



**DEPARTAMENTO DE POSGRADOS**

**MAESTRÍA EN AUDITORÍA INTEGRAL Y GESTIÓN DE  
RIESGOS FINANCIEROS VERSION II**

**“Gestión de Riesgo de Crédito a través de un modelo de Credit Scoring en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 2”.**

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

**Autor:**

**CPA. Briggite Tatiana Minga Mendieta**

**Director:**

**Mgst. Diego Mauricio Loyola Ochoa**

**Cuenca, Ecuador 2019**

## RESUMEN

La presente investigación se encuentra enmarcada dentro del contexto del análisis del riesgo de crédito en las instituciones financieras, con ella se pretende crear un modelo estadístico de credit scoring para las COAC's del segmento 2, para ello se han tomado como datos de análisis la información de la cartera de microcrédito de la Cooperativa de ahorro y crédito Santa Isabel Ltda. El modelo planteado es de tipo Logit e incluye variables cualitativas y cuantitativas; se espera estimar la probabilidad de incumplimiento de pago por parte de los socios. Con los resultados se propone una escala de medición; que dependiendo de los valores que arroje el modelo se otorgue una herramienta técnica para la toma de decisiones al momento de otorgar financiamiento.

**PALABRAS CLAVES** Riesgo de crédito, puntuación de crédito, Logit, probabilidad de incumplimiento, cooperativa de ahorro y crédito

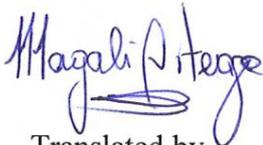
### Abstract

This research is framed within the context of credit risk analysis in financial institutions. The study intends to create a statistical model of credit scoring for the COAC's of segment 2. Data analysis regarding the microcredit portfolio of Cooperativa de Ahorro y Crédito Santa Isabel Ltda was analyzed. The proposed model belongs to the Logit type and includes qualitative and quantitative variables; it is expected to estimate the probability of payment default by partners. With the results a scale of measurement is proposed. Depending on the values that the model yields, a technical tool for decision-making will be granted regarding financing.

**Key words:** credit risk, credit score, Logit, probability of default, saving and credit cooperativa



Magali Arteaga  
UNIVERSIDAD DEL  
AZUAY  
Dpto. Idiomas



Translated by  
Magali Arteaga

## INTRODUCCIÓN

Las cooperativas de ahorro y crédito en el Ecuador, que de aquí en adelante se denominaran COAC, conjuntamente con la banca pública, privada y el sector mutualista de ahorro para la vivienda, conforman el mayor porcentaje de la intermediación en el sistema financiero nacional (Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, 2018). Regalado & Espinoza (2018) exteriorizan que la participación de las COAC sobre el volumen total de depósitos y cartera de crédito del sistema financiero es significativamente menor en relación a los bancos; aunque los autores recalcan que la especialización enfocada en las microfinanzas y el otorgamiento de acceso a bajo costo a productos financieros de sus asociados les han permitido alcanzar relevancia en términos cualitativos en el desarrollo económico ecuatoriano.

En Ecuador así como en el resto del mundo es evidente que el cooperativismo ha tenido un trascendental protagonismo en el desarrollo de las finanzas populares a nivel mundial (Seijas et al. 2017); a nivel nacional este sector se ha hecho notar con mayor visibilidad a partir del debacle financiero del año 1999; esto gracias a que el sector de la economía popular y solidaria ha permitido visibilizar a sectores productivos que se creían irrelevantes en los índices financieros macroeconómicos y eran vistos desde un enfoque de economía subyacente, alternativa y casi siempre menospreciada por los gobiernos de turno (Regalado & Espinoza, 2018).

En este caso la investigación se centra en evaluar la gestión de riesgo de crédito por medio de un modelo de *scoring* a las COAC's del segmento 2, con el objetivo de establecer un diagnóstico de como dichas instituciones han venido gestionando la concesión de créditos que otorgan. Para Puertas y Marti (2013) el otorgamiento de créditos es uno de los principales negocios de las instituciones bancarias, el cual de ser mal manejado puede ocasionar desde perdidas de liquidez hasta la quiebra de financieras; el manejo descuidado del riesgo de crédito obliga a estas entidades a incrementar la provisión por insolvencia, elimina las posibilidades de obtener beneficios, compromete legalmente a los directivos, entre otras dificultades (Flóres, 2007).

Se denomina *credit scoring* a “todo sistema de evaluación crediticia que permite valorar de forma automática el riesgo asociado a cada solicitud de crédito” (Puertas y Marti, 2013, pág. 305), la literatura financiera ha demostrado empíricamente que la aplicación de técnicas de *credit scoring* al momento de evaluar el otorgamiento de financiamiento a familias y organizaciones ha permitido aminorar el riesgo de crédito; concretamente se ha mejorado el porcentaje correcto de clasificación de clientes responsables como morosos, prediciendo con cierta exactitud la probabilidad de impago asociada a una operación crediticia (Seijas et al 2017).

Lo descrito en el párrafo precedente resulta muy importante ya que da muestra la relevancia de la aplicación de modelos de *credit scoring* en las instituciones financieras; en el caso específico de las COAC's ecuatorianas su aplicación es tan relevante como en cualquier otra financiera. Según indica la (Corporación de Estudios para el Desarrollo, 2018) el sector de las microfinanzas tiene gran relevancia en la economía nacional, no sólo porque atiende a un gran segmento de la población, sino también porque el sector de las COAC's representa una parte significativa de los activos y pasivos del sistema financiero ecuatoriano. Las cooperativas de ahorro y crédito, según la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria al año 2018, en conjunto tienen más de seis millones de depositantes y a pesar de su relevancia a este sector no se le da un seguimiento similar al de un banco privado o público. Según la Corporación de Seguro de Depósitos (Cosede) entre 2013 y septiembre del 2017 se liquidaron 228 COAC's, aproximadamente un 30% de ellas han desaparecido por incumplimientos regulatorios relacionados a créditos mal otorgados.

Con base en lo anterior se puede observar la relevancia de estudiar el comportamiento de las COAC's con respecto de su riesgo de crédito, debido a que este tipo de instituciones financieras de mantenerse en estado financiero firme y robusto son necesarias en el funcionamiento de una economía sana; lo que garantiza que los recursos financieros circulen fluidamente desde los agentes con exceso de liquidez a quienes los requieran, lo que faculta la ejecución de un mayor número de proyectos, inversiones y consumo (Guillén y Peñafiel, 2018).

La presente investigación parte de problemática asociada al riesgo de incumplimiento de créditos en las instituciones financieras ecuatorianas, más específicamente del sector de la economía popular y solidara abordando la el caso de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Santa Isabel Ltda. Con los resultados se busca evaluar la gestión de riesgo de crédito mediante un modelo de *credit scoring* en la antes mencionada institución. El trabajo inicia con una exposición del estado del arte más actual que se ha publicado en la literatura de la evaluación del riesgo de crédito por medio de modelos de *credit scoring*, para luego proceder a presentar la propiamente dicha evaluación de riesgo y otorgar las implicaciones del caso.

## LINEAMIENTOS TEÓRICOS

### 2.1 El cooperativismo

Para Godoy (2015) “la sociedad cooperativa es una asociación en un sentido lato que no tiene fines de lucro, su causa es la solidaridad” (pág. 9), de ello se entiende que el cooperativismo no es otra cosa que una agrupación de personas que buscan mejorar de alguna forma su situación socio-económica. Se entiende que la sociedad cooperativa es la principal de las formas jurídicas del llamado fenómeno económico de la cooperación o mutualidad (Godoy, 2015).

El ámbito cooperativista se amplía a casi cualquier actividad humana, desde aquellas realizadas manualmente hasta el trabajo intelectual, según el tipo de actividad se determinará el tipo de cooperativa a fundar (Chiriboga 2014) y (Godoy 2015). En este caso el planteamiento radica en el ahorro y el crédito, temas de índole financiera; en base a ello es importante traer a colación lo propuesto por el líder reformista español Salas Antón, quien manifiesta que este tipo de cooperación es la encargada de promover el espíritu de ahorro, favorecer hábitos de trabajo, facilitar el acceso al crédito a bajos tipos de interés que promueva la superación financiera, económica y social de los inscritos.

En el caso ecuatoriano las llamadas COAC se han abierto paso en la economía nacional y forman parte importante del sistema financiero, la Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria LOEPS en su artículo 81 las define como:

Organizaciones formadas por personas naturales o jurídicas que se unen voluntariamente con el objeto de realizar actividades de intermediación financiera y de responsabilidad social con sus socios y, previa autorización de la Superintendencia, con clientes o terceros con sujeción a las regulaciones y a los principios reconocidos en la presente Ley.

Según indica la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) las COAC son clasificadas por segmentos<sup>1</sup>, de acuerdo de a lo determinado por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera SEPS (2018), la clasificación se detalla a continuación:

**Tabla 1.1: Segmentos de las CAC**

Segmento	Activos (US\$)
1	Mayor a 80'000.000
2	Mayor a 20'000.000 hasta 80'000.000
3	Mayor a 5'000.000 hasta 20'000.000
4	Mayor a 1'000.000 hasta 5'000.000
5	Hasta 1'000.000
	Cajas de ahorro, bancos comunales y cajas comunales

Fuente: (SEPS 2018)

Elaborado por: la autora

<sup>1</sup> Resolución No. 038-2015-F el 13 de febrero de 2015.

De lo expuesto se colige, que para fines prácticos en el Ecuador, las CAC no son más que instituciones dedicadas a la intermediación financiera; que a diferencia de un banco tradicional, intentan captar a un segmento de la población a la cual la banca tradicional no ha logrado llegar; esto lo reafirma Morales (2018), quien manifiesta que en los años recientes:

El cooperativismo de ahorro y crédito, se ha convertido en un medio de desarrollo cultural, social y económico a través de la intermediación financiera (...) bajo una convicción de una verdadera inclusión financiera que permita atender a todos los sectores de la población, inclusive aquel sector que durante años fue excluido del sistema financiero tradicional (pág. 3).

### 2.1.1 El riesgo

Según la Real Academia de la Lengua, la palabra riesgo proviene del latín *risicare* que significa atreverse o transitar por un sendero peligroso, fácilmente se interpreta que todo aquello relacionado con la palabra riesgo es sinónimo de eventualidades o contingencias; también se lo puede interpretar como la probabilidad de obtener un resultado no esperado o no deseado (Fernández y Pérez, 2005).

El tema que compete a la presente investigación se relaciona al mundo de las finanzas, por ello es importante traer a colación lo manifestado por Lara (2007) quien indica que el riesgo financiero corresponde o se asocia con las pérdidas potenciales que se pueden producir en cualquier tipo de inversión.

En la misma línea, el riesgo puede ser definido como “la volatilidad de los flujos financieros no esperados, generalmente derivada del valor de los activos o los pasivos” (Fernández y Pérez, 2005, pág. 58), en base de la definición anterior los autores manifiestan que toda organización está expuesta a riesgos que pueden causar graves problemas financieros, hacer peligrar la operación e, incluso, llegar al cierre definitivo de la empresa; de allí la importancia del manejo técnico de los recursos financieros.

Existen varios tipos de riesgos financieros dentro de una empresa, reconocidos autores como Marino, Frias, Souquet, y Marino (2002) indican que la clasificación es: a) de mercado, b) de crédito, c) de liquidez, d) operacionales y e) legales; Fernández y Pérez (2005) coinciden en dicha clasificación pero proponen un tipo de riesgo extra, el de reputación, que es el asociado a pérdidas financieras por el desmejoramiento de la imagen de la organización en el mercado. Sin embargo la presente investigación se centra en un tipo específico de riesgo, el de crédito, el que Fernández y Pérez conceptualizan como “la pérdida potencial que se registra como motivo del incumplimiento de una contraparte en una transacción financiera, o en alguno de los términos y condiciones de la transacción” (pág. 163). Finalmente (Castillo y Pérez, 2008) manifiestan que el efecto del riesgo de crédito se mide por el costo de la reposición de los flujos de efectivo cuando la otra parte incumple los términos del contrato.

De lo anterior se entiende que el riesgo de crédito tiene relación con el deterioro en la calidad crediticia del prestatario o en el colateral presentado como garantía. Según Trejo, Ríos, y Almagro (2015) precedentemente la administración del crédito se daba solo bajo la experiencia o hábito del personal encargado de evaluar las solicitudes; todo se decidía bajo reglas propias de cada institución basadas en experiencias del negocio, recomendaciones de otros clientes y con la presentación de garantías simples; en resumen la evaluación del otorgamiento de un crédito era una suerte de escogimiento empírico de los perfiles. Consecutivamente, la estadística y las ciencias de análisis de datos y el estudio de conjuntos para la discriminación de grupos de clientes fueron incorporándose al estudio del riesgo crediticio, comúnmente por transiciones de un estado inicial a un estado final Ríos et al. (2015).

Específicamente en el caso ecuatoriano, la Superintendencia de Bancos (2018) indica que el riesgo de crédito en las instituciones financieras nacionales se define como “la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados, que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas<sup>2</sup>” (pág. 82), según esta misma institución de control este tipo de riesgo es analizado, medido y ponderado a través de las siguientes dimensiones: a) morosidad, b) cobertura de la cartera problemática, c) las matrices de transición, d) el análisis de cosechas, e) las garantías como mitigante del riesgo de crédito, y f) el riesgo de concentración de créditos.

El pilar fundamental de la supervisión bancaria está en la gestión interna del riesgo en las entidades financieras y, como tal, está orientado a que se fortalezca esta gestión en riesgos de crédito y de mercado, generando cultura y prácticas de alto nivel técnico en la administración del mismo.

### **2.1.2 Gestión del riesgo de crédito.**

Para Puertas y Marti (2013) el otorgamiento de créditos es uno de los principales negocios de las instituciones financieras, proceso que de ser mal gestionado puede llegar ocasionar la quiebra de las mismas; de allí que cada vez más de estas empresas requieren sistemas automáticos más certeros en la calificación de clientes para la concesión de créditos. Dichos sistemas deberían ser capaces de, asegurar con alta probabilidad, que el cliente será capaz de responder por sus obligaciones crediticias.

Sería importante destacar que únicamente no existirá riesgo en una operación financiera de crédito cuando la entidad que los regula actúe como mediadora o intermediaria,

---

<sup>2</sup> Codificación de Resoluciones SB y Junta Bancaria: Libro I: Normas Generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero; Título X.-De la Gestión y Administración de Riesgos; Capítulo II.- De la Administración del Riesgo de Crédito.

o bien cuando el préstamo se conceda con la garantía del estado donde se otorgue (Lara 2007).

Según indican Castillo y Pérez (2008) “la gestión de riesgos es el proceso mediante el cual se identifica, mide y controla la exposición al riesgo” (pág. 234), sin duda una actividad se suma importancia para las organizaciones contemporáneas. El manejo apropiado del riesgo se considera como un factor estratégico de cara a posicionarse correctamente en el mercado Lara J. (2010); según éste último, el riesgo de crédito se encuentra dentro de los riesgos no diversificables o también llamados sistemáticos, y posee los siguientes componentes:

**Tabla 2.1:** Componentes del riesgo de crédito

<b>Riesgo de Impago</b>	Incertidumbre asociada a la incapacidad de hacer frente a sus obligaciones financieras futuras.
<b>Riesgo de Calificación</b>	Evaluación crediticia por parte de una agencia de <i>rating</i> que manifiesta una posible incapacidad de pago futura.
<b>Riesgo de Liquidez</b>	Incertidumbre ligada a la imposibilidad de convertir en efectivo el colateral de la deuda.
<b>Riesgo País</b>	Aquellos efectos negativos producidos por los incumplimientos de pago de una nación.

**Fuente:** (Lara 2010, pág. 132)

**Elaborado por:** la autora

Ampliamente la gestión de crédito requiere de información fidedigna que asegure la viabilidad económica y financiera para que la organización preste el capital, y para ello, debe disponer de procesos apropiados que permitan generar mecanismos de dirección y corrección (Leal, Aranguiz, y Gallegos, 2018).

Ahora bien, hasta el momento se ha abordado la conceptualización del riesgo en general y específicamente del riesgo de crédito en el que pueden incurrir las instituciones financieras al otorgar apalancamiento a sus clientes; igual de importante en este apartado será conocer cuáles son las metodologías con las que las organizaciones evalúan otorgar líneas de crédito.

Para hacer un repaso de la literatura acerca de los modelos que se han empleado para valorar el otorgamiento de créditos, hay que remontarse al trabajo de Durand (1941), quien según Lara (2010) publicó el primer trabajo donde se utilizaban métodos estadísticos que segregaban entre buenos y malos préstamos a otorgar; desde aquel pionero trabajo se han desarrollado numerosas investigaciones con el afán de modelar mejores enfoques del llamado *credit scoring*.

Para Lara (2010) no se puede dejar de mencionar los estudios clásicos de Myers y Forgy (1963), Bierman y Hauseman (1970), Orgler (1970) y Apilado et al (1974); los cuales han formado la base de la aplicación del *credit scoring*, mientras que trabajos como los de Hand y Henley (1997) y Thomas (2000) han sido el cimiento de varios autores para realizar la revisión de la literatura sobre este tema.

Desde hace ya muchos años los avances producidos en los sistemas y mecanismos de almacenamiento y procesamiento de datos (*big data*<sup>3</sup>), han constituido uno de los principales atributos distintivos de la sociedad actual, pues su aprovechamiento y utilización de forma adecuada proporciona información útil para la toma de decisiones por parte de los distintos usuarios, en este caso de la banca, que al valerse de información ha logrado implementar modelos o sistemas de *credit scoring* en cierta medida fiables; ya que se debe entender que ningún modelo es cien por cien exacto en sus predicciones (Lara 2010), (Leal et al. 2018), (Morales y Morales, 2014).

### 2.1.3 Credit Scoring

Se denomina *credit scoring* a “todo sistema de evaluación crediticia que permite valorar de forma automática el riesgo asociado a cada solicitud de crédito” (Puertas & Marti, 2013, pág. 304), según las autoras dicho riesgo está directamente relacionado con la solvencia del deudor, el tipo de crédito o deuda, de los plazos que se fijan, y algunas otras características propias del cliente y de la operación crediticia. Se entiende, y es considerable tenerlo en cuenta, que no existirá riesgo en una operación de crédito cuando la financiera que instrumenta la deuda actúe como mediadora o intermediaria, o bien cuando el crédito se conceda con la garantía del Estado (Lara 2010), (Puertas y Marti, 2013).

De lo anterior se puede colegir que el *credit scoring* es básicamente una solución a un problema de clasificación, específicamente de a quien otorgar o no financiamiento; en la cual un conjunto de observaciones tomadas a priori sobre un determinado objeto o persona busca establecer una regla que permita clasificar a aquellos con alta probabilidad de hacer frente a sus obligaciones y aquellos que no podrán hacerlo; tal como lo describen García y Caballero (2013) los modelos de *credit scoring* permiten tasar la probabilidad de no pago entre clientes con características similares.

Según Puertas y Marti (2013) las dificultades de estimación y pronóstico en las instituciones financieras pueden ser tratados por una gran variedad de técnicas estadísticas o de análisis de datos, que, dependiendo del conocimiento o no de la función que puede explicar la variable dependiente, se clasifican en modelos paramétricos y no paramétricos; sea cual sea el caso la construcción de este tipo de modelos requiere de información interna y externa del cliente, la cual está contenida en sus solicitudes del crédito Leal et al. (2018).

#### 2.1.3.1. Construcción del modelo.

---

<sup>3</sup> Tendencia en el avance de la tecnología que ha abierto las puertas hacia un nuevo enfoque de entendimiento y toma de decisiones, la cual es utilizada para describir enormes cantidades de datos (estructurados, no estructurados y semi-estructurados) que tomaría demasiado tiempo y sería muy costoso cargarlos a un base de datos relacional para su análisis (IBM, 2018).

La construcción de modelos de *scoring* está basada en algunos métodos estadísticos, los más comunes son: LOGIT, PROBIT, Redes Neuronales RN y el Análisis Discriminante AD Ochoa et al. (2010). Según Delgado et al. (2017, pág. 50) el diseño de un modelo de *scoring* tiene los siguientes requerimientos:

- Una muestra representativa de clientes cumplidos e incumplidos.
- Contar con una suficiente y adecuada información de los clientes contenida en sus solicitudes de crédito o expedientes.
- Seleccionar las posibles variables, de la probabilidad de incumplimiento de pago de los clientes, con base en el conocimiento o experiencia previa y a procedimientos estadísticos.
- Escoger el modelo más apropiado con base a diversos tests estadísticos sobre la bondad de ajuste.

En el caso de la presente investigación se empleará el modelo LOGIT para evaluar los objetivos planteados, esto debido a que dicho arquetipo es uno de los más usuales para diseñar *scoring*, se denomina también como modelo de elección discreta o modelo de respuesta cualitativa; utiliza como respuesta una variable binomial donde 1=fallido y 0= no fallido, se vale de un conjunto de variables independientes que se materializan en una función en la que  $p$  (probabilidad de que el cliente falle) “depende de las variables y de unos coeficientes cuya investigación permite abordar la relación de dependencia” Delgado et al. (2017, pág. 51).

Como la probabilidad  $p$  sólo puede variar entre (0 y 1) y la expresión  $(p/q)$  sólo puede variar entre  $(0, +\infty)$  lo cual limita el modelo; para poder sopesar esta situación y lograr que el modelo se vuelva más operativo, se utiliza la expresión “*Odds*”, que corresponde a la expresión “ $p/q$ ” se que entiende como (Probabilidad de fallo/Probabilidad de no fallo). Tanto Delgado et al. (2017), García & Caballero (2013) y Puertas & Marti (2013) coinciden en que las ventajas de plantear el modelo en términos de *Odds* es que el  $\ln$  de  $(p/q)$  pasa a tener un rango de  $(-\infty, +\infty)$ , es decir todo el campo de los números reales.

Según Fernandez y Pérez (2005) el odds ratio (OR) se define como el cociente entre la probabilidad de que el patrón pertenezca a la clase 1 entre la probabilidad de que el patrón pertenezca a la clase 0, se calcula:

$$OR(X) = \frac{P(Y = 1 | X)}{1 - P(Y = 1 | X)}$$

A continuación se describen otras características del modelo logit, aportadas por Delgado et al. (2017):

- a) A medida que  $P$  va de 0 a 1, es decir, a medida que  $Z$  varía de  $(-\infty, +\infty)$  el Logit  $L$  va de  $(-\infty, +\infty)$ .
- b) Aunque  $L$  es lineal en  $X$ , las probabilidades en sí mismas no lo son.
- c) El modelo puede incluir tantas variables regresoras como se requieran.
- d) Si el logit resulta positivo se colige que cuando se incrementa el valor de las variables regresoras aumentan también las posibilidades de que la regresada sea igual a 1; en cambio si el logit es negativo, las posibilidades de que la regresada sea igual a 1 disminuyen conforme se incrementa el valor de  $X$ .
- e)  $\beta_2$ , que es la pendiente, mide el cambio en  $L$  ocasionado por el cambio unitario en  $X$ . El intercepto denotado por  $\beta_1$  es el valor del logaritmo de las posibilidades a favor de ocurrencia del evento, si la variable  $X$  es igual a cero.
- f) El modelo Logit supone que el logaritmo de la razón de probabilidad está relacionado linealmente con  $X_i$ .
- g) Para fines de estimación econométrica, el modelo logit se escribe de la siguiente forma:  $L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i$  donde  $u_i$  es el término de error estocástico.

Según indican Puertas & Marti (2013) el modelo Logit se define por la siguiente función de distribución logística, la cual se obtiene a partir de la probabilidad a posteriori aplicada al análisis discriminante mediante el teorema de Bayes:

$$P_i = P\left(Y = \frac{1}{X}\right) = F(Z_i) = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} = \frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\beta Z_i)}}$$

**Donde:**

- $\beta_0$  representa los desplazamientos laterales de la función logística.
- $\beta$  es el vector de coeficientes que pondera las variables independientes y del que depende la dispersión de la función.
- $X$  es la matriz de variables independientes.

Según manifiestan Rayo et al. (2010) el Logit es un modelo multivariante paramétrico en el que concurren variables categóricas tanto en el conjunto de variables explicativas como en de las variables dependientes, si se compra con el análisis discriminante exhibe la gran ventaja de que será necesario construir una hipótesis de partida; además no plantea restricciones ni con respecto a la normalidad de la distribución de variables, ni a la igualdad de matrices de varianzas-covarianzas, es decir este modelo presenta mide la probabilidad de incumplimiento crediticio al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno

## 2.2 Métodos

En el presente apartado se muestra la metodología a emplear para cumplir con el objetivo de “*evaluar la gestión de riesgo de crédito a través de un modelo de credit scoring en las Cooperativas de ahorro y crédito del segmento 2*”. En la actualidad es evidente que los modelos y metodologías empleadas para evaluar riesgos son numerosas, amplias y probabilísticamente exactas, según (Pillacela, 2018) la aplicación de un método adecuado en las entidades financieras depende principalmente de la disponibilidad de la información; para este caso se empleará el modelo Logit.

Seguidamente se presentarán las variables utilizadas para la aplicación del modelo, los medios para la recolección de datos, y el componente metodológico del modelo Logit; el cual permitirá segregarse a los socios e identificarlos de forma binaria como bueno o malo. La presente investigación, debido a la naturaleza del modelo a emplear, será de tipo mixta ya que los inputs del modelo bien pueden ser cuantitativos y los outputs son cualitativos; se analizarán datos de series de tiempo.

### 2.2.1 Población y muestra.

Los datos a analizar en la investigación provienen de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Santa Isabel Ltda., entidad financiera perteneciente al segmento 2 del sistema de economía popular y solidaria del Ecuador, ubicada en la provincia del Azuay. Más específicamente de toda la cartera de la institución se emplearon los datos concernientes a los microcréditos otorgados entre enero 2016 y diciembre del 2018; únicamente no se tomó en cuenta aquellos microcréditos que no conllevaban riesgos por estar cubiertos por pólizas de plazo fijo; en total la base de datos suma 1.098 observaciones. Se escogió la cartera de microcrédito ya que en el momento de la recolección de datos fue la cartera de mayor riesgo en la institución con un índice de morosidad del 6,54% a diciembre de 2018.

### 2.2.2 Datos y variables.

La información financiera fue recopilada directamente de las bases de datos de Cooperativa de Ahorro y Crédito Santa Isabel Ltda., con expresa autorización de sus autoridades, de la base de datos original se realizó la siguiente depuración: a) las operaciones seleccionadas corresponden a la cartera de microcréditos otorgados entre enero 2016 y enero del 2018; b) se han descartado operaciones adquiridas y c) se descartaron operaciones que no incurran en riesgo.

Las variables analizadas son:

**Tabla 2.2:** Variables a estudiar

<b>VARIABLE DEPENDIENTE</b>	
<b>Mora</b>	Cumplimiento o incumplimiento de las obligaciones de deuda
<b>VARIABLES CUANTITATIVAS</b>	
<b>Ingresos netos</b>	Hace referencia al ingreso del deudor menos los gastos.
<b>Monto</b>	Importe de crédito
<b>Plazo</b>	Plazo al cual se otorgó la operación crediticia
<b>Edad</b>	Edad que tiene el deudor
<b>Cargas</b>	Número de hijos menores de edad
<b>VARIABLES CUALITATIVAS</b>	
<b>Nacionalidad</b>	Lugar de nacimiento del deudor
<b>Sexo</b>	Genero del deudor
<b>Educación</b>	Nivel de estudios
<b>Macro actividad</b>	Macro actividad económica según CIU 4 SEPS
<b>Garantía</b>	Tipo de garantía proporcionada por el cliente
<b>Zona</b>	Oficina donde se otorga el crédito
<b>Vivienda</b>	Tipo de vivienda del deudor
<b>Estado Civil</b>	Se refiere a la situación familiar del deudor

**Fuente:** investigación propia

**Elaborado por:** la autora

### 2.2.3 Planteamiento del modelo.

Para la presente investigación se empleó el modelo probabilístico Logit, el cual “permite calcular la probabilidad de que un individuo pertenezca o no a uno de los grupos establecidos a priori” (Puertas y Marti, 2013, pág. 307), la clasificación se la realizó en base de la conducta de las variables antes mencionadas que son características propias de cada individuo u objeto de estudio; este modelo se centra en una elección binaria donde la variable dependiente tomará valores de 1 ó 0 (acierto/error).

Luego de ser escogidos los datos a analizar, se procedió a trabajar con las variables cualitativas para transformarlas en variables tipo dummy y así que puedan ser examinadas, conjuntamente con las variables cuantitativas, por medio del programa Eviews, acto seguido y con los resultados estadísticos se escogió aquellas variables con mayor significancia para el modelo y con ellas se planteó la ecuación de regresión.

### 3. RESULTADOS

Una vez definida la metodología y con la base de datos de clientes de microcrédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Santa Isabel Ltda., que se encuentra conformada por una muestra de 1.098 créditos concedidos; se procede a obtener los resultados.

Cada uno de los créditos otorgados fueron analizados mediante un total de 18 variables, la primera de ellas (variable dependiente) hace referencia al incumplimiento de pago; las restantes 17 variables se dividen entre cuantitativas y cualitativas y reflejan las características de cada cliente y su comportamiento crediticio.

#### 3.1 Definición de incumplimiento

El incumplimiento, default o mora se define simplemente como el no pago de una deuda; dicha infracción se puede intentar predecir a partir de probabilidades asociadas al análisis de ciertas variables, que en este caso se evalúan por medio de un modelo de credit scoring.

Por lo tanto, la definición default obedece a las políticas establecidas por la institución financiera:

- Clientes buenos, presentan un mora o atrasos máximo de 30 días y un valor promedio de 15 días durante la vigencia del crédito.
- Clientes malos, presentan un mora o atrasos mayor a 31 días y un valor promedio mayor a 16 días durante la vigencia del crédito.

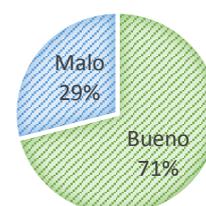
**Tabla 3.1:** Probabilidad de incumplimiento

Default	Frecuencia	%
Bueno	781	71%
Malo	317	29%
<b>Total general</b>	<b>1098</b>	<b>100%</b>

**Fuente:** base de datos de clientes

**Elaborado por:** la autora

**Figura 3.1** Probabilidad de Incumplimiento



**Fuente:** tabla 3.1

**Elaborado por:** la autora

En base de los datos aportados por la institución se evidencia que el 71% de las operaciones de crédito realizadas se encuentran en mora, una elevada proporción; esto da a entender que aproximadamente 7 de cada 10 personas que han solicitado financiamiento en esta institución entran en la definición de "Buenos Clientes".

Una vez determinada la variable dependiente en el modelo estadístico, caracterizada como dicótoma con un valor de 0 para los créditos incumplidos y 1 para los créditos cumplidos en sus pagos, se realiza el análisis de Regresión Logit en base a la información con las variables cuantitativas y cualitativas antes especificadas y cuyos datos provienen de la propia institución financiera; esto con el de determinar cuáles serán significativas para el modelo de riesgo de crédito.

Inicialmente el modelo fue corrido con todas las variables descritas en la metodología, pero el objetivo es optar por aquellas que sean estadísticamente significativas; los resultados de la corrida inicial se presentan a continuación:

**Imagen 3.1:** Resultados de correlación logit de variables

Dependent Variable: V\_DEPENDIENTE  
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)  
Date: 05/22/19 Time: 02:57  
Sample: 1 1098  
Included observations: 1097  
Convergence achieved after 5 iterations  
Coefficient covariance computed using observed Hessian

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.412101	0.604481	-2.336054	0.0195
INGRESOS_NETOS	0.000884	0.000229	3.862275	0.0001
MONTO_OPERACION	1.76E-05	1.36E-05	1.291114	0.1967
PLAZO	0.024842	0.005100	4.870770	0.0000
EDAD	0.013561	0.008451	1.604629	0.1086
CARGAS	-0.188534	0.074014	-2.547270	0.0109
D_ORIENTE_2	-1.706877	0.913452	-1.868601	0.0617
D_COSTA_1	-0.937409	0.178590	-5.248938	0.0000
D_SEXO	0.488576	0.176739	2.764392	0.0057
D_PRIMARIA_1	-0.790970	0.225350	-3.509964	0.0004
D_SUPERIOR_2	-1.403501	0.303860	-4.618905	0.0000
PRODUCCION	1.046766	0.326893	3.202169	0.0014
SERVICIO	1.684813	0.202607	8.315660	0.0000
AGRICULTURA	1.492959	0.237486	6.286516	0.0000
PERSONAL	0.759632	0.366009	2.075447	0.0379
SIN_GARANTIA	2.037065	0.450352	4.523274	0.0000
SUCURSAL	-0.524834	0.273016	-1.922356	0.0546
TIPO_VIVIENDA	-1.093309	0.367499	-2.974995	0.0029
ESTADO_CIVIL	-0.519556	0.233356	-2.226456	0.0260
McFadden R-squared	0.275296	Mean dependent var	0.711030	
S.D. dependent var	0.453491	S.E. of regression	0.372476	
Akaike info criterion	0.906063	Sum squared resid	149.5598	
Schwarz criterion	0.992668	Log likelihood	-477.9755	
Hannan-Quinn criter.	0.938831	Deviance	955.9510	
Restr. deviance	1319.092	Restr. log likelihood	-659.5458	
LR statistic	363.1406	Avg. log likelihood	-0.435711	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	317	Total obs	1097	
Obs with Dep=1	780			

**Fuente:** investigación propia  
**Elaborado por:** la autora

Gracias a la primera corrida del modelo se pudo identificar que, de las iniciales 18 variables, los resultados de: MONTO\_OPERACIÓN, EDAD, D\_ORIENTE\_2 y SUCURSAL no fueron estadísticamente significativas a un nivel de confianza del 95%, y por lo tanto se las separa. Se formuló un nuevo modelo econométrico en el cual constan las 14 variables significativas restantes y la nueva corrida arroja los siguientes resultados:

**Imagen 3.2:** Resultados de correlación logit de variables significativas

Dependent Variable: V\_\_DEPENDIENTE  
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)  
Date: 05/22/19 Time: 03:58  
Sample: 1 1098  
Included observations: 1098  
Convergence achieved after 5 iterations  
Coefficient covariance computed using observed Hessian

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.800406	0.469738	-1.703942	0.0884
INGRESOS_NETOS	0.000966	0.000224	4.313884	0.0000
PLAZO	0.028497	0.004470	6.374829	0.0000
CARGAS	-0.149341	0.068528	-2.179272	0.0293
D_COSTA_1	-0.890445	0.170744	-5.215085	0.0000
D_SEXO	0.454733	0.174147	2.611201	0.0090
D_PRIMARIA_1	-0.653628	0.205809	-3.175902	0.0015
D_SUPERIOR_2	-1.359966	0.280953	-4.840547	0.0000
PRODUCCION	0.901604	0.316724	2.846654	0.0044
SERVICIO	1.632773	0.198936	8.207547	0.0000
AGRICULTURA	1.559407	0.234795	6.641570	0.0000
PERSONAL	0.666982	0.361529	1.844889	0.0651
SIN_GARANTIA	1.862235	0.435399	4.277073	0.0000
TIPO_VIVIENDA	-1.267015	0.338205	-3.746293	0.0002
ESTADO_CIVIL	-0.680804	0.220828	-3.082960	0.0020
<hr/>				
McFadden R-squared	0.267187	Mean dependent var	0.711293	
S.D. dependent var	0.453368	S.E. of regression	0.374174	
Akaike info criterion	0.908149	Sum squared resid	151.6267	
Schwarz criterion	0.976472	Log likelihood	-483.5738	
Hannan-Quinn criter.	0.933998	Deviance	967.1477	
Restr. deviance	1319.773	Restr. log likelihood	-659.8866	
LR statistic	352.6256	Avg. log likelihood	-0.440413	
Prob(LR statistic)	0.000000			
<hr/>				
Obs with Dep=0	317	Total obs	1098	
Obs with Dep=1	781			

**Fuente:** investigación propia

**Elaborado por:** la autora

Antes de otorgar los resultados del modelo logit es necesario presentar la descripción de los datos de las variables significativas, a continuación dicha información:

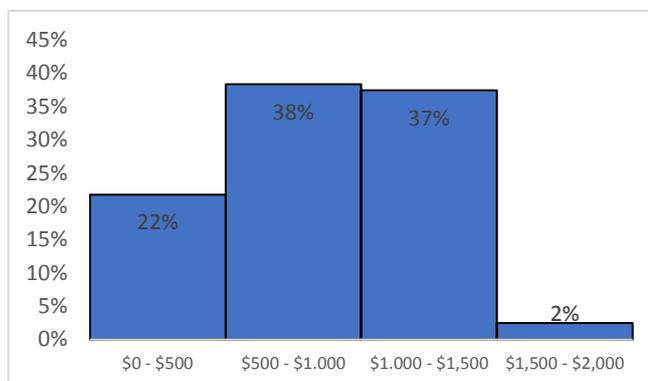
**Tabla 3.2:** Variable INGRESOS

INGRESOS	f. Abs.	f. Rel.
\$0 - \$500	239	22,8%
\$500 - \$1.000	421	38,3%
\$1.000 - \$1,500	411	37,4%
\$1,500 - \$2,000	27	2,5%
<b>TOTAL</b>	<b>1098</b>	

Fuente: investigación propia

Elaborado por: la autora

**Figura 3.2:** Variable INGRESOS



Fuente: tabla 3.2

Elaborado por: la autora

Los resultados indican que poco más del 75% de los clientes que han solicitado un crédito en la COAC Santa Isabel Ltda., posee ingresos mensuales entre los \$500,00 y \$1.000,00; un apreciablemente bajo 2,5% sobrepasa la barrera de los \$1.500,00 esto indica que el target de la institución se centra en clientes con una economía de nivel medio.

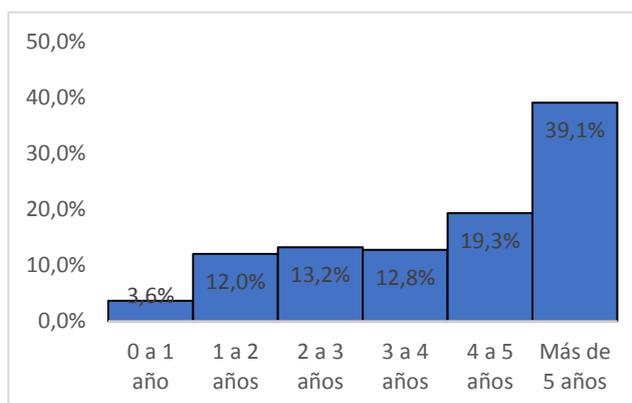
**Tabla 3.3:** Variable PLAZO

PLAZO	f. Abs.	f. Rel.
0 a 1 año	40	3,6%
1 a 2 años	132	12,0%
2 a 3 años	145	13,2%
3 a 4 años	140	12,8%
4 a 5 años	212	19,3%
Más de 5 años	429	39,1%
<b>TOTAL</b>	<b>1098</b>	

Fuente: investigación propia

Elaborado por: la autora

**Figura 3.3:** Variable PLAZO



Fuente: tabla 3.2

Elaborado por: la autora

En cuanto al plazo otorgado por la institución a sus clientes en las operaciones de crédito analizadas, se puede observar que aproximadamente cuatro de cada diez financiamientos se han realizado con un horizonte de largo plazo; otro 32% se han solicitado

para un plazo entre tres y cinco años, el restante 29% se han concedido para plazos de entre cero y tres años.

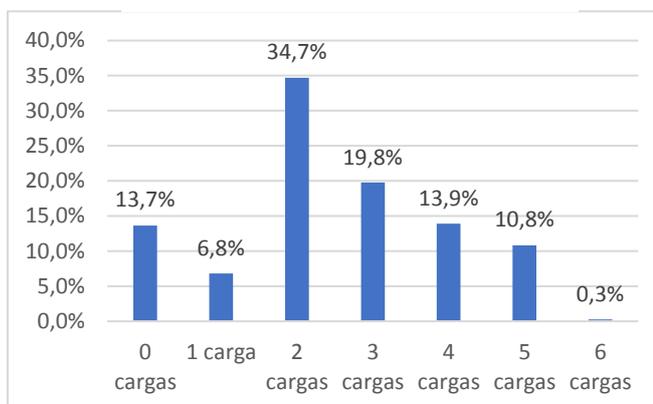
**Tabla 3.4:** Variable CARGAS

PLAZO	f. Abs.	f. Rel.
0 cargas	150	13,7%
1 carga	75	6,8%
2 cargas	381	34,7%
3 cargas	217	19,8%
4 cargas	153	13,9%
5 cargas	119	10,8%
6 cargas	3	0,3%
<b>TOTAL</b>	<b>1098</b>	

Fuente: investigación propia

Elaborado por: la autora

**Figura 3.4:** Variable CARGAS



Fuente: tabla 3.4

Elaborado por: la autora

Las responsabilidades o cargas familiares se evidencian en los resultados precedentes, es notorio la mayor cantidad de clientes (38%) se hacen cargo de dos familiares directos, lo que implica que la mayor parte de los prestatarios son probablemente cabezas de familia. Los porcentajes disminuyen conforme aumenta la cantidad de cargas familiares, lo que confirma la tendencia actual de disminución del tamaño de las familias.

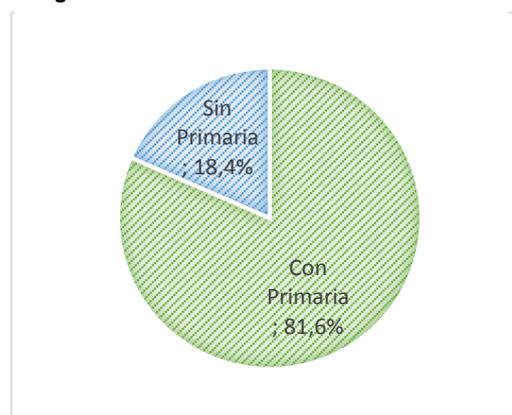
**Tabla 3.5:** Variable EDUCACIÓN PRIMARIA

PLAZO	f. Abs.	f. Rel.
Con Primaria	896	81,6%
Sin Primaria	202	18,4%
<b>TOTAL</b>	<b>1098</b>	

Fuente: investigación propia

Elaborado por: la autora

**Figura 3.5:** Variable EDUCACIÓN PRIMARIA



Fuente: tabla 3.5

Elaborado por: la autora

En cuanto al tema educativo, una de las variables significativas del modelo, se puede concluir que 8 de cada 10 clientes de la institución poseen un nivel básico de educación; lo

que es de suponer un tema relevante al momento de otorgar un crédito, se esperaría que una persona con mejor nivel educativo tenga más probabilidades de cubrir sus obligaciones.

Descritas las variables más significativas, se debe indicar que se obtuvieron los siguientes resultados de acuerdo con el modelo de regresión binaria utilizado, en el cual las variables resultantes significativas son: INGRESOS NETOS, PLAZO, CARGAS, REGIÓN COSTA, SEXO, EDUCACIÓN PRIMARIA, EDUCACIÓN SUPERIOR, ACTIVIDAD DE PRODUCCIÓN, ACTIVIDAD SERVICIO, ACTIVIDAD AGRICULTURA, GARANTÍA PERSONAL, SIN GARANTÍA, TIPO DE VIVIENDA, ESTADO CIVIL, tomando en cuenta que el nivel de significancia del estadístico es inferior a 0,05 el modelo se describe como:

$$\begin{aligned}
 V_{Dep} = 1 - @Clogistic(-(-0.800405651582 &+ 0.000965970089207 * \text{Ingresos Netos} \\
 &+ 0.0284965661051 * \text{Plazo} - 0.149340875824 * \text{Cargas} \\
 &- 0.890444908793 * \text{D_Costa}_1 + 0.454733103694 * \text{Sexo} \\
 &- 0.653628197984 * \text{D_Primaria}_1 - 1.35996587813 * \text{D_Superior}_2 \\
 &+ 0.9016036399 * \text{Producción} + 1.6327730076 * \text{Servicio} \\
 &+ 1.55940694846 * \text{Agricultura} + 0.666981637791 * \text{Personal} \\
 &+ 1.86223484841 * \text{Sin Garantía} - 1.26701499281 * \text{Tipo Vivienda} \\
 &- 0.680803563358 * \text{Estado Civil}))
 \end{aligned}$$

Se puede evidenciar que en el modelo de regresión logística las variables: CARGAS, REGIÓN COSTA, EDUCACIÓN PRIMARIA, EDUCACIÓN SUPERIOR, TIPO DE VIVIENDA, ESTADO CIVIL influyen negativamente en la probabilidad que un cliente sea moroso, por lo tanto, cuando estas variables aumentan en una unidad, el logaritmo de las probabilidades de ser un cliente moroso disminuye en el valor de los coeficientes. En medida que la variable INGRESOS NETOS, PLAZO, SEXO, ACTIVIDAD DE PRODUCCIÓN, ACTIVIDAD SERVICIO, ACTIVIDAD AGRICULTURA, GARANTÍA PERSONAL, SIN GARANTÍA influye positivamente al logaritmo de probabilidad de ser un cliente incumplido en los pagos. El coeficiente McFadden muestra un aceptable grado de determinación de las variables explicativas hacia la probabilidad condicional del modelo cuyo valor es de 0,267.

En la siguiente tabla se presenta los coeficientes  $\beta$  y  $\exp(\beta)$  que representa el odds-ratio y su interpretación:

**Tabla 3.6:** Odds-ratio de las variables significativas

VARIABLES	$\beta$	$exp(\beta)$
INGRESOS_NETOS	0,0010	1,0010
PLAZO	0,0285	1,0289
CARGAS	-0,1493	0,8613
D_COSTA_1	-0,8904	0,4105
D_SEXO	0,4547	1,5758
D_PRIMARIA_1	-0,6536	0,5202
D_SUPERIOR_2	-1,3600	0,2567
PRODUCCION	0,9016	2,4636
SERVICIO	1,6328	5,1180
AGRICULTURA	1,5594	4,7560
PERSONAL	0,6670	1,9483
SIN_GARANTIA	1,8622	6,4381
TIPO_VIVIENDA	-1,2670	0,2817
ESTADO_CIVIL	-0,6808	0,5062

**Fuente:** investigación propia

**Elaborado por:** la autora

De la tabla anterior se colige que:

- El aumento en una unidad en los ingresos netos, ceteris paribus, aumentaría los odds de cumplir en los pagos en 1,001 veces más, sin embargo, su efecto no es de gran magnitud.
- El plazo del crédito aumenta en una unidad, ceteris paribus, aumentaría los odds en 1,02, por lo tanto, a mayor plazo de un crédito menor probabilidad de incumplir en los pagos.
- El incremento en una unidad en las cargas reduce en 1,16 veces que el deudor pague el crédito.
- Los deudores que nacen en la costa son propensos a incumplir en 2,43 veces que quienes son de la sierra y el oriente.
- El sexo de deudor indica que la mujer es más propensa a incumplir en 1,57 veces más que el hombre.
- Las variables nivel de educación, tipo de vivienda y estado civil indican que si el deudor con un nivel de estudios más alto reduce en 1,92; que sea soltero reduce en 1,97 y que el tipo de vivienda sea arrenda, familiares u otros reduce en 3,54 los odds de cumplir.
- Un aumento en la actividad económica ya sea de producción, servicio y agricultura aumentaría los odds en 2,46, 5,11 y 4,75 respectivamente.
- La variable garantía tiene como base la garantía real, es decir que los deudores con tipo de garantía personal o sin garantía son propensos en incumplir en sus pagos en 1,94 y 6,43 veces.

Con estos resultados, a continuación se presenta una matriz de calor que muestra el impacto de las variables significativas utilizadas en el modelo de riesgo de Crédito:

**Tabla 3.7:** Odds-ratio de las variables significativas

		IMPACTO		
		Leve	Severa	Grave
PROBABILIDAD	Alto	11		12
	Moderado	3	10	9
	Baja	1, 2, 5, 6, 14	4, 8, 13, 7	

**Fuente:** investigación propia

**Elaborado por:** la autora

Se realizó un análisis de correlaciones para evaluar si la información de cada variable ingresada al modelo logístico no presenta problemas de colinealidad<sup>4</sup>, el cual revelo que las variables independientes no estarían correlacionadas significativamente entre ellas y el aporte que presenta cada una al modelo es importante.

#### 4. DISCUSIÓN

Una vez presentados los resultados estadísticos descriptivos y el modelo obtenido; es momento de exteriorizar de manera precisa y concluyente los hallazgos de la investigación y como ellos pueden ser empleados para servir de alertas en todo lo referente a la toma decisiones al momento del otorgamiento y financiamiento de un crédito.

Tomando en consideración que inicialmente, según la información de la institución, 7 de cada 10 personas que han solicitado financiamiento en la COAC Santa Isabel Ltda., se pueden considerar *buenos clientes* y posteriormente en base de la corrida del modelo en cada uno de los casos analizados; en la siguiente tabla se muestran las probabilidades de incumplimiento:

**Tabla 4.1:** Porcentaje de aciertos en la validación

Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Cumplió	Incumplió	
Cumplió	777	4	99,48%
Incumplió	65	252	79,49%
Porcentaje global acierto			93,71%

**Fuente:** investigación propia

**Elaborado por:** la autora

La aplicación del modelo estimado para la ratificación arroja un porcentaje global de acierto de 93,71% lo que valida el estudio realizado.

Tomando como referencia la efectividad calculada, es conveniente proveer a la institución de una herramienta para la toma decisiones, en la tabla 4.1 se presenta una escala

<sup>4</sup> La Colinealidad se presenta cuando alguno de los coeficientes de correlación simple o múltiple entre algunas de las variables independientes es 1.

de valoración, que, según la aplicación del modelo arrojará luces sobre a quién otorgar o no financiamiento; o sobre a quién hacer una investigación más minuciosa en temas de microcrédito:

**Tabla 4.1:** Segmentación de puntos de corte

<b>Calificación</b>	<b>Puntaje Score</b>
A	Menores a 0,20
B	Desde 0,21 hasta 0,40
C	Desde 0,41 hasta 0,60
D	Desde 0,61 hasta 0,80
E	Mayores 0,81

**Fuente:** investigación propia

**Elaborado por:** la autora

Donde:

- **A:** Corresponde a aquellos socios o clientes que registran una probabilidad de incumplimiento de hasta el 20% y pueden recibir el financiamiento sin inconvenientes.
- **B:** Corresponde a aquellos socios o clientes que registran una probabilidad de incumplimiento entre el 21 y el 40% y pueden recibir el financiamiento con una probable entrada a revisión de comité.
- **C:** Corresponde a aquellos socios o clientes que registran una probabilidad de incumplimiento entre el 41 y el 60% y deben entrar obligatoriamente a revisión de comité.
- **D:** Corresponde a aquellos socios o clientes que registran una probabilidad de incumplimiento entre 61 y 80% y deben entrar obligatoriamente a revisión de comité donde además se requerirá un mejor colateral.
- **E:** Corresponde a aquellos socios o clientes que registran una probabilidad de incumplimiento superior al 81% y se les niega directamente el financiamiento.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Castillo, M., & Pérez, F. (Ene-Jun de 2008). Gestión del riesgo crediticio: un análisis comparativo entre Basilea II y el Sistema de Administración del Riesgo Crediticio Colombiano, SARC. *Cuadernos de Contabilidad*, 9(24), 229-250.
- Castro, A. (1996). *Manual de administración financiera para cooperativas de ahorro y crédito*. Quito: CEDECOOP.
- Chiriboga, L. (2014). *Las cooperativas de ahorro y crédito en la economía popular y solidaria*. Quito: Imprefepp.
- Corporación de Estudios para el Desarrollo. (Marzo de 2018). *Análisis sobre el sector de cooperativas de ahorro y crédito en el Ecuador*. Quito, Ecuador. Obtenido de <https://www.aciamericas.coop/IMG/pdf/informe-sobre-cooperativas-de-ahorro-y-credito-07.05.2018.pdf>
- Delgado, L., Cardona, C., & Gil, O. (Enero-Junio de 2017). Diseño de un modelo de scoring para la gestión eficiente de la cartera en una agencia de cobranzas. *Escenarios: empresa y territorio*, 6(7), 45-65.
- Fernández, H., & Pérez, F. (2005). El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo. *Revista Ingenierías*, 4(6), 55-75.
- Fernandez, H., & Pérez, F. (enero-junio de 2005). El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 4(6), 55-75.
- Flóres, R. (2007). Análisis de las determinantes del riesgo de crédito en presencia de carteras de bajo incumplimiento. Una nueva propuesta de aplicación. *Revista Europea de Economía y Dirección de Empresas*, 16(2), 71-92.
- García, O., & Caballero, C. (2013). Metodología para un scoring de clientes sin referencias crediticias. *Cuadernos de economía*, 139-165.
- Godoy, E. (2015). *Manual de cooperativismo*. Argentina: Valleta.
- Guillén, E., & Peñafiel, L. (Enero-Abril de 2018). Modelos predictor de la morosidad con variables macroeconómicas. *Revista Ciencia UNEMI*, 11(26), 13-24. doi:ISSN 2528-7737 Electrónico
- IBM. (29 de Mayo de 2018). *IBM Developer*. Obtenido de <https://www.ibm.com/developerworks/ssa/local/im/que-es-big-data/index.html>
- Lara, A. (2007). *Medición y control de riesgos financieros* (3era ed.). México: Limusa.
- Lara, J. (2010). La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas. Granada, España: Universidad de Granada. Obtenido de <https://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>
- Leal, A., Aranguiz, M., & Gallegos, J. (Junio de 2018). Análisis del riesgo crediticio, propuesta del modelo de credit scoring. *Revista de la Facultad de Ciencias*

*Económicas: Investigación y Reflexión*, 26(1), 181-207.  
doi:<https://doi.org/10.18359/rfce.2666>

- Marino, J., Frias, S., Souquet, G., & Marino, R. (2002). Administración de riesgos financieros: un requisito necesario en la actualidad para ser competitivo. *Anales de la universidad Metropolitana*, 2(1), 89-97.
- Morales, A. (Julio de 2018). El sistema cooperativo de ahorro y crédito del Ecuador a través de la historia. *Observatorio de la economía latinoamericana*, 2-7. Obtenido de <https://www.eumed.net/rev/oel/2018/07/sistema-cooperativo-ecuador.html>
- Morales, J., & Morales, A. (2014). *Crédito y cobranza* (1era ed.). México: Patria.
- Ochoa, J., Galeano, W., & Agudelo, L. (Diciembre de 2010). Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera. *Perfil de coyuntura económica*(16), 191-222.
- Pillacela, C. (2018). Modelo metodológico de otorgamiento de crédito enfocado en el sector cooperativo del segmento 1 del cantón Cuenca. Cuenca, Ecuador: Universidad del Azuay.
- Puertas, R., & Marti, M. (May-Jun de 2013). Análisis del credit scoring. *Revista de administración de empresas*, 53(3), 303-315.
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). un Modelo de Credit scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea ii. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 15(28), 90-124.
- Regalado, P., & Espinoza, V. (Enero-Abril de 2018). Desarrollo financiero en Ecuador: Análisis de la concentración del sector cooperativo de ahorro y crédito del segmento 1. *X-pedientes económicos*, 2(2), 20-36. Obtenido de [https://ojs.supercias.gob.ec/index.php/X-pedientes\\_Economicos/article/view/14/8](https://ojs.supercias.gob.ec/index.php/X-pedientes_Economicos/article/view/14/8)
- Seijas, M., Vivel, M., Lado, R., & Fernández, S. (Diciembre de 2017). La evaluación del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas: estado del arte. *COMPENDIUM*, 4(9), 36-52.
- Superintendencia de Bancos. (2018). *Reporte de estabilidad financiera a junio del 2018*. Quito: Digital. Obtenido de [http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/downloads/2019/03/reporte\\_estabilidad\\_jun\\_2018.pdf](http://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/downloads/2019/03/reporte_estabilidad_jun_2018.pdf)
- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (25 de Marzo de 2018). *Productos Estadísticos de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria*. Obtenido de <https://www.seps.gob.ec/estadisticas?productos-estadisticos>
- Trejo, J., Rios, H., & Almagro, F. (2015). Actualización del modelo de riesgo crediticio, una necesidad para la banca revolviente en México. *Finanzas, Instituto Politécnico Nacional*, 8(1), 17-30. doi:<http://dx.doi.org/10.14718/revfinanzpolitecon.2016.8.1.2>