera de microcrédito tomando en cuenta variables como el género, lugar de residencia del socio, condiciones del crédito otorgado (original o refinanciado), el destino del microcrédito, el monto inicial solicitado, el número de cuotas y la frecuencia de pago, que según (Aparecida Araujo & De Montreuil Carmona, 2007) deben ser consideradas para la estimación del modelo, con la finalidad de constituirse en un instrumento de apoyo al proceso de evaluación del riesgo de crédito, por cuanto puede proporcionar contribuciones relevantes para la mitigación del riesgo de crédito.

Los estudios previos realizados por diversos autores concluyen que las variables independientes como género, zona proveniente del socio, destino del microcrédito, condición del crédito, así como el monto del mismo, número de cuotas y frecuencia de pago, son variables estadísticamente significativas que permiten determinar la probabilidad de incumplimiento que se estima a través del uso de un modelo logit, constituyéndose en un instrumento que permita definir umbrales de aceptación, rechazo o reevaluación de una solicitud de crédito, como lo menciona (Kinda & Achonu, 2012)

Con respecto a las matrices de probabilidades de transición (Támara Ayús, Aristizábal, & Velásquez, 2012) los autores concluyen que es una alternativa con fundamentación diferente al modelo planteado en el párrafo anterior. De manera general, se determinó que los deudores que se encuentran en calificaciones de riesgo altas poseen muy poca probabilidad de migrar a categorías de menor riesgo. La construcción de matrices de probabilidad de transición requiere del manejo de sistemas de calificación y el acceso a datos históricos de la cartera de microcrédito.

Así como, es importante determinar el nivel de calificación de riesgo en la cual el socio cae en incumplimiento según las matrices de probabilidad de transición, para identificar el comportamiento de la cartera. Este análisis pretende constituirse en un complemento del modelo de *score* de microcrédito, ya que la regresión logit permite conocer las características de un socio incumplido que provoca la migración de los créditos a calificaciones de riesgo mayores.

## CONCLUSIONES

Como objetivo principal del presente estudio se propuso evaluar el comportamiento de los microcréditos mediante el diseño de un modelo de *score* crediticio y de matrices de transición para una Cooperativa de Ahorro y Crédito del Segmento 2 en Cuenca.

Los resultados obtenidos permiten concluir que las variables independientes que tienen significancia estadística son: género, región de la que proviene el solicitante, destino del microcrédito, condición del microcrédito (original o refinanciado), el monto de crédito concedido por parte de la Entidad Financiera, número de cuotas y la frecuencia de pago, que corresponden a variables del cliente como variables del crédito.

Para obtener los resultados mencionados anteriormente, se estimó un modelo de probabilidad logística (*logit*) que por sus bondades estadísticas permite el cálculo de la probabilidad de incumplimiento de una obligación que contrae un socio.

Se debe tomar en cuenta que la bondad de ajuste es pequeña en el modelo, sin embargo, es importante mencionar que variables como el indicador de endeudamiento, de liquidez, la variación del índice del IPC, tipo de garantía, tasa de interés, entre otras, son variables que podrían permitir realizar un mejor análisis del riesgo de microcrédito, razón por la cual se evidencia una inconveniente para la Entidad Financiera, por cuanto no dispone de información completa que sería de gran importancia para la elaboración de un *score*.

Con respecto a la base de datos inicial, ésta disponía de un número considerable de observaciones con información incompleta, por lo tanto, la calidad de la información tuvo limitantes, afectando al ajuste del modelo de manera global, sin embargo, las variables independientes tuvieron significancia y resultaron con los signos esperados.

La recopilación de la información tuvo cierto grado de complejidad, por cuanto no se dispuso de un fácil acceso a la misma. Impidiendo obtener los indicadores financieros del socio (solicitante de un microcrédito) debido a mucha información faltante con respecto a los balances generales y estados de resultados de los mismos. Esta observación es importante, por cuanto los indicadores financieros permiten conocer la situación de solvencia, liquidez y rentabilidad de un negocio, aunque para el caso de personas naturales no obligadas a llevar contabilidad posiblemente no dispongan de dicha información, pero podría considerarse los flujos de ingresos y egresos.

El modelo de *score* de microcrédito propuesto en el presente estudio, puede constituirse en la base para el desarrollo de técnicas que permitan el análisis del riesgo de crédito, porque mientras mejor calidad de información se disponga también mejorará la calidad de los resultados.

El análisis de matrices de probabilidad de transición permite conocer si el comportamiento de la cartera es riesgoso o rentable. Con las probabilidades de incumplimiento de la categoría de riesgo A1 durante el año 2015 fue de 0,39%, incrementándose la misma durante el año 2016 a 11,45%. Sin embargo, durante los años 2017 y 2018 esta probabilidad logró reducirse al 3,41% y 3,56% respectivamente. El deterioro se reduce a partir de los años 2017 y 2018 lo que nos permite deducir el fortalecimiento del proceso de cobranzas.

Por lo tanto, la probabilidad de incumplimiento constituye cuando el socio tiene una mora superior al rango que establece la Entidad Financiera como nivel de default y que en el presente estudio ha sido identificado a partir de la categoría de riesgo B1, razón por la cual todo lo que se encuentre en una mora mayor al rango determinado se considera como incumplimiento y por tanto la probabilidad es del 100%, constituyéndose en una probable pérdida económica para la institución.

## RECOMENDACIONES

Para la Entidad Financiera se recomienda invertir recursos en la calidad de información, ya que es muy importante mejorar el sistema de recopilación de información del socio al cual se le otorga un microcrédito, por cuanto le permite acceder a información indispensable para poder implementar un modelo de *score* crediticio más significativo y así, tomar decisiones oportunas que les permitan proponer medidas para limitar el riesgo de crédito.

Además, se recomienda a las Entidades Financieras aplicar metodologías como el modelo *logit* y las matrices de transición para el monitorio del riesgo de crédito, con la finalidad de prever el comportamiento del socio.

Como ya se mencionó anteriormente, una vez analizadas las probabilidades de incumplimiento a través de las matrices de transición, esta herramienta permitió deducir una mejoría en los procesos de gestión de cobranzas dentro de la Entidad Financiera durante el período de análisis por lo tanto se recomienda poner en práctica este análisis.

También se debería implementar mayor control sobre los créditos que están migrando a categorías de riesgo más altas, encontrando parámetros afines y variables comunes entre dichos comportamientos, para proponer políticas de gestión de cobranzas que contribuyan a minimizar las probables pérdidas en las que pueda incurrir por el incumplimiento de las obligaciones por parte de los socios.

Y para finalizar se debe tomar en cuenta que el modelo *logit* planteado y sus resultados no representan de manera definitiva el comportamiento de un socio cumplido o incumplido, sino se

constituye en una herramienta de apoyo para la toma de decisiones por parte del analista de crédito en la fase de otorgamiento de una operación de crédito. Así como las matrices de probabilidad de transición permiten tener una alternativa con resultados que pueden ser comparados con el modelo que aplica la institución financiera.

## BIBLIOGRAFÍA

- Aparecida Araujo, E., & De Montreuil Carmona, C. U. (Julio - Septiembre de 2007). Desenvolvimento de Modelos com Abordagem de Regressão Logística para a Gestão da Inadimplência de uma Instituição de Microcrédito. Minas Gerais, Brasil.
- Aparicio, C., Gutiérrez, J., Jaramillo, M., & Moreno, H. (2013). Indicadores Alternativos de Riesgo de Crédito en el Perú: Matrices de Transición Crediticia Condicionadas al Ciclo Económico. Perú. Obtenido de [http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/rebper\\_2012\\_vol\\_vi/20150908\\_Aparicio-Gutierrez-Jaramillo-Moreno.pdf](http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/rebper_2012_vol_vi/20150908_Aparicio-Gutierrez-Jaramillo-Moreno.pdf)
- Arenas Díaz, M., Boccardi Rodriguez, P., & Piñeyrua Ibáñez, A. (Mayo de 2012). Credit Scoring: Evaluación del Riesgo Crediticio de la Cartera de Microcréditos de una Institución Financiera en Uruguay. Montevideo, Uruguay.
- Asamblea Nacional. (15 de Octubre de 2010). Código Orgánico de Planificación y Finanzas Públicas. Quito, Pichincha, Ecuador.
- Basilea, C. d. (Enero de 2001). El Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea.
- Bonilla , M., Olmeda, I., & Puertas, R. (2003). Modelos Paramétricos y No Paramétricos en Problemas de Credit Scoring. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 833 - 869.
- Fernandez Castaño, H., & Pérez Ramirez , F. (Enero - Junio de 2005). El Modelo Logístico: Una Herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. Medellín, Colombia.
- González Betancourt, X. (Agosto de 2015). Diseño de un Scoring de Crédito para la Cooperativa de Ahorro y Crédito "Crediamigo" Ltda. Cantón Loja - Provincia de Loja. Loja, Loja, Ecuador.
- Gujarati, D. (2003). *Econometría* (Cuarta Edición ed.). México: McGraw Hill Interamericana.
- Gutiérrez Girault, M. (Octubre de 2007). Modelos de Credit Scoring - Qué, Cómo, Cuándo y Para Qué. Buenos Aires, Argentina.
- Kinda, O., & Achonu, A. (2012). Construcción de un Modelo de Scoring de Crédito para Ahorros y Crédito Mutuos de la Zona Potou (MECZOP) / Senegal. Senegal. Obtenido de [https://www.jstor.org/stable/26167833?seq=1#metadata\\_info\\_tab\\_contents](https://www.jstor.org/stable/26167833?seq=1#metadata_info_tab_contents)

- Lara Rubio , J., Rodríguez Bolívar, M., & Rayo Canton, S. (Julio de 2011). Un Caso Empírico en la Evaluación del Riesgo de Crédito de una Institución de Microfinanzas Peruana. Lima, Perú. Obtenido de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=281622820003>
- Lara Rubio, J. (2009 - 2010). La Gestión del Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas. Granada, España.
- Ochoa, J. C., Galeano , W., & Agudelo, L. G. (16 de Diciembre de 2010). Construcción de un Modelo Scoring para el Otorgamiento de Crédito en una Entidad Financiera. Medellín, Colombia.
- Rayo Cantón, S., Lara Rubio, J., & Camino Blasco , D. (Junio de 2010). Un Modelo de Credit Scoring para Instituciones de Microfinanzas en el Marco de Basilea II. Santiago de Surco, Peru.
- Rivera Vásquez, J. (s.f.). Modelo de Evaluación de Crédito - Scoring para la Cartera de Consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito "Riobamba". 2011. Quito, Pichincha, Ecuador.
- Rodríguez Vásquez, V., & Hernández Vaquero, J. (Junio de 2013). Matriz de Probabilidad de Transición de Microcréditos: El Caso de una Microfinanciera Mexicana. México, México.
- Saavedra García, M., & Saavedra García, M. (Enero - Junio de 2010). Modelos para Medir el Riesgo de Crédito de la Banca. Bogotá, Colombia.
- SBEF, S. d. (Julio de 2008). Guías para la Gestión de Riesgos. La Paz, Bolivia.
- Superintendencia de Bancos y Seguros . (9 de Diciembre de 2003). Libro I.- Normas Generales para las Instituciones del Sistema Financiero. Quito, Ecuador.
- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (Agosto de 2018). Boletín SEPS 12. Quito, Pichincha, Ecuador.
- Támara Ayús, A., Aristizábal, R., & Velásquez, E. (22 de Mayo de 2012). Matrices de Transición en el Análisis del Riesgo Crediticio como Elemento Fundamental en el Cálculo de la Pérdida Esperada en una Institución Financiera Colombiana. Medellín, Colombia.
- Valencia Rentería, V., & Zambrano Valencia, J. (2012). Cálculo de la Probabilidad de Default para una Cartera de Créditos Vehiculares. Guayaquil, Guayas, Ecuador.
- Van Gool, J., Baesens, B., Sercu, P., & Verbeke, W. (2009). Un Análisis de la Aplicabilidad de la Puntuación de Crédito para Microfinanzas. Lovaina, Bélgica. Obtenido de <https://pdfs.semanticscholar.org/0f0a/1e54b66f88b22973d1bee95b2594d43d028a.pdf>

## ANEXOS

### Anexo A

Ilustración 21 Matriz de Transición de Microcrédito Año 2015

Matriz de Transición Microcrédito Año 2015											DETERIORO	DETERIORO + PERMANENCI A
CATEGORIA	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E	Total general		
A1	982	27			2			1	1	1013	31	31
A2	114	57	11	1			1		1	185	14	71
A3	28	5	15	6			1			55	7	22
B1	9	8	2	11	9	1			1	41	11	22
B2	3		4		6	1			1	15	2	8
C1	1		1	2	1	6				11	0	6
C2	2	2					3		2	9	2	5
D	1	1			1	1	1	7	3	15	3	10
E	1							4	166	171	0	166
<b>Total general</b>	<b>1141</b>	<b>100</b>	<b>33</b>	<b>20</b>	<b>19</b>	<b>9</b>	<b>6</b>	<b>12</b>	<b>175</b>	<b>1515</b>	<b>70</b>	<b>341</b>

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

Ilustración 22 Matriz de Transición de Microcrédito Año 2016

Matriz de Transición Microcrédito Año 2016											DETERIORO	DETERIORO + PERMANENCI A
CATEGORIA	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E	Total general		
A1	626	83	41	18	13	16	17	10	23	847	221	847
A2	31	5	11		12		1	5	10	75	39	44
A3	6	1	1	4		1		1	10	24	16	17
B1	6		1				2	1	9	19	12	12
B2	3		2			1		2	9	17	12	12
C1			1	1					7	9	7	7
C2					1				4	5	4	4
D								2	5	7	5	7
E	1		1		1			1	145	149	0	145
<b>Total general</b>	<b>673</b>	<b>89</b>	<b>58</b>	<b>23</b>	<b>27</b>	<b>18</b>	<b>20</b>	<b>22</b>	<b>222</b>	<b>1152</b>	<b>316</b>	<b>1095</b>

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

Ilustración 23 Matriz de Transición de Microcrédito Año 2017

Matriz de Transición Microcrédito Año 2017											DETERIORO	DETERIORO + PERMANENCI A
CATEGORIA	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E	Total general		
A1	790	54	33	4	5	3	2	2	15	908	118	908
A2	38	20	3	6		3		1	7	78	20	40
A3	10	6	7	4	1	1	1	1	8	39	16	23
B1	3	5	1	2		2			6	19	8	10
B2	2	1	2		2			1	4	12	5	7
C1		1		2		2				5	0	2
C2	1	1	1					1	1	5	2	2
D	1	1		1	1	1	1	2	7	15	7	9
E	1	1	1	1			1	1	183	189	0	183
<b>Total general</b>	<b>846</b>	<b>90</b>	<b>48</b>	<b>20</b>	<b>9</b>	<b>12</b>	<b>5</b>	<b>9</b>	<b>231</b>	<b>1270</b>	<b>176</b>	<b>1184</b>

Fuente: Autora

Elaborado por: Autora

## Ilustración 24 Matriz de Transición de Microcrédito Año 2018

Matriz de Transición Microcrédito Año 2018											DETERIORO	DETERIORO + PERMANENCIA
CATEGORIA	A1	A2	A3	B1	B2	C1	C2	D	E	Total general		
A1	1043	72	36	23	6	2	1	4	7	1194	151	1194
A2	44	43	3	16	1	7		1	6	121	34	77
A3	9	3	14		5		2		7	40	14	28
B1	3	8		1	1	2		2	2	19	7	8
B2	3		2		3		1	3	6	18	10	13
C1				2		1		1	2	6	3	4
C2							2	1	1	4	2	4
D									5	5	5	5
E	2	1		1	1				198	203	0	198
<b>Total general</b>	<b>1104</b>	<b>127</b>	<b>55</b>	<b>43</b>	<b>17</b>	<b>12</b>	<b>6</b>	<b>12</b>	<b>234</b>	<b>1610</b>	<b>226</b>	<b>1531</b>

Fuente: Autora  
Elaborado por: Autora

## Anexo B

Tabla 8 Resumen de Procesamiento de Casos

Casos sin ponderar <sup>a</sup>		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluido en el análisis	5856	100,0
	Casos perdidos	0	0,0
	Total	5856	100,0
Casos no seleccionados		0	0,0
Total		5856	100,0

a. Si la ponderación está en vigor, consulte la tabla de clasificación para el número total de casos.

Fuente: Autora  
Elaborado por: Autora

Tabla 9 Codificaciones de Variables Categoricals

		Frecuencia	Codificación de parámetro (1)
DCondicionMicrocredito	0	5828	1,000
	1	28	0,000
DCosta	,00	5789	1,000
	1,00	67	0,000
DOriente	,00	5846	1,000
	1,00	10	0,000
DestinoMicrocredito	ACTIVO CORTO PLAZO	4876	1,000
	ACTIVO FIJO	980	0,000
Sexo	M	4003	1,000
	F	1853	0,000

Fuente: Autora  
Elaborado por: Autora

**Tabla 10 Clasificación de Datos Observados**

Observado			Pronosticado		
			Variable dependiente		Porcentaje correcto
			NO DEFAULT	DEFAULT	
Paso 1	Variable dependiente	NO DEFAULT	5352	4	99,9
		DEFAULT	499	1	0,2
	Porcentaje global				91,4

a. El valor de corte es ,500

**Fuente:** Autora  
**Elaborado por:** Autora

**Tabla 11 Resumen del Modelo**

Paso	Logaritmo de la verosimilitud - 2	R cuadrado de Coxy Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	3291,779 <sup>a</sup>	0,021	0,048

a. La estimación ha terminado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de parámetro han cambiado

**Fuente:** Autora  
**Elaborado por:** Autora

**Tabla 12 Variables de la Ecuación**

		B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 <sup>a</sup>	Sexo(1)	0,307	0,108	8,136	1	0,004	1,359
	DCosta(1)	1,859	1,010	3,386	1	0,066	6,417
	DOriente(1)	-1,651	0,703	5,517	1	0,019	0,192
	DestinoMicro credito(1)	1,252	0,206	36,762	1	0,000	3,497
	DCondicionMicro credito(1)	-1,631	0,418	15,245	1	0,000	0,196
	DeudaInicial	0,000	0,000	2,374	1	0,123	1,000
	Plazo	0,003	0,001	23,544	1	0,000	1,003
	NumeroCuotas	-0,106	0,021	24,807	1	0,000	0,900
	FrecuenciaPago	-0,012	0,004	7,961	1	0,005	0,988
	Constante	-1,767	1,343	1,731	1	0,188	0,171

a. Variables especificadas en el paso 1: Sexo, DCosta, DOriente, DestinoMicrocredito, DCondicionMicrocredito, DeudaInicial, Plazo, NumeroCuotas, FrecuenciaPago.

**Fuente:** Autora  
**Elaborado por:** Autora