

**UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL  
SISTEMA DE POSGRADO  
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

**TEMA:**

**Diseño Metodológico para Minimizar el Riesgo Crediticio. Caso Cooperativa Educadores del Azuay Ltda.**

**AUTOR:**

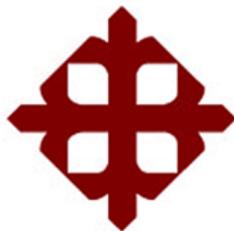
**Ing. Alvarado Tapia, Jonathan Antonio**

**PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL GRADO ACADÉMICO:  
MAGÍSTER EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

**TUTORA:**

**Econ. Paola Elizabeth, Guim Bustos, Mgs.**

**Guayaquil, Ecuador  
2021**



**UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL  
SISTEMA DE POSGRADO  
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

**CERTIFICACIÓN**

Certificamos que el presente trabajo fue realizado en su totalidad por el **Ingeniero, Jonathan Antonio Alvarado Tapia**, como requerimiento parcial para la obtención del Grado Académico de **Magíster en Administración de Empresas**

**DIRECTORA DE PROYECTO DE INVESTIGACIÓN**

**Econ. Paola Elizabeth, Guim Bustos, Mgs.**

**REVISORA**

**Econ. Glenda Gutiérrez Candela, Mgs.**

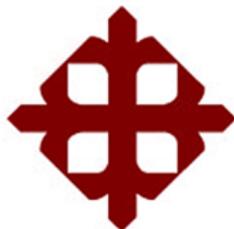
**AUTOR**

**Ing. Jonathan Antonio, Alvarado Tapia.**

**DIRECTORA DEL PROGRAMA**

**Econ. María del Carmen, Lapo Maza, Ph.D**

**Guayaquil, a los 03 días del mes de marzo del año 2021**



**UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL  
SISTEMA DE POSGRADO  
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

**DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD**

**Yo, Jonathan Antonio Alvarado Tapia**

**DECLARO QUE:**

El Proyecto de Investigación **Diseño Metodológico para Minimizar el Riesgo Crediticio. Caso Cooperativa Educadores del Azuay Ltda.** previa a la obtención del **Grado Académico de Magister en Administración de Empresas**, ha sido desarrollada en base a una investigación exhaustiva, respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan al pie de las páginas correspondientes, cuyas fuentes se incorporan en la bibliografía. Consecuentemente este trabajo es de mi total autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance científico del proyecto de investigación del Grado Académico en mención.

**Guayaquil, a los 03 días del mes de marzo del año 2021**

**EL AUTOR**

---

**Ing. Jonathan Antonio, Alvarado Tapia**



**UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL  
SISTEMA DE POSGRADO  
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

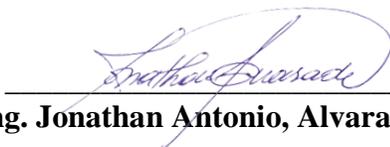
**AUTORIZACIÓN**

Yo, **Jonathan Antonio Alvarado Tapia**

Autorizo a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, la **publicación** en la biblioteca de la institución del **Proyecto de Investigación Mag en Administración de Empresas** titulada: **Diseño Metodológico para Minimizar el Riesgo Crediticio. Caso Cooperativa Educadores del Azuay Ltda.**, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y total autoría.

**Guayaquil, a los 03 días del mes de marzo del año 2021**

**EL AUTOR:**

  
**Ing. Jonathan Antonio, Alvarado Tapia**



**UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL  
SISTEMA DE POSGRADO  
MÁSTER EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**

**REPORTE URKUND**

secure.orkund.com/old/view/90210610-633062-671045#Fcc5DoAwDETRu7i2UOx4lBkKokARoBTQpETcHVO8Gf0HrgF1IUUyJEdRQ9UciGIIngrR5mHGuh8Luq4i0593...

**URKUND**

Documento: [Diseño Metodológico para Minimizar el Riesgo Crediticio Jonathan Alvarado MAE.docx](#) (D94445605)

Presentado: 2021-02-02 14:01 (-05:00)

Presentado por: jonatan\_alvrido@hotmail.com

Recibido: maria.lapo.ucsg@analysis.orkund.com

Mensaje: Diseño Metodológico para Minimizar el Riesgo Crediticio Jonathan Alvarado [Mostrar el mensaje completo](#)  
3% de estas 57 páginas, se componen de texto presente en 4 fuentes.

**Lista de fuentes Bloques**

Categoría	Enlace/nombre de archivo
	<a href="http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/5733/1/T-UCSG-POS-MAE-128.pdf">http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/5733/1/T-UCSG-POS-MAE-128.pdf</a>
	TESIS SCORE MICROCREDITO Y MATRICES TRANSICION - ANDREA PEREZ 19 JUN 2019.docx
	<a href="http://repositorio.uasb.edu.ec/bitstream/10644/6647/1/172868-MFGB-Corona-Dise%C3%B1o...">http://repositorio.uasb.edu.ec/bitstream/10644/6647/1/172868-MFGB-Corona-Dise%C3%B1o...</a>
	PR DANILO BAUTISTA.docx
Fuentes alternativas	
Fuentes no usadas	

1 Advertencias. Reiniciar. Exportar. Compartir.

97% #1 Activo

Fuente externa: <http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/5733/1/T-UCSG-POS-MAE-128.pdf> 97%

Mgs. Guayaquil, Ecuador 2020

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL SISTEMA DE POSGRADO MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS

CERTIFICACION

Certificamos que el presente trabajo fue realizado en su totalidad por

el Ingeniero, Jonathan Antonio Alvarado Tapia, como requerimiento parcial para la obtención del Grado Académico de Máster en Administración de Empresas

DIRECTORA DE PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

..... Econ. Paola Elizabeth, Guim Bustos, Mgs.

REVISORES

AUTOR

..... Ing. Jonathan Antonio, Alvarado Tapia.

Español (México)  
Teclado Latinoamericano

Para cambiar entre métodos de entrada, presione la tecla Windows+Espacio.

15:46  
5/2/2021

## **AGRADECIMIENTO**

Agradezco a la Universidad Católica Santiago de Guayaquil y en especial a la Econ. Paola Guim por la dedicación y paciencia para poder desarrollar de manera exitosa el presente trabajo de titulación. A la par a todos los docentes y personal administrativo de esta prestigiosa institución que de una u otra manera han estado presentes a través de su apoyo y profesionalismo.

Agradezco a la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. por la disposición e importancia que le asignaron al presente trabajo debido a que consideran que este trabajo será un punto de partida importante para mejorar sus procesos internos e integrar de mejor manera la Unidad de Negocios como la Unidad de Riesgos.

## **DEDICATORIA**

El presente trabajo le dedico a mis padres y hermanos quienes han sido el pilar fundamental para continuar con mi formación académica. Además de ser los motores para mi realización tanto profesional como personal basado en la ética, humildad y valentía.

## Índice

Introducción .....	- 1 -
Antecedentes .....	- 4 -
Objeto de Estudio .....	- 6 -
Planteamiento del Problema de la Investigación.....	- 7 -
Formulación del Problema de Investigación .....	- 8 -
Justificación.....	- 9 -
Preguntas de Investigación.....	- 10 -
Objetivo General .....	- 11 -
Objetivos Específicos .....	- 11 -
Capítulo I: Fundamentación Teórico Conceptual .....	- 13 -
Definición de riesgo de crédito.....	- 13 -
Identificación y Análisis de Riesgo .....	- 15 -
Metodologías en el análisis de riesgo de crédito.....	- 16 -
Análisis de crédito tradicional.....	- 17 -
Modelos de Score Crediticio.....	- 19 -
Medición de riesgo .....	- 24 -
Método estándar.....	- 24 -

Método de calificaciones internas:.....	- 25 -
Estadísticas descriptivas de la cartera.....	- 29 -
La morosidad .....	- 29 -
Análisis de Cosechas.....	- 33 -
Matrices de Transición.....	- 34 -
Capítulo II: Marco Referencial.....	- 37 -
Estudios realizados en Latinoamérica .....	- 37 -
Estudios realizados en Ecuador .....	- 44 -
Estado de arte del Riesgo de Crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. ....	- 54 -
Marco Legal.....	- 60 -
Sector Financiero Nacional.....	- 60 -
Operaciones activas y pasivas permitidas .....	- 62 -
Segmentos de Crédito .....	- 66 -
Capítulo III: Marco Metodológico .....	- 72 -
Método de la Investigación.....	- 72 -
Diseño de la Investigación.....	- 73 -
Investigación documental .....	- 73 -

Investigación descriptiva.....	- 74 -
Investigación correlacional .....	- 74 -
Población y muestra.....	- 75 -
Fuente y técnica de recolección de información.....	- 77 -
Tratamiento de Variables.....	- 78 -
Operacionalización de variable dependiente.....	- 78 -
Operacionalización de variables independientes .....	- 79 -
Detección de la Correlación y Multicolinealidad .....	- 91 -
Aplicación del modelo de Regresión Logística .....	- 92 -
Capítulo IV: Validación del Diseño Metodológico.....	- 95 -
Detección de la Correlación y Multicolinealidad .....	- 96 -
Modelo de Regresión Logística .....	- 98 -
Aproximación al Valor de Pérdida Esperada.....	- 105 -
Conclusiones .....	- 107 -
Recomendaciones.....	- 110 -
Bibliografía.....	- 113 -

## Índice de Tablas

Tabla 1 <i>Calificación de la Cartera de Crédito según días de morosidad y segmento</i> .....	- 32 -
Tabla 2 <i>Resumen de estudios realizados internacionalmente y sus objetivos</i> .....	- 38 -
Tabla 3 <i>Variables consideradas en estudios realizados en América Latina riesgo de crédito</i> -	40 -
Tabla 4 <i>Principales resultados obtenidos en los estudios realizados internacionalmente</i> .....	- 43 -
Tabla 5 <i>Resumen de estudios realizados en Ecuador y sus objetivos</i> .....	- 45 -
Tabla 6 <i>Variables consideradas en estudios realizados en Ecuador para riesgo de crédito</i> ...	- 48 -
Tabla 7 <i>Principales resultados obtenidos en los estudios realizados en Ecuador</i> .....	- 52 -
Tabla 8 <i>Concentración de la Cartera Bruta COAC Educadores del Azuay Ltda. al 31 de diciembre de 2019</i> .....	- 56 -
Tabla 9 <i>Ponderaciones herramientas 5c</i> .....	- 57 -
Tabla 10 <i>Resumen de observaciones a analizar</i> .....	- 76 -
Tabla 11 <i>Resumen de observaciones anualizadas</i> .....	- 81 -
Tabla 12 <i>Variables por considerar para la construcción de la base de datos</i> .....	- 86 -
Tabla 13 <i>Ejemplo relevancia de variables categóricas</i> .....	- 91 -
Tabla 14 <i>Resumen de variables para generación de correlaciones</i> .....	- 98 -
Tabla 15 <i>Parámetros del Modelo</i> .....	- 100 -

Tabla 16 *Parámetros del Modelo con nueva validación*..... - 102 -

Tabla 17 *Clasificación para la muestra de aprendizaje (Variable incumplimiento)*..... - 103 -

## Índice de Figuras

<i>Figura 1.</i> Componentes metodología AMA.....	- 26 -
<i>Figura 2.</i> Matriz de transición.....	- 36 -
<i>Figura 3.</i> Análisis FODA Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda.....	- 55 -
<i>Figura 4.</i> Comportamiento Histórico Morosidad Cooperativa Educadores del Azuay Ltda....	- 59 -
<i>Figura 5.</i> Proceso general del otorgamiento del crédito .....	- 77 -
<i>Figura 6.</i> Distribución por edad y tasa de incumplimiento.....	- 85 -
<i>Figura 7.</i> Matriz de Correlaciones. ....	- 96 -
<i>Figura 8.</i> Sensibilidad y especificidad del modelo .....	- 99 -
<i>Figura 9.</i> Curva ROC.....	- 104 -

## Resumen

El presente trabajo desarrolla un diseño metodológico para minimizar el riesgo de crédito a través del análisis de operaciones de crédito basado en un modelo score. Esta metodología analiza aquellas variables socioeconómicas significativas estadísticamente que influyen en la probabilidad de impago de los prestatarios a través de un modelo de regresión logística. Para determinar estos parámetros, se empleó una base de datos de los créditos otorgados por la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. desde enero de 2017 hasta diciembre de 2019. Los resultados alcanzados demuestran que existen variables predictoras que influyen importantemente en generar un posible incumplimiento del crédito y que su tratamiento ex ante ayudaría de manera importante a controlar el nivel de morosidad. Estas variables son: Monto, Sexo Hombre, Garantía Cash Colateral, Cargas de 1 a 3, Actividad jubilado, Nivel de ingreso y Score.

Palabras clave: riesgo de crédito, incumplimiento, morosidad, regresión logística, score crediticio.

## **Abstract**

This degree work develops a methodological design to minimize credit risk through the analysis of credit operations based on a scoring model. This methodology analyzes those statistically significant socioeconomic variables that influence the probability of default of the borrowers. This is generated through a logistic regression model. In order to determine these parameters, a database of credits generated by the Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. from January 2017 to December 2019 was used. The results show that there are predictive variables that significantly influence generating a possible credit default. its ex ante treatment would help significantly to control the level of arrears. These variables are: Amount, Gender Male, Collateral Cash Guarantee, Family Responsibilities from 1 to 3, Retired activity, Income level and Score.

Keywords: credit risk, default, arrears, logistic regression, credit score.

## **Introducción**

El sector financiero popular y solidario ha crecido de manera importante en los últimos años. Esto gracias a la apertura que ha dado a los segmentos más olvidados por la banca tradicional. Además de ofertar productos de ahorro y crédito diferenciados, con tasas activas y pasivas muy competitivas. Por ello, representan una importante cuota de mercado con repercusión directa en el ámbito crediticio del país.

Sin embargo, este crecimiento debe ser controlado y regulado siguiendo los parámetros y buenas prácticas establecidos por la norma tanto externa como interna. Esto con el fin de poder garantizar la estabilidad de la institución financiera y contribuir con mantener la solidez y solvencia del sector. Es ahí, en donde el análisis del riesgo financiero toma importancia y más aún el de crédito.

El riesgo de crédito es en efecto una de las dimensiones de riesgo más importantes en el desarrollo del objeto social de las Instituciones Financieras. Esto debido a que la actividad principal de este tipo de instituciones es la intermediación financiera traducida básicamente en la captación y colocación de dinero además de otras actividades permitidas por la ley. Siendo esta última, aquella que mayor ponderación tiene debido que representa la mayor proporción a nivel de activos totales, así como productivos y por ende, la principal fuente de ingresos.

Es así como la colocación de operaciones de crédito se enmarca en el riesgo de crédito; mismo que responde a la probabilidad de que el prestatario incumpla con sus obligaciones crediticias contractuales. Este problema acarrea una serie de dificultades tanto para las entidades financieras, así como para los deudores. Para estos últimos genera procesos judiciales, scores crediticios deficientes y pocas oportunidades de acceder a futuros financiamientos. Mientras que,

para las Instituciones Financieras, esto se traduce en indicadores de morosidad elevados que reflejan básicamente la proporción de su cartera en riesgo; es decir, aquella parte de su portafolio de créditos con probabilidad de impago o incumplimiento.

Por ello y con el fin de poder mitigar de manera técnica uno de los riesgos más importantes al que se somete este tipo de Instituciones Financieras del Sector de la Economía Popular y Solidaria, se desarrollará un Diseño Metodológico para Minimizar el Riesgo Crediticio aplicado en la cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. Esto permitirá a la institución una mejor gestión del riesgo de crédito y de manera conjunta reducir los niveles de morosidad al controlar de manera preliminar la colocación de préstamos con alta probabilidad de incumplimiento al aplicar un modelo de score crediticio.

Este modelo contempla el análisis de variables socioeconómicas que influyen significativamente en generar morosidad. De esta manera, se puede identificar aquellos factores clave que permiten predecir, de manera técnica, la probabilidad de incumplimiento. Con ello, se reduce la posibilidad de que el futuro prestamista caiga en mora, fortaleciendo el crecimiento adecuado de las Instituciones Financieras al controlar adecuadamente su activo productivo más importante.

Para el efecto, en el primer capítulo se presentará todo el marco teórico y conceptual que permitirá abordar de manera clara y sucinta los principales componentes en el riesgo de crédito. En el segundo capítulo se resumirá el estado de arte en la aplicación de metodologías para tratar el riesgo crediticio tanto en Latinoamérica como a nivel nacional con el fin de poder determinar las mejores prácticas y adecuarlas para contar con un lineamiento base para la aplicación de la metodología. Además, se conocerá como es el manejo de esta dimensión de riesgo en la

Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. y algunos lineamientos base contenidos en la norma ecuatoriana. En el tercer capítulo, se explicará el marco metodológico a aplicar desde la definición de la base de datos, el proceso de tratamiento de la información, la detección de multicolinealidad y la ejecución del modelo de regresión logística empleado. Finalmente, en el cuarto capítulo se procede a validar el diseño metodológico a través de su aplicación en base a la información presentada por la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda.

En la parte final del documento se presentan los principales resultados, así como las recomendaciones pertinentes. De esta forma, el presente trabajo puede servir como una guía metodológica que permita a las demás instituciones financieras del Sector de la Economía Popular y Solidaria tomar como punto de partida este documento y desarrollar sus propias metodologías con el fin de adecuar de manera adecuada estas herramientas para el control efectivo de operaciones crediticias. Estas reflejarán indicadores robustos que potencien la confianza y la solidez del sector.

## Antecedentes

El sistema financiero a nivel mundial ha presentado constantes crecimientos. Según la información publicada por el Banco Mundial (2020), el indicador de masa monetaria con relación al Producto Interno Bruto [PIB] mundial muestra una tendencia positiva en los último 8 años. En el 2018 presentó un valor de 124.49% superior al registrado en 2017 del 122.87%. Para el caso del crédito interno proporcionado por el sector financiero con relación al PIB, en el año 2018 presentó un índice del 132,57% superior al registrado en 2017 del 128.99%. En el caso del sector financiero ecuatoriano, la tendencia es similar. Según el portal de estadísticas del Banco Central del Ecuador (2019), en el caso de la masa monetaria con relación al PIB<sup>1</sup> se registra en el año 2018 el incremento del 37.62% y para el caso de los créditos el 37.19%.

El crecimiento demostrado requiere una gestión adecuada que permita considerar eventos a nivel local o mundial y su efecto tanto en la continuidad como en los resultados generados por el sector. A nivel mundial, la última crisis financiera fue la generada por la Burbuja Inmobiliaria que afectó al crédito e hipotecas en 2008. Según el artículo publicado por Uquillas y Gonzáles (2017) indican que este efecto produjo varias quiebras de bancos como el Lehman Brothers e hicieron que la economía mundial experimente un decrecimiento del 3% y 0.6% en 2008 y 2009 respectivamente. Así, el entorno macroeconómico poco favorable resaltó una de sus principales características, el crecimiento de los créditos morosos. En Ecuador, la última crisis financiera experimentada fue en el año 1999 denominada Feriado Bancario, en la cual los depósitos de ahorro de los cuenta ahorristas fueron congelados para transformarse de sucres a dólares debido a

---

<sup>1</sup> Información provisional para el caso del PIB.

la crisis en la que se encontraba el país y a la cual la dolarización fue la opción más adecuada, aunque muy perjudicial para los ecuatorianos en términos de conversión.

Estos eventos han obligado al sistema financiero a tener un enfoque basado en riesgos que permita estimar las pérdidas esperadas y pueda hacer frente a estas situaciones que impactan en sus resultados. De manera conjunta, al determinar que la intermediación financiera es preponderante tanto a nivel mundial como local, los entes reguladores ven necesario el requerimiento de su manejo técnico. La intermediación financiera hace alusión a la captación de recursos y su posterior colocación a través de créditos entendiéndose que esta última presenta mayor ponderación a nivel de activos de las instituciones. En tal virtud, el riesgo de crédito merece mayor importancia y legislación explícita que encamine a su mitigación.

La legislación correspondiente es definida por cada país y enmarcada en los principios definidos por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea [CSBB]. En Ecuador se encuentra contenida en la Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras, libro I: Sector Financiero<sup>2</sup>. Para el caso del sector público y privado, el órgano de control es la Superintendencia de Bancos [SB] y para el caso del sector de la Economía Popular y Solidario, el ente rector es la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria [SEPS]. Los bancos públicos y privados cuentan con mecanismos de control y metodologías diseñadas conforme los lineamientos definidos por la Comisión de Basilea y adaptados a la realidad ecuatoriana por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera. En el caso de las instituciones del sector de la Economía Popular y Solidario, este manejo ha sido más laxo teniendo un nivel de riesgo superior

---

<sup>2</sup> La Constitución del Ecuador del año 2018, indica en el artículo 309 que este sector está compuesto por: sectores públicos, privado, y del popular y solidario, siendo esta última formada por las cooperativas de ahorro y crédito (mayor participación), mutualistas de ahorro y crédito para la vivienda, cajas y bancos comunales.

y, de igual manera, al ser la cartera de créditos preponderante, su manejo bajo modelos técnicos de es vital urgencia. De hecho, la metodología PERLAS elaborada por el Consejo Mundial de Cooperativas de Ahorro y Crédito [WOCCU] (Guevera, 2018), sugiere que la relación entre la cartera de créditos con relación a los activos no debería ser menor al 70-80% por lo que su gestión se vuelve imperante.

Con base en ello y buscando un enfoque de riesgo de crédito para las instituciones financieras del sector de la Economía Popular y Solidario que permita la administración adecuada basada en el procedimiento de la administración integral de riesgos definido en la resolución 128-2015-F expedida por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera [JPRMF] (2015) que indica: “(...)las etapas del proceso de administración de riesgos, como mínimo deberán considerar los siguientes lineamientos: identificar, medir, priorizar, controlar, mitigar, monitorear y comunicar (...)” (p. 2). Es de trascendental importancia contar con metodologías que permitan la administración eficaz y eficiente de riesgo de crédito que se traducirá en un indicador de morosidad bajo, mismo que es considerado por el Fondo Monetario Internacional (2018) como uno de los principales índices de solidez financiera, así como por el Banco Central Europeo (2018) como factor clave para la supervisión.

### **Objeto de Estudio**

El objeto de estudio es la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. perteneciente al segmento dos dentro de las instituciones financieras del sector de la economía popular y solidario. La Cooperativa tiene un nivel de activos al 31 de diciembre de 2019 de USD 28.7 millones y una cartera de créditos de USD de 21.8 millones. Cuenta con 52 años de vida

institucional y es una cooperativa cerrada debido a que únicamente pueden ser socios personas activas o pasivas del magisterio de educación según su estatuto vigente.

### **Planteamiento del Problema de la Investigación**

La Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (2014) indica: “La principal actividad del sistema financiero bancario privado, es el otorgamiento de crédito, que le genera mayores beneficios, pero a la vez les expone a diferentes riesgos, siendo el principal el de crédito” (p.8). En este sentido y considerando que este tipo de riesgo es común a las instituciones financieras y se traduce en la probabilidad de incurrir en pérdidas generadas por el incumplimiento de la contraparte, requiere contar con metodologías técnicas que permitan mitigar su exposición. Para el caso del sector financiero privado y público, quienes cuentan con metodologías de riesgo de crédito basado en modelos de comportamiento, su nivel de morosidad es sumamente inferior al registrado por las instituciones del sector financiero popular y solidario durante 2019 del 2.73% y 3.7% respectivamente según información tomada de los boletines mensuales emitido por la Superintendencia de Bancos (2019) y la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (2019). Las entidades financieras del sector popular y solidario únicamente valuaban a gestión de riesgo de crédito en función a la resolución 129-2015-F que especificaba niveles de riesgo en función a días de morosidad y porcentajes de cobertura derivados de éstos. Este manejo inicial se debe a que su estructura interna es más simple que la de un banco.

Estos niveles de morosidad suponen contar con los valores de pérdida más adecuados o provisiones que entrarían en acción una vez que el riesgo se materialice. Se entiende que una administración adecuada tendrá los niveles correctos evitando contrarrestar la rentabilidad de la institución financiera medida en relación con la eficiencia financiera y posterior en el ROA y ROE.

Para el caso de los bancos públicos y privados, según información publicada en los boletines mensuales cargados por la Superintendencia de Bancos (2019), la provisión es del 225.26% y ROE del 13.90% estos indicadores son superiores a los registrados por las entidades del sector financiero popular y solidario, según información tomada de los boletines mensuales de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (2019), del 134.3% y 8.1% respectivamente.

Con base a ello y considerando que el nivel de riesgo es mayor en las instituciones financieras del sector de la economía popular y solidaria, la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera, el 23 de diciembre de 2019, expidió la norma reformativa 557-2019F para la gestión de riesgo de crédito especificando básicamente que se debe contar con metodologías que permitan un mejor manejo del riesgo de crédito y una cuantificación técnica del valor de pérdida esperada.

En base a la evidencia antes descrita, la falta de metodologías, técnicas y políticas de control que permitan manejar de manera eficaz y eficiente el riesgo de crédito podrían comprometer la estabilidad y permanencia de una institución financiera. Como referencia, la resolución JB-2013-2439 expedida por la Junta Bancaria del Ecuador (2013) declaró el proceso de terminación de las operaciones de Banco Territorial generado principalmente por el inadecuado manejo en la cartera. Esta fue la última institución financiera que cerró por un inadecuado manejo de su cartera problemática en el año 2013 que desencadenó problemas de liquidez, así como de rentabilidad para poder desarrollar de manera adecuada su proceso de intermediación financiera.

### **Formulación del Problema de Investigación**

¿Cómo incide la falta de metodologías en el control eficiente del riesgo de crédito en las instituciones financieras del sector de la economía popular y solidaria?

## **Justificación**

La investigación es conveniente porque permitirá mitigar de manera técnica el riesgo de crédito en las instituciones financieras del sector de la economía popular y solidaria además de brindar elementos con fundamento objetivo a los procesos de crédito que manejan actualmente estas instituciones. Según las estadísticas presentadas por la revista Líderes (2019) indican que, en el año 2018, las instituciones financieras del sector de la economía popular y solidaria concentraban el 26% de los recursos del sector financiero nacional. Por ello, requieren contar con indicadores sólidos que reflejen un manejo adecuado y prudente de los recursos públicos. Además de brindar confianza en el sector al conocer que la institución financiera cuenta con todas las garantías y respaldos para salvaguardar los recursos de los socios, quienes son sus dueños y corresponsables de su administración.

Al integrar metodologías a los procesos y procedimientos de crédito, las instituciones generan estructuras robustas capaces de responder frente a los requerimientos internos y externos y así, blindar en caso de que potenciales pérdidas se den. Las partes interesadas a la institución se benefician directa e indirectamente. Los socios, a quienes se deben este tipo de instituciones, son los beneficiarios directos de la gestión al acceder a productos de créditos con menores requerimientos siempre y cuando cumplan con un perfil adecuado de acuerdo con el apetito de riesgo definido por la institución financiera.

En base a los parámetros antes descritos, una institución financiera del sector de la economía popular y solidaria se puede manejar bajo los mismos enfoques metodológicos que utiliza cualquier institución del sector financiero público y privado, pero a diferencia de estos, centrará todos sus esfuerzos en maximizar el bienestar de la sociedad en donde tiene su influencia. Así,

este estudio podría influenciar a desarrollar modelos de manejo de riesgos no solo a nivel de crédito, sino también de liquidez, mercado y operativo basados en metodologías que sobrepasen los controles mínimos y permitan consolidar el sector financiero popular y solidario. De esta manera, los indicadores que presenten este tipo de instituciones reflejarán su buen manejo y solidez financiera. Con ello, tendrán mayores facilidades de conseguir fuentes de financiamiento, tanto interno como externo y seguir colocando créditos que permitan mejorar la economía nacional.

Estos indicadores y en específico el que permite medir el riesgo de crédito se denomina índice de morosidad. Éste mide la calidad de la cartera y evalúa la gestión del departamento de crédito y riesgos en las instituciones financieras de este sector. Al integrar todas las variables de comportamiento de crédito en metodologías que resuman el riesgo de crédito, se estima que este indicador deberá disminuir y no como consecuencia de un mayor nivel de colocación de créditos; sino más bien de una colocación de créditos eficaz y eficiente que se resuma en un portafolio de calidad.

### **Preguntas de Investigación**

- ¿Cuáles son los conceptos teóricos más importantes para describir el manejo de riesgo de crédito?
- ¿Cuáles son las herramientas básicas para describir y medir el riesgo de crédito?
- ¿Cuáles es el estado de artes de las metodologías de riesgo de crédito ya aplicadas que tanto en Ecuador como en otros países para el manejo del riesgo de crédito?

- ¿Cuáles son las recomendaciones que hacen los estudios aplicados a nivel externo como en Ecuador para minimizar el riesgo de crédito?
- ¿Cuáles serían los pasos necesarios para implementar una metodología de riesgo de crédito en las instituciones financieras del sector de la economía popular y solidaria?
- ¿Cuáles son las consideraciones especiales que se debe tener en cuenta al momento de implementar una metodología de riesgo de crédito en las instituciones financieras del sector de la economía popular y solidaria?
- ¿Cuáles serían los resultados al validar el diseño metodológico de riesgo de crédito aplicado en una institución financieras del sector de la economía popular y solidaria?
- ¿Cuáles serían las recomendaciones a seguir para la validación adecuada del diseño metodológico?

### **Objetivo General**

Diseñar una propuesta metodológica para minimizar el riesgo de crédito en las Instituciones Financieras del sector de la Economía Popular y Solidaria aplicado a la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda a través de identificar aquellas variables importantes en la generación del riesgo mencionado.

### **Objetivos Específicos**

1. Fundamentar los conceptos teóricos que se requieren para describir el riesgo de crédito.
2. Revisar y redactar el estado de arte de las metodologías aplicadas en el manejo de riesgo de crédito y sus principales resultados.

3. Implementar la metodología de manejo de riesgo de crédito en la Cooperativa Educadores del Azuay Ltda.
  
4. Validar el diseño metodológico aplicado en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda.

## **Capítulo I: Fundamentación Teórico Conceptual**

A continuación, se detallan los conceptos, argumentos e ideas que se ha desarrollado en la redacción de este tema tratando de simplificar para una mejor comprensión del lector.

### **1.1. Definición de riesgo de crédito**

El incumplimiento en honrar las obligaciones siempre ha sido un problema de cualquier tipo de empresa indistinto de su objeto social. Deficiencias en procesos internos, carencia de metodologías, capacitación insuficiente o tecnologías arcaicas han contribuido a agravar este evento. Por ello, al no tener los flujos normales de recuperación, la entidad no dispone de los recursos necesarios para poder realizar su actividad económica de manera normal y, por ende, suponga un inminente riesgo.

A nivel macro, la Organización Internacional de Normalización [ISO] en la Norma 31000 (2018) define al riesgo como la incertidumbre cuyo efecto recae sobre los objetivos institucionales resaltando principalmente que: “Un efecto es una desviación respecto a lo previsto. Puede ser positivo, negativo o ambos, y puede abordar, crear o resultar en oportunidades y amenazas” (p. 2). Además de vincular cuatro términos al riesgo: fuentes de riesgo, eventos potenciales, sus consecuencias y sus probabilidades. En base a ello y agregando el componente de crédito resultaría en el impago de obligaciones crediticias por parte del acreedor

De acuerdo con Vargas y Mostajo (2014) definen al riesgo de crédito como “el riesgo de no recibir a tiempo todo el pago de intereses y capital” (p. 6). En este sentido se agrega el carácter temporal a la definición además de desglosar que la obligación crediticia consta de capital e intereses. El carácter de temporalidad hace referencia al tiempo de retraso conocido como morosidad.

Otros autores integran el concepto de incertidumbre (palabra clave en la gestión de riesgos) que se genera a raíz de una inversión, la cual obviamente tiene por efecto generar un rendimiento a través de una tasa activa y que podría ser no lograda. (Sánchez, Garza, Zapata, & Cruz, 2016). En este enunciado se contempla inclusive la pérdida esperada no solo por la recuperación de la inversión sino también del rendimiento. Es correcta esta aseveración debido a que, a más de asegurar el flujo de efectivo, se sacrifican los ingresos complicando los resultados de la institución.

Al agrupar las distintas concepciones de riesgo de crédito, se procederá a trabajar a lo largo de la presente tesis con la definición de riesgo de crédito como la posibilidad de que un prestatario u otra contraparte incumpla; es decir, que deje de honrar sus obligaciones contractuales. Al hablar de contractual se sujeta a un determinado tiempo y tasa de interés.

Dejando de lado el riesgo de crédito de la contraparte, se debe mejorar la definición presentada arriba para incluir una dimensión adicional: el riesgo de migración. Es claro que el riesgo de crédito se refiere esencialmente a las pérdidas que ocurren si un prestatario no paga. Sin embargo, las pérdidas pueden darse incluso antes de que el prestatario incumpla con un pago. El simple hecho de que incumpla la probabilidad percibida de un futuro incumplimiento en una exposición crediticia pendiente de pagar puede generar pérdidas.

Según Trejo, Ríos y Almagro (2016):

Identificar aquellos clientes consolidados o potenciales que no generan un negocio para la entidad requiere adoptar mejores lineamientos en su tratamiento y reservar la base monetaria en caso de incumplimiento o migración de grados simples de impagos a categorías vencidas (p.20).

Al considerar el enunciado anterior se puede establecer que el riesgo de migración se denomina al deterioro potencial en la calidad crediticia de una exposición crediticia que no ha presentado incumplimiento. Por lo general, este tipo de pérdida potencial está incluida en una definición más amplia de riesgo de crédito.

El riesgo de migración no es tan abstracto como suena. Si se ejemplifica que una cartera de préstamos activos, otorgados a microempresas en un área donde el origen subyacente de la actividad económica es una gran mina. El día de mañana ocurre un accidente en la mina: el pozo principal se inunda, la producción se paralizará por al menos siete meses y la mayoría de los trabajadores de la mina serán despedidos. Nada ha cambiado con respecto a los cobros de este mes en la cartera de microcréditos, los incumplimientos son bajos. Sin embargo, es claro que un desastre está por ocurrir.

Evidentemente para las instituciones financieras de la economía popular y solidaria, el principal asunto relacionado con el riesgo de crédito es el componente a corto plazo del incumplimiento del prestatario. La interrogante sencilla de si el prestatario incurrirá en incumplimiento a lo largo del próximo año y cuánto se podría perder si esto se llega a concretar.

## **1.2. Identificación y Análisis de Riesgo**

El proceso de identificación y análisis consiste en identificar los factores que generan el incumplimiento en las operaciones crediticias y produzcan default o presenten indicios que permitan determinar esta condición antes de que se materialice. Se entiende el incumplimiento como una característica o comportamiento del prestatario o acreedor que, en un momento específico, ha dejado de cumplir con sus obligaciones contractuales establecidas en un acuerdo de crédito. Este concepto integra un aspecto temporal intrínseco ya que se debe identificar y analizar

aquellos componentes que se dieron durante el proceso de otorgamiento del crédito, así como aquellos que generen un posible deterioro en operaciones crediticias ya desembolsadas.

### **1.2.1. Metodologías en el análisis de riesgo de crédito**

El riesgo de crédito ha sido abordado ampliamente a lo largo de los últimos años a través del uso de la estadística y la administración de la información. Entre ellos destacan el análisis tradicional y los modelos score. Estos generan una calificación y permiten tomar la decisión de aceptación o rechazo de las solicitudes de crédito.

Los modelos analíticos han sido ampliamente usados en el sector financiero desde hace más de 50 años. Así también ha sido empleado en otros campos como la medicina o la sociología. Este tipo de metodologías nacen con Fisher, quien en 1936 quien empezó a utilizar el análisis discriminante con el objeto de estudiar el comportamiento simultáneo de las variables independientes con el fin de clasificar una serie de casos en grupos predefinidos. A partir de este estudio, el economista Duran, en el año 1941, desarrolló el modelo antes citado empleándolo específicamente al contexto financiero al determinar aquellos elementos en el riesgo de financiamiento a plazos (Trejo, Ríos, & Martínez, 2014, pág. 105).

Finalmente, uno de los estadios más relevantes y que han generado amplia aceptación en la estadística, es el modelo Z-score de Altman (1968). Este modelo permite predecir la insolvencia de una empresa para cumplir con sus obligaciones. Se trata de una ecuación en la que se suman y se ponderan cinco ratios financieros que pronostican la solvencia o insolvencia. Este modelo es la base de la generación del análisis de riesgo tradicional.

### **1.2.2. Análisis de crédito tradicional**

El análisis tradicional de crédito a través del manejo de las 5c se describe según Calix, Romero y Valdivia (2019):

**Capacidad:** El que el solicitante de un crédito tenga la “capacidad” de pago suficiente para hacer frente a sus obligaciones es tal vez lo más importante. Para determinar dicha capacidad, el intermediario financiero investiga cómo es que el solicitante del crédito pretende hacer frente a sus obligaciones, considerando cuidadosamente sus flujos de efectivo, el calendario de pagos, su experiencia e historial de crédito. En la medida en que haya cumplido puntual y cabalmente con los créditos que haya contratado en el pasado, se espera que sea más probable que lo haga en el futuro y, por lo tanto, el intermediario deberá estar más dispuesto a otorgar el crédito

**Colateral:** Para otorgar un crédito, suele requerirse la entrega de una garantía colateral, en forma de bienes muebles o inmuebles, como inventarios o edificios, que serán aplicados para hacer frente a las obligaciones contraídas por el solicitante, en caso de que éste no pueda hacerlo por medios propios.

**Condiciones:** Finalmente, la conveniencia de un crédito se refiere a que tanto el deudor, como el intermediario, deben estar en posibilidades de obtener un rendimiento adecuado de los créditos otorgados. En la medida en que el margen de intermediación, la diferencia entre intereses cobrados y pagados por el intermediario y la probabilidad de recuperación del crédito sean más elevadas, le convendrá más al intermediario otorgarlo

**Carácter:** Para que un solicitante reciba un crédito, no basta con que cumpla con los requisitos anteriores; es necesario también que dé la impresión al intermediario financiero

de que es una persona confiable, que cuenta con el carácter necesario para cumplir cabalmente con las obligaciones que contraiga. Por lo general, se considera que una buena reputación tanto en los negocios, como en la vida social es signo de un buen “carácter”.

Capital: El capital del solicitante está constituido por los recursos que personalmente tenga invertidos en el negocio para el cual ha solicitado el crédito. En la medida en que tenga invertidos más recursos personales en el proyecto, tendrá más incentivos para ser más prudente en el manejo de los recursos del crédito, favoreciendo con ello las posibilidades de que cumpla cabalmente con el mismo (p.16).

Vargas et al. (2014) coincide en varios aspectos con las anteriores definiciones y agregaron para el caso de la C del carácter:

La evaluación del carácter o solvencia moral de un cliente debe hacerse a partir de elementos contundentes, medibles y verificables tales como: pedir referencias comerciales a otros proveedores con quienes tenga crédito, obtener un reporte de Buró de Crédito, verificar demandas judiciales y obtener referencias bancarias (p. 7).

En la norma ecuatoriana contenida en la Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras, Libro I: Sector Financiero Nacional en el artículo 36 de la Subsección III de las Garantías y Límites de Crédito indica sobre las garantías o colateral:

Todas las operaciones de crédito deberán estar garantizadas. Las entidades deberán definir en sus políticas y manuales los criterios necesarios para la exigencia, aceptación, constitución y avalúo de garantías, el porcentaje de créditos con garantía y cobertura mínima que podrán ser otorgados con aprobación del Consejo de Administración. Los créditos para adquisición o construcción de vivienda e inmobiliarios se deberán respaldar

con garantía hipotecaria (Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera, 2017, p. 636).

En el artículo subsiguiente de la norma *ibidem* se resaltan los distintos tipos de garantías que responden a una determinada valoración por su naturaleza: “Las entidades podrán aceptar garantías hipotecarias, prendarias, auto-liquidables, personales o garantías solidarias, grupales, fianzas solidarias, garantías o avales otorgados por entidades financieras nacionales o extranjeras de reconocida solvencia, en los términos de la presente resolución” (Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera, 2017, p. 637).

En base a lo antes descrito, a pesar de ser un análisis tradicional que se realiza para determinar el riesgo de la contraparte, la normativa regular ciertos aspectos como los colaterales. Estos deben cumplir ciertas condiciones y están sujetos sus valuaciones en el caso de ejecutarse una garantía. Para el caso de las garantías auto-liquidables su valor es del 100% ya que representa efectivo o equivalentes al efectivo. Además de involucrar otros indicadores como scores de burós crediticios, volviendo en determinado grado técnico el estudio a pesar de ser subjetivo al incorporar ponderaciones determinadas por las instituciones para generar una calificación interna.

### **1.2.3. Modelos de Score Crediticio**

El score crediticio o llamados también scoring de crédito es una herramienta de decisión que permite ayudar a los prestamistas o instituciones financieras a aceptar o rechazar nuevas solicitudes de préstamos con base en el riesgo percibido de incumplimiento. El scoring tiene por objetivo proporcionar argumentos estadísticos sobre la relación con el cliente y podría responder a las siguientes interrogantes: ¿Se debería ofrecer préstamos adicionales? ¿Debe entrar en

proceso de vigilancia? ¿Se debe trasladar la cuenta a cobro judicial o iniciar procesos de arbitraje? Etc.

Todos los modelos de score crediticio usan métodos estadísticos predictivos, tales como el análisis discriminante o la regresión logística (modelo logit) para analizar el comportamiento de los clientes anteriores y luego hacer inferencias acerca del riesgo de crédito de nuevos clientes en situaciones similares. La idea básica es siempre buscar patrones que puedan explicar el riesgo de crédito materializado con ciertas características del prestatario.

Por ello, Vargas et al. (2014) establecieron que:

Estos scores o puntajes dependen de las variables que el modelo detecta como claves para predecir incumplimientos, en función del historial propio de la entidad que otorga el crédito. En general, es la combinación de las variables la que determina el puntaje y la probabilidad de incumplimiento en base a las ponderaciones que determina el modelo, y no está sujeto al criterio subjetivo del analista sino a los datos históricos de cumplimientos e incumplimientos (p.8).

Es así como un modelo estadístico de score detectaría este patrón de compleja correlación y produciría un puntaje indicando un alto riesgo de incumplimiento para el siguiente solicitante con un perfil similar. El punto de partida siempre es una gran base de datos de observaciones de los clientes. La base de datos combina las cifras contractuales sobre los préstamos con descriptores socioeconómicos de los prestatarios y datos acerca del resultado de riesgo de crédito a lo largo del período de observación. El resultado de crédito típicamente es una variable binaria: buen; mal cliente o incumplimiento; no incumplimiento.

Con ello, se aplica un modelo estadístico que explica el resultado con una combinación ponderada en forma óptima de todos los demás factores disponibles en la base de datos: actividad, experiencia, educación, razones financieras, etc. Con base a lo antes expuesto se puede decir que el modelo de scoring es entonces simplemente el conjunto de factores de ponderación aplicados a la lista de valores de variables explicativas para cada cliente, para así calcular el valor del puntaje para así poder recomendar o rechazar una solicitud de crédito.

### **1.2.3.1. Modelos de probabilidad lineal**

Según Rodríguez y González (2019) “Un modelo de probabilidad es un modelo de regresión múltiple cuando la variable dependiente es binaria en vez de continua” además de resaltar que este tipo de modelos “(...) son adecuados para describir eventos sociales, económicos y financieros (...)” (p.8). Con base al enunciado, la probabilidad de que un crédito en base al puntaje obtenido por el score sea rechazado o recomendado caería en una la variable dependiente y se expresaría en función a las variables explicativas que se consideren en el modelo.

$$Y_i = \alpha + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \dots + \beta_k X_{ik} + e_i$$

Donde,

$$Y_i = \begin{cases} 0 = \text{Desacierto} \\ 1 = \text{Acierto} \end{cases} \quad \wedge \quad X_{ik} = \text{puede ser cualitativo y/o cuantitativo}$$

Los coeficientes contenidos en la ecuación expresarían la probabilidad de cambio en una unidad de la variable explicativa. Para el caso del error, obviamente estará en función a las variables explicativas integradas al modelo.

### 1.2.3.2. Modelos logit:

Sánchez et al. (2016) indicaron que: “Una excelente alternativa para garantizar que la respuesta prevista esté entre cero y uno es utilizar una función de enlace no lineal que sea monótona, creciente y acotada entre dichos valores” (p. 436). Con base en ello, nuestra variable explicada siempre se mantendrá en un rango de variación entre cero y uno descartando el modelo de probabilidad lineal.

Vargas et al. (2014) indicaron que la principal ventaja de este modelo es que no necesita de una hipótesis preliminar. De igual manera, Babu, Gajanan y Sanyal (2014) establecieron tres razones por las cuales un modelo de regresión múltiple estándar no sería apropiado en este caso:

a) Las probabilidades del modelo podrían quedar fuera del rango de 0 a 1; b) la variable dependiente no se distribuye normalmente, de hecho, una distribución binomial sería la más apropiada, y c) la distribución normal no puede considerarse como una aproximación al modelo binomial, ya que la varianza de la variable dependiente no es constante (p. 153).

Girón (2017) identificó las dos ventajas importantes frente al modelo lineal: “El primero es que algunas probabilidades lineales no se encuentren entre 0 y 1; y el segundo, que el efecto que tiene la variable explicaría sobre la probabilidad de un evento particular sea constante, independientemente del valor que tome la variable explicativa” (p. 85).

El modelo de regresión logística está planteado de la siguiente manera:

$$P_i = P(Y_i = 1|x_i) = \frac{1}{1 + e^{-\sum B_k X_{ik}}}$$

Donde:

$P_i$ : es la probabilidad de incumplimiento de pago del crédito  $i$ ;

$Y_i$ : es el estado del crédito  $i$ , asume 1 cuando el crédito se incumple y 0 cuando cumple el pago

$X_{ik}$ : es la variable exploratoria  $K$ -ésima y cuyos valores corresponden al crédito tipo  $i$

$B_k$ : es el parámetro que se asocia a la variable  $K$ -ésima

Dentro del modelo, es importante definir los efectos marginales como:

$$EM = \frac{\partial P(y = 1|x)}{\partial x_k} = f(x'B)B_k$$

Donde:

$f$ : es la función de densidad de la Función de Distribución Logística

El efecto marginal puede ser calculado con valores ( $x$ ) representativos, con la media, o en su defecto obtener un promedio general de los efectos marginales calculados para cada individuo.

Para el caso de variables discretas o *dummies* se tiene los siguientes efectos marginales:

$$\begin{aligned} EM &= \Delta P(y = 1|x) = \\ &= P(y = 1|x, x_{mk}) - P(y = 1|x, x_{m-1k}) \end{aligned}$$

Donde:

$x, x_{mk}$ : Las distintas variables asumen determinados valores (media, mediana u otros representativos) y la variable  $k$ -ésima asume un valor  $m$ .

Finalmente, se define el Odd Ratio,  $\Omega$  como el número de veces que es más probable que un crédito  $i$  sea incumplido frente a que lo sea:

$$\Omega(x_i) = \frac{P(Y_i = 1|x_i)}{P(Y_i = 0|x_i)} = e^{\sum B_k X_{ik}}$$

La comparación entre el Odd Ratio de un crédito con una característica versus otro con diferente característica se puede establecer como el Cociente entre Odd Ratios:

$$\text{Cociente entre Odd} = \frac{\Omega(x, x_{mk})}{\Omega(x, x_{m-1k})} = e^{B_k}$$

### **1.3. Medición de riesgo**

El CSBB integra dos métodos para medir el riesgo de crédito. El primero denominado método estandarizado y el segundo denominado método de medición avanzada [AMA]. En base a la elección de cualesquiera de ellas, se puede estimar las pérdidas esperadas. Este marco de referencia ha sido ampliamente utilizado en varios países. En un artículo emitido por el Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (2015) indica que el comité está compuesto por 27 países de todo el mundo.

#### **1.3.1. Método estándar**

El método estándar incorpora calificaciones externas como factor de ponderación al acreedor o contraparte. Vargas et al. (2014) indican: “Para ello, de cara a estimar los activos ponderados por riesgo de crédito, a las exposiciones netas de previsión específica se aplica un coeficiente de ponderación en función a la calificación de riesgo” (p.9). Es decir, se aplicaría un beta que multiplica a las diferentes exposiciones del portafolio y estimaría un valor de pérdida

esperado. Se entiende que las calificadoras de crédito son empresas de alto reconocimiento en el mercado internacional.

### **1.3.2. Método de calificaciones internas:**

Conocido también como método IRB. El CSBB identifica dos submétodos: fundamental o básica y avanzado. En el método fundamental, la institución financiera determina la probabilidad de incumplimiento de cada uno de sus acreedores y este se estructura en una ecuación que resultará en el valor de capital necesario para poder cubrir la pérdida esperada. En cambio, el método avanzado, la institución financiera genera el requerimiento de capital de manera interna para la medición de riesgo de crédito utilizando criterios cuantitativos y cualitativos. Basilea indica que la utilización de los métodos AMA deben estar sujetos a la aprobación de la autoridad supervisora y recomienda trabajar con una base de cinco años. Cuando se trate de transacciones de metodologías, establece que una base de tres años es aceptable.

Para el caso de las instituciones financieras del Sector de la Economía Popular y Solidaria se rigen a la aprobación de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria SEPS.

#### ***1.3.2.1. Componentes metodologías AMA:***

El CSBB especifica los siguientes componentes de la metodología AMA. Es importante indicar que para el caso del método fundamental como avanzado son los mismos. Sin embargo, la diferencia radica en que los primeros son dados por el ente rector mientras que los segundos establecidos por la institución de manera interna.



Figura 1. Componentes metodología AMA. Adaptados del Comisión de Supervisión Bancaria de Basilea (2012).

Trejo et al. (2016) definieron estos componentes de la siguiente forma adecuando la simbología inglesa a la castellana:

La severidad de la pérdida (SP), que es lo que pierde el banco en caso de incumplimiento del deudor, ya considerados todos los costos implicados en la recuperación (costos de recobro, costos judiciales, etc.); y el saldo pendiente de pago, también llamado exposición (EI). Empero, el factor objetivo de riesgo crediticio por analizar en esta investigación es la probabilidad de incumplimiento (PI), que es la medida de qué tan probable es que un acreditado deje de cumplir con sus obligaciones estipuladas en el contrato crediticio (p.21).

De igual manera la resolución 567-2019-F expedida por la Junta de Política de Regulación Monetaria y Financiera (2019) indica:

Probabilidad de incumplimiento ( $p_i$ ). - Es la posibilidad de que ocurra el incumplimiento parcial o total de una obligación de pago o el rompimiento de un acuerdo de contrato de crédito, en un periodo determinado.

Nivel de exposición del riesgo de crédito (E). - Es el valor presente (al momento del incumplimiento) de los flujos que se espera recibir de las operaciones crediticias.

Tasa de recuperación (r). - Es el porcentaje de recaudación realizada sobre las operaciones de crédito que han sido incumplidas;

Severidad de la Pérdida ( $1-r$ ). - Es la medida de la pérdida que sufría la institución controlada después de haber realizado todas las gestiones para recuperar los créditos que han sido incumplidos, ejecutar las garantías o recibirlas como dación de pago. La severidad de la pérdida es igual a  $(1-\text{Tasa de recuperación})$  (p. 3-4).

Para ambos casos indica los mismos lineamientos emitidos por el Comité de Basilea agregando para el caso del LGD dos componentes implícitos de éste como es la tasa de recuperación y la severidad de la pérdida en la normativa ecuatoriana. Para el caso de la maduración, este queda contenido en el nivel de exposición al hablar sobre los flujos esperados que integran temporalidad que aplica para las dos fuentes antes mencionadas.

En base a ello y recogiendo las abreviaturas dadas por la CSBB, los componentes serían:

La probabilidad de incumplimiento (PD, por sus siglas en inglés) es la probabilidad porcentual de que una entidad prestataria produzca un evento de incumplimiento, según lo percibe el prestamista, en un período de tiempo determinado.

La exposición en el incumplimiento (EAD, por sus siglas en inglés) es el saldo total adeudado por el prestatario al prestamista en particular en el momento del incumplimiento, expresado en unidades monetarias.

La pérdida en caso de incumplimiento (LGD, por sus siglas en inglés) es el porcentaje de la EAD que se considera como perdido, una vez que se ha determinado que ha ocurrido un incumplimiento. La LGD equivale a 100% menos el porcentaje de la EAD que será recuperado mediante la ejecución de la garantía y otras gestiones de cobranza.

La maduración (M, por sus siglas en inglés). Vencimiento Efectivo, que calcula el plazo de vencimiento económico restante de una exposición. Basilea indica que para el método fundamental la maduración se estima en 2.5 años. Para el caso de la metodología avanzada, el plazo residual de la operación es la base para el cálculo de la maduración.

#### ***1.3.2.2. Cálculo de las pérdidas esperadas:***

La pérdida esperada es el valor esperado de pérdida por riesgo de crédito en un horizonte de tiempo determinado, resultante de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición en el momento del incumplimiento y la severidad de la pérdida. Esta definición reúne los lineamientos expresados por la fórmula simple que describe perfectamente el riesgo de crédito, misma que se desprende de las normas de CSBB II sobre el capital regulatorio; así como ha sido empleada por PRFMF (2019) a través de la resolución 567-2019F.

Fórmula de pérdida esperada por componentes del riesgo

$$PE=PD*LGD*EDA \rightarrow \text{Según CSBB}$$

$$PE=pr*E*(1-r) \rightarrow \text{Según la JPRMF}$$

Esta ecuación permite decir además que el riesgo de crédito es cuando el prestatario no cancela sus obligaciones, derivar tres factores distintos a esta pérdida:

Debe haber un incumplimiento en el pago. Este es un evento o comportamiento característico del préstamo. La pérdida dependerá entonces de cuánto debía el prestatario en particular en el momento en que dejó de pagar, es decir, la exposición en el incumplimiento. Y, finalmente, se debe tomar en cuenta cuánto de esta exposición efectivamente se perderá, una vez que se haya liquidado toda garantía e intentando cobrar por la vía judicial y de gestión de morosidad.

#### **1.4. Estadísticas descriptivas de la cartera**

##### **1.4.1. La morosidad**

La morosidad es uno de los indicadores más importantes y conocidos que describen a la cartera de créditos. Es empleada como una estadística de control general de la cartera. Se indica que la morosidad es la relación entre la cartera improductiva y el total de la cartera bruta destacando lo expuesto por Uquillas y Gonzáles (2017):

La cartera improductiva se refiere a préstamos que no generan renta financiera a la institución, están compuestos por la cartera vencida y la cartera que no devenga intereses e ingresos y la cartera bruta es el total de la cartera de crédito (consumo) de una institución financiera, sin deducir la provisión para créditos incobrables (p. 249).

La provisión indicada hace referencia al monto generado como cobertura en caso de que la cartera improductiva caiga en default; es decir, por la pérdida esperada. Se define al indicador

de morosidad como, según la Ficha Metodológica de Indicadores expedida por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (2017):

Mide el porcentaje de la cartera improductiva frente al total cartera (proporción de la cartera que se encuentra en mora). Los ratios de morosidad se calculan para el total de la cartera bruta y por línea de crédito. Cartera Improductiva Bruta: Son aquellos préstamos que no generan renta financiera a la institución, están conformados por la cartera vencida y la cartera que no devenga interés. Cartera Bruta: Se refiere al total de la Cartera de Crédito de una institución financiera sin deducir la provisión para créditos incobrables. (p. 7)

En base a los planteamientos anteriores, se define a la morosidad como un monto de dinero pagadero según un acuerdo de préstamos, pero no ha sido pagado a la fecha de su vencimiento. La morosidad se expresa mediante un monto y una antigüedad, típicamente expresada en días de atraso. Para la determinación de su indicador, se divide entre la cartera total o bruta como se describe.

Para ambos enunciados algo que se destaca es que son operaciones ya entregadas, por lo que el indicador no es de alerta temprana y únicamente permite considerar el deterioro de la cartera. La interpretación del indicador es simple, mientras el indicador sea elevado, el nivel de la cartera improductiva será mayor y por ende supondría un valor elevado de probabilidad de incumplimiento.

Sin embargo, desde cuándo se considera que una operación crediticia ha caído en cartera improductiva. Para determinar ello, se parte de la definición contenida con la Codificación de Resoluciones Monetarias, Financieras, de Valores y Seguros, Libro I expedida por la Junta de

Política y Regulación Monetaria y Financiera (2019): “Es el resultado de sumar la cartera que no devenga intereses más la cartera vencida” (p. 632). En el mismo cuerpo legal se define a la cartera vencida y que no devenga intereses como:

Cartera vencida. - Es la parte del saldo del capital de la cartera de crédito que reporta atrasos en el cumplimiento de sus obligaciones de pago; Cartera que no devenga intereses.

- Es la diferencia entre el saldo del capital pendiente de pago y la cartera vencida (p. 632).

En base a ello, se debe considerar un crédito como parte de la cartera improductiva, éste debe estar en categoría B; es decir, riesgo potencial. La categorización se define en la Codificación de Resoluciones Monetarias, Financieras, de Valores y Seguros, Libro I, Sección IV: Norma para la Gestión de Riesgo de Crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito y Asociaciones Mutualistas de Ahorro y Crédito para la Vivienda, Subsección IV: De la Calificación, Parágrafo I: Cartera de Crédito y Contingentes, art. 44 expedida por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera (2019) que indica los criterios de calificación de la cartera de créditos en función a la morosidad y al segmento, mismos que se describen a continuación:

Tabla 1  
Calificación de la Cartera de Crédito según días de morosidad y segmento

NIVEL DE RIESGO	CATEGORÍA	PRODUCTIVO, COMERCIAL, ORDINARIO Y PRIORITARIO (EMPRESARIAL Y CORPORATIVO)	PRODUCTIVO, COMERCIAL Y PRIORITARIO (PYME)	MICROCRÉDITO	CONSUMO ORDINARIO, PRIORITARIO Y EDUCATIVO	VIVIENDA DE INTERÉS PÚBLICO E INMOBILIARIO
RIESGO NORMAL	A-1	De 0 hasta 5	De 0 hasta 5	De 0 hasta 5	De 0 hasta 5	De 0 hasta 5
	A-2	De 6 hasta 20	De 6 hasta 20	De 6 hasta 20	De 6 hasta 20	De 6 hasta 35
	A-3	De 21 hasta 35	De 21 hasta 35	De 21 hasta 35	De 21 hasta 35	De 36 hasta 65
RIESGO POTENCIAL	B-1	De 36 hasta 65	De 36 hasta 65	De 36 hasta 50	De 36 hasta 50	De 66 hasta 120
	B-2	De 66 hasta 95	De 66 hasta 95	De 51 hasta 65	De 51 hasta 65	De 121 hasta 180
RIESGO DEFICIENTE	C-1	De 96 hasta 125	De 96 hasta 125	De 66 hasta 80	De 66 hasta 80	De 181 hasta 210
	C-2	De 126 hasta 180	De 126 hasta 155	De 81 hasta 95	De 81 hasta 95	De 211 hasta 270
DUDOSO RECAUDO	D	De 181 hasta 360	De 156 hasta 185	De 96 hasta 125	De 96 hasta 125	De 271 hasta 450
PÉRDIDA	E	Mayor a 180	Mayor a 185	Mayor a 125	Mayor a 125	Mayor a 450

*Nota:* Se muestra los días de morosidad para cada uno de los segmentos de crédito y su clasificación de riesgo. Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera (2019).

A partir de los 36 y 66 días de morosidad, los créditos forman parte de la cartera improductiva debido a que se ubican en nivel de riesgo potencial. Como se indicó anteriormente, toda la gestión de riesgo de crédito se resume en el indicador de morosidad. Acciones de colocación adecuadas, se resumen en indicadores bajos que se traducen en probabilidades de default pequeñas.

Es inevitable considerar que este indicador puede ser manipulado debido a que, al incrementar el denominador de la relación matemática, la proporción que presenta la cartera improductiva disminuiría. Esto daría la percepción de una gestión adecuada de la morosidad. Sin embargo, por detrás, el riesgo podría ser inclusive mayor. Por ello, su control debe ser también a través de valores absolutos.

#### **1.4.2. Análisis de Cosechas**

López (2016) analista de la Dirección Nacional de Estudios e Información de la Superintendencia de Bancos del Ecuador define al análisis de cosechas como:

El análisis de cosechas es una herramienta o metodología que permite observar y analizar el comportamiento o evolución de la cartera en el tiempo, tomando como aspecto principal el contexto en el que se dio la fase de colocación (p.2).

Según Torresano, Herman, Trávez, Durán, Peña y Miño (2015) definen el análisis de cosechas como:

Las cosechas son operaciones de crédito concedidas en un instante inicial de análisis y que están vigentes en momentos posteriores de análisis. La calidad (Índice de Calidad, IC) de estas se expresa por el porcentaje de operaciones que tienen calificaciones de calidad:

B1, B2, C1, C2, C3, D y E respecto del total de operaciones. Se examina las cosechas para cada lapso de tiempo de análisis, dentro de un periodo de estudio establecido, de tal modo que se pueda comparar su evolución entre cosechas (p. 28).

En base a ello, se puede establecer que el análisis de cosechas desglosa el indicador de morosidad por cada cartera colocada en un periodo determinado de tiempo. En un mes determinado se otorgan créditos (cosecha) y se realiza su respectivo seguimiento durante n número de meses hacia adelante. De esta manera, se puede evaluar a nivel individual cada cosecha y tener un indicador de alerta temprana. Para la Unidad de Asistencia Técnica FENACREP (2015) indica que el objetivo primordial de este análisis radica en: “la presentación de la evolución del riesgo de crédito de un portafolio específico, con la finalidad de anticipar el comportamiento futuro de la cartera y establecer así medidas de alerta temprana” (p. 24).

Por lo tanto, considerando la importancia de las curvas generacionales como un indicador de alerta temprana se hace evidente si alguna cosecha empieza a crecer considerablemente. Ello se traduce en un seguimiento inmediato de las causas que produjeron ese crecimiento atípico en la calidad de la cartera. Por lo general termina ocasionado por problemas en las políticas de crédito, mismas que son ajustadas y permiten ajustar cualquier desviación futura. Por lo tanto, también es una herramienta de seguimiento a las políticas de crédito implementadas.

### **1.4.3. Matrices de Transición**

Torresano et al. (2015) definen a la matriz de transición como:

Las matrices de transición son la representación de las probabilidades condicionadas de cambio de calificación de los créditos, lo cual significa que un crédito tiene una probabilidad  $p_{ij}$  si tienen una calificación  $i$  en el año  $t$ , dado que en el año anterior ( $t-1$ )

estuvo en una calificación  $j$ ; para todos los posibles estados de calificación dados (A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D y E. (p. 28).

Quinteros (2018) indica que la matriz de transición:

Esta matriz permite observar la migración de los préstamos a otra categoría en el periodo  $t+1$ , el valor de cada categoría se divide para el total por fila para obtener las frecuencias relativas, necesarias para estimar las probabilidades de transición correspondiente a esa celda y obtener la matriz de transición parcial  $P_t$  (p. 47).

En base a las definiciones antes presentadas se puede destacar que una matriz de transición es una presentación tabular compacta de la migración de la morosidad. La matriz especifica la frecuencia de un mayor deterioro hacia finalmente un incumplimiento o dar por perdido el préstamo dependiendo del estado de morosidad actual de la cartera. Adicionalmente, una matriz de transición es muy útil para la orientación y seguimiento de la efectividad de la gestión de la morosidad y las actividades de cobro. A continuación, se presenta una matriz de transición a modo de ejemplo:

Matriz de Transición		Mes Siguiete									Total Deterioro
		Colocado	Aldía	1-30d	31-60d	61-90d	91-120d	121-150	151-180	181+ / Write-Off	
Nov19 - Dec19											
	Aldía	0.98%	85.24%	<b>7.68%</b>	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	6.10%	<b>13.78%</b>
	1-30d	0.22%	13.89%	84.79%	<b>0.55%</b>	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.55%	<b>1.10%</b>
	31-60d	0.64%	9.04%	17.87%	24.88%	<b>38.04%</b>	0.05%	0.00%	0.00%	9.48%	<b>47.57%</b>
	61-90d	0.00%	11.95%	11.06%	4.64%	10.52%	<b>61.73%</b>	0.00%	0.00%	0.10%	<b>61.83%</b>
	91-120d	0.00%	4.15%	0.00%	2.24%	0.15%	6.07%	<b>82.64%</b>	0.00%	4.75%	<b>87.39%</b>
	121-150d	0.04%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	<b>99.96%</b>	0.00%	<b>99.96%</b>
	151-180d	0.03%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.09%	<b>99.88%</b>	<b>99.88%</b>
	181d+	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%	<b>100.00%</b>

Figura 2. Matriz de transición que refleja porcentajes de migración de la cartera hacia una mejor o menor banda temporal. Adaptado de Quinteros (2018).

## **Capítulo II: Marco Referencial**

El análisis de riesgo de crédito ha sido abordado ampliamente en varios países del mundo, así como en Ecuador. Sin embargo, teniendo en consideración el contexto latinoamericano en donde se desarrolla la economía ecuatoriana se han seleccionado tres estudios internacionales levantados en: Colombia, México y Bolivia que se aplican a entidades financieras. De manera conjunta y con el fin de revisar el estado de arte de los estudios ecuatorianos, también se presentan seis trabajos importantes desarrollados en los últimos años. A partir de esta información, se podrá considerar los referentes metodológicos para determinar un modelo idóneo para manejar el riesgo de crédito.

### **2.1. Estudios realizados en Latinoamérica**

De la literatura revisada, se han seleccionado tres estudios relevantes a nivel de Latinoamérica que nos permitirá entender el estado de arte de los modelos de análisis de riesgo de crédito empleados en el sector financiero de: Colombia, México y Bolivia. Para el efecto, todos los documentos han empleado la metodología de calificaciones internas. Estas permitirán negar o aprobar una operación de crédito basado en la probabilidad de default que tenga el potencial prestatario. A continuación, se presenta el tema y objetivo de cada uno de los estudios considerados como referentes:

Tabla 2

*Resumen de estudios realizados internacionalmente y sus objetivos*

<b>Trabajo</b>	<b>Tema</b>	<b>Objetivo</b>
<b>Castro, Pérez y Soto (2017)</b>	Estimación de la probabilidad de incumplimiento para las firmas del sector económico industrial y comercial en una entidad financiera colombiana entre los años 2009 y 2014.	Estimar la probabilidad de incumplimiento para las firmas que tienen obligaciones contractuales con una entidad financiera colombiana entre 2009 y 2014.
<b>Trejo, Ríos y Martínez (2014)</b>	Análisis de la Administración del Riesgo Crediticio En México para Tarjetas de Crédito.	Proponer una mejora al modelo predictivo de incumplimiento utilizado por la regulación local.
<b>Vargas y Mostajo (2014)</b>	Medición del riesgo crediticio mediante la aplicación de métodos basados en Calificaciones internas.	Describir los Métodos Basados en Calificaciones Internas para calcular medidas de riesgo crediticio.

*Nota:* Se presentan tres estudios realizados en Colombia, México y Bolivia, Vargas con sus respectivos temas y objetivos planteados.

Cada uno de ellos, dependiendo del segmento al que dirigen la investigación han considerada una serie de variables relevantes para determinar el modelo. Para el trabajo realizado por Castro et al. (2017) se consideran indicadores financieros debido a que la determinación del modelo está enfocada al sector industrial y se complementa con indicadores macroeconómicos como la variación del PIB. Caso similar será presentando por Alvarado y Vivar (2019) para microcréditos en el caso ecuatoriano. Para los dos estudios restantes se seleccionan variables personales ya que los créditos están orientados al segmento de consumo como es el caso de las tarjetas de crédito.

Tabla 3

*Variables consideradas en los estudios realizados en América Latina para riesgo de crédito*

Trabajo	Variables
<b>Castro y Pérez y Soto</b>	Variable dependiente, calificación A, B, C, D y E.
<b>(2017)</b>	*Endeudamiento *Liquidez *Rentabilidad *Eficiencia *Comportamiento *Tamaño de empresa *Macroeconómico (Variación anual del PIB)
<b>Trejo, Ríos y Martínez</b>	Variable de Cumplimiento (Y)
<b>(2014)</b>	*Meses Transcurridos de Crédito *Limite de Crédito *Historial de Impagos *Relación Pago-Saldo
<b>Vargas y Mostajo (2014)</b>	Variable de Mora (Cumplimiento o Incumplimiento)
	*Crédito anteriores *Créditos Último Año *Estado Civil *Capacidad *Sexo *Destino del crédito *Garantía

*Nota:* Se presentan las variables consideradas en cada uno de los estudios realizados en Colombia, México y Bolivia para el manejo del riesgo de crédito. Se identifica la variable dependiente y las independientes.

La información considerada en el estudio de Castro et al. (2017) contempla una base de información de cinco años. Mientras que para los dos estudios restantes indican que una base de al menos tres años es suficiente. Algo relevante de indicar es la anualización de las operaciones debido a que un prestatario podría tener varias operaciones en el año y solo en una haber generado incumplimiento. La tasa de incumplimiento sería reducida para este caso y no permitiría estimar de manera correcta. Para Trejo et al. (2014) este es un error de principiantes.

Además, a diferencia de los estudios realizados en Ecuador, los tres modelos sugieren que los datos perdidos no sean eliminados ya que pueden aportar información relevante y sugieren estimar los mismos a través de medidas de tendencia central o mediante modelos de regresión. Se indica principalmente que la manera más práctica de hacer frente a un número relativamente pequeño de valores faltantes para una variable particular es reemplazarla con la mediana. En cambio, si la variable es categórica se debe reemplazar los valores en blanco con la observación categórica más frecuente o si no con el valor más lógico por defecto.

Para la determinación de un crédito con incumplimiento consideran aquel que ha tenido más de 30 días de impago. Si comparamos con Ecuador, existe una diferencia de cinco días para el caso del sector financiero popular y solidario. En cambio, para el sector financiero público y privado se establece más de 31 días para que un crédito genere incumplimiento.

En la Tabla 4 se puede evidenciar los resultados obtenidos en cada estudio. El producto final ha sido un rating o tabla de decisión que categoriza a un potencial deudor. Los modelos con mayor probabilidad de predicción han sido los generados por Vargas y Mostajo que, con el 93.67% se realizó una estimación precisa. Para el caso del trabajo levantado por Castro el modelo ha satisfecho la condición de fuerte capacidad predictiva y se asocia las variables principales que

describen salud financiera en una empresa: endeudamiento, liquidez, rentabilidad y eficiencia como predictivas y de vital importancia para el estudio.

Tabla 4  
*Principales resultados obtenidos en los estudios realizados internacionalmente*

<b>Trabajo</b>	<b>Resultados</b>	<b>Modelo Aplicado</b>
<b>Castro y Pérez y Soto (2017)</b>	La probabilidad de incumplimiento está asociada a las variables financieras liquidez, endeudamiento, rentabilidad y eficiencia.	Modelo Logístico Ordinal Generalizado
<b>Trejo, Ríos y Martínez (2014)</b>	El modelo propuesto satisface la condición de fuerte capacidad predictiva y estimación precisa de los parámetros.	Modelo de Regresión Logística
<b>Vargas y Mostajo (2014)</b>	El 93.67% de los casos se realizó con una estimación correcta, de que un cliente cumple con su crédito y con un 84.59% de aciertos para aquellos clientes que incumplieron con el pago de su crédito.	Modelo de Regresión Logística

*Nota:* Se puede evidenciar los resultados alcanzados con la aplicación de cada uno de los modelos en estudios realizados en Colombia, México, y Bolivia. Todos han utilizado el Modelo de Regresión Logística.

## **2.2. Estudios realizados en Ecuador**

De los seis trabajos considerados para la determinación de un modelo de manejo de riesgo a través de scoring crediticio, todos estos han sido realizados en cooperativas de ahorro y crédito. El objetivo principal ha versado en generar un modelo de scoring crediticio que permita estimar la probabilidad de incumplimiento de una operación crediticia. Con ello, se puede tomar la decisión de negar o aprobar una solicitud de crédito. Estos scores han sido diseñados en función a la información histórica de cada entidad aplicando el cálculo de calificaciones internas establecido por el Comité de Basilea. A continuación, se puede revisar los trabajos considerados para el análisis del estado de arte en el Ecuador:

Tabla 5

*Resumen de estudios realizados en Ecuador y sus objetivos*

<b>Autor</b>	<b>Tema</b>	<b>Objetivo</b>
<b>Simbaña y Vásquez (2015)</b>	Diseño de un mecanismo para la calificación de crédito que garantice la recuperación de la cartera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “General Ángel Flores Ltda., en la ciudad de Quito.	Diseñar un modelo scoring de crédito para la calificación de créditos que minimice el riesgo de la cartera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “General Ángel Flores Ltda., en la ciudad de Quito
<b>Minga (2019)</b>	Gestión de Riesgo de Crédito a través de un modelo de Credit Scoring en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 2.	Crear un modelo estadístico de Credit Scoring para las COAC’s del segmento 2, tomando como datos de análisis la información de microcrédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Santa Isabel Ltda.
<b>Alvarado y Vivar (2019)</b>	Modelo alternativo para la medición de riesgo micro-crediticio en la COAC “Jardín Azuayo” para la cartera colocada en el año 2014.	Proponer una metodología de análisis alternativa para la construcción de un modelo Scoring para la cartera de Microcréditos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo” con los préstamos colocados en el periodo 2014.

---

<b>Lagua (2015)</b>	Diseño de un Modelo de Credit Scoring en la Gestión de Riesgo Crediticio en la Cartera de Microempresa de las Cooperativas de Ahorro y Crédito.	Diseñar un modelo Credit Scoring para la gestión de riesgo crediticio en la cartera de microempresa de las cooperativas de ahorro y crédito.
<b>Verdezoto (2016).</b>	Elaboración y evaluación de un score para crédito de consumo en la Cooperativa de Ahorro y Crédito COOPAD	Analizar y establecer un conjunto de variables para el diseño y evaluación de un modelo de score de crédito de aprobación de consumo, que apoye al analista de crédito en la toma de la decisión antes de otorgar o no un crédito de consumo, con el apoyo de los datos históricos otorgados por la Cooperativa de Ahorro y Crédito COOPAD.
<b>Pérez (2019)</b>	Análisis de la cartera de microcrédito mediante la construcción de un modelo Scoring para una cooperativa de ahorro y crédito del segmento 2 de Cuenca.	Plantear un modelo de regresión logística 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; y que, juntamente con el uso de matrices de probabilidad de transición se pueda identificar la evolución de dicho comportamiento y su afección a la cooperativa.

---

*Nota:* Se presentan los estudios realizados en Ecuador con sus respectivos temas y objetivos planteados.

Como se puede observar, cada estudio centra su análisis en segmentos específicos de crédito. Según la Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras, Libro I: Sector Financiero, indica que existen 12 segmentos de crédito: Productivo, Comercial, Ordinario, Prioritario (Empresarial Y Corporativo), Productivo, Comercial, Prioritario (Pyme), Microcrédito, Consumo Ordinario, Consumo Prioritario, Educativo y Vivienda De Interés Público E Inmobiliario. Cada uno considera condiciones y garantías específicas, así como la fuente de ingresos necesaria para hacer frente a la obligación crediticia. El destino del crédito definirá el segmento al que corresponde.

Por ello, en la Tabla 6 se indican las variables que han sido consideradas para poder establecer el modelo correspondiente:

Tabla 6

*Variables consideradas en los estudios realizados en Ecuador para riesgo de crédito*

Autores	Variables
<b>Simbaña y Vásquez (2015)</b>	* Estado Civil * Género *Cargas Familiares * Score Buró de Crédito *Antigüedad Crediticia *Nivel de endeudamiento
<b>Minga (2019)</b>	Variable Dependiente: Mora (cumplimiento o incumplimiento de las obligaciones de deuda) Variables Cuantitativas: *Ingresos netos *Plazo *Cargas Variables Cualitativas: *Sexo *Educación *Macro actividad *Garantía *Zona *Vivienda *Estado Civil
<b>Alvarado y Vivar (2019)</b>	Variable dependiente: tome los valores de 0 (socio “pagador”) y 1 (socio “riesgoso”, superó los 35 días de atraso). *Estado Civil *R5 *Destino (Endeudamiento) *Zona *Garantías *Plazo Frecuencia *Monto *Interés *Var. IPC *Var. Intereses

---

**Lagua (2015)**

Variable dependiente dicotómica: con la codificación (0) puntual y (1) impuntual, la clasificación corresponde a clientes que realizan pagos puntuales e impuntuales de acuerdo a los días promedio de atraso en cada cuota.

\*Ubicación geográfica \*Experiencia crediticia \*Tiempo en la cooperativa \*Sector económico  
\*Destino de crédito \*Margen de Seguridad

**Verdezoto (2016).**

Variable dependiente: 0 buen cliente (mora máxima y mora promedio menor o igual a 15 días y 1 malos clientes (mora máxima y promedio mayor a 15 días)

\*Número de hijos \*Edad \*Nivel de educación \*Monto de la operación otorgada \*Ingresos del cliente  
\*Ahorro (recursos que deben permanecer congelados cuando se otorga un crédito) \*Calificación  
interna

**Pérez (2019)**

Variable dependiente: 0 socio paga y 1 socio no paga

\*Género \*Región \*Destino del microcrédito \*Condición del microcrédito (original o refinanciamiento) \*Monto del crédito \*Número de cuotas \*Frecuencia de pago

---

*Nota:* Se presentan las variables finales para cada uno de los estudios realizados.

Existe diferencias entre cada autor con relación a las variables que consideran más importantes según su análisis y revisión. Las variables comunes a todos los estudios son las que generalmente usadas en el análisis 5c. Sin embargo, para otros estudios que se enfocan en segmentos específicos de la cartera, como el modelo elaborado por Alvarado y Vivar quienes trabajan sobre microcrédito incluyen variables como la variación del Índice de Precios al Consumidor (IPC) que se encarga de describir los cambios en el tiempo del nivel general de los precios y cuya inclusión es imperativa por el destino de este tipo de operaciones.

Algo importante que se ve en el modelo elaborado por Simbaña y Vásconez es la inclusión de una variable que resume un comportamiento de desempeño externo del potencial sujeto de crédito. Este se resume en el score de buró de crédito. Analiza principalmente las deudas del sujeto de crédito en el sector financiero y comercial considerando el historial de pago reportado por las empresas.

Todos los trabajos desarrollados han considerado la aplicación del modelo de regresión logística a todas las operaciones de crédito consideradas de al menos los últimos tres años y cuyo historial haya sido al menos de un año debido a que se especifica que durante este periodo se puede determinar algún comportamiento de incumplimiento. Este permite determinar una escala para aprobar o rechazar una solicitud de crédito considerando el ingreso de cada una de las variables previamente analizadas como más importantes. Este análisis se deriva de los resultados del modelo y de un análisis de colinealidad que se resume en una ecuación cuya variable dependiente es la morosidad. Misma que está definida en función a la clasificación de crédito con riesgo potencial dependiendo del segmento.

En la Tabla 7 se puede evidenciar los resultados obtenidos en cada estudio. El producto final ha sido un rating o tabla de decisión que categoriza a un potencial deudor. Los modelos con mayor probabilidad de predicción han sido los generados por Alvarado y Vivar con el 85.79% y Laguna con el 77.72%. Pérez (2019) indica que los valores de bondad obtenidos de la aplicación del modelo de regresión logística han sido bajos y recomienda el uso de variables del entorno, así como otras variables que su objeto de estudio no tenía. Esto es un punto importante que considerar para no subestimar el modelo.

Tabla 7  
*Principales resultados obtenidos en los estudios realizados en Ecuador*

Trabajo	Resultados	Modelo Aplicado
<b>Simbaña y Vásconez (2015)</b>	En base al modelo las autoras determinan una tabla de decisión (rating) con los siguientes rangos: 877-999 Aprobar AA ; 842-876 Aprobar A ; 659-841 Analista ; 326 - 658 Rechazar ; 1 - 325 Rechazar	Modelo de Regresión Logística
<b>Minga (2019)</b>	El modelo aplicado en la COAC Santa Isabel, determina un porcentaje global del 93,71% de aciertos, que validan le estudio. Adicional presentan un rating con categorías según los puntajes de Scores: A (menores a 0,20), B (de 0,21 a 0,40), C (de 0,41 a 0,60), D (de 0,61 a 0,80) y E (mayores a 0,81).	Modelo de Regresión Logística
<b>Alvarado y Vivar (2019)</b>	El modelo es capaz de predecir de manera correcta un 85.79% de las operaciones de crédito.	Modelo de Regresión Logística

---

<b>Lagua (2015)</b>	Al comparar el pronóstico alcanzado del modelo con el comportamiento de pago real de los clientes se obtiene un porcentaje global del 77,72 por ciento de acierto.	Modelo de Regresión Logística
<b>Verdezoto (2016).</b>	A través del modelo se desarrolla un Score o Rating, donde la categoría A, está dado por puntajes de score desde 711 a 999, con puntajes de score de 399 a 711, la solicitud tiene que pasar a ser revisada por el analista de crédito, y para puntajes de score de 1 a 399, se rechaza la solicitud de crédito.	Modelo de Regresión Logística
<b>Pérez (2019)</b>	Los valores de bondad de ajuste calculados para el modelo aplicado son bajos, ante lo cual la autora sugiere implementar variables del entorno y otras variables respecto al crédito, que la institución financiera no poseía al momento del estudio.  A través de las matrices de probabilidad de transición, la probabilidad de incumplimiento de la categoría de riesgo A1 durante el año 2015 fue de 0,39%, de 11,45% en el año 2016, de 3,41% en el año 2017 y de 3,56% en el año 2018.	Modelo de Regresión Logística

---

*Nota:* se evidencian los resultados alcanzados con la aplicación de cada uno de los modelos. Todos han utilizado el Modelo de Regresión Logística.

### **2.3. Estado de arte del Riesgo de Crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda.**

La Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. es una institución financiera del sector de la economía popular y solidaria, misma que se encuentra supervisada por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. Pertenece al segmento dos debido al nivel de activos, mismos que registran al 31 de diciembre de 2019 de USD 28,675,432.19.

La Cooperativa es una institución de tipo cerrada; es decir, únicamente agrupa socios que cumplan un vínculo común. Según el art. 2 del capítulo 1 del Título II del Reglamento General Interno de la Cooperativa Educadores del Azuay Ltda. (2013), establece:

Son socios de la Cooperativa, las personas naturales legalmente capaces que cumplen con el vínculo común de ser miembro activo o pasivo del magisterio, personal administrativo o de servicios de las Instituciones educativas de la provincia del Azuay; y, trabajadores de la Cooperativa. (p.3)

A continuación, se presenta el análisis FODA levantado de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda.:



Figura 3. Análisis FODA de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda.

Como se evidencia del análisis FODA realizado, la cooperativa presenta como una debilidad, el manejo de metodologías para la administración de riesgo de crédito ex ante; es decir, antes de que la operación de crédito se apruebe. La administración del riesgo de crédito se realiza de manera tradicional; sin embargo, la gerencia está totalmente abierta al desarrollo de nuevas herramientas que permitan coadyuvar a mitigar el riesgo residual con el que se cuenta. Sin embargo, antes de ingresar en el proceso de manejo del riesgo de crédito que desarrollan actualmente, se abordará de manera sucinta los productos de crédito ofertados, así como la concentración de su cartera.

Los productos financieros otorgados por la institución contemplan operaciones activas y pasivas permitidas por el Código Orgánico Monetario. Para el caso de las operaciones activas, está la colocación de créditos de consumo ordinario, prioritario, inmobiliario y educativo. Cada

uno de los segmentos descritos contempla una línea de productos específicos con condiciones especiales en función a: monto, plazo, garantías y tasas, principalmente.

En base a ello, según los boletines mensuales publicados por la SEPS, la cartera bruta registrada por la Cooperativa con corte al 31 de diciembre de 2019 asciende a USD21,841,163.28 que corresponde al 76.17% del total del Activo a esa misma fecha. Del total se distribuye el 29.07% en el segmento inmobiliario, el 0.41% en consumo ordinario, el 70.06% en consumo prioritario y el 0.46% en educativo. A continuación, se presenta la Tabla 8 de la concentración de la cartera por segmento.

Tabla 8

*Concentración de la Cartera Bruta COAC Educadores del Azuay Ltda. al 31 de diciembre de 2019*

<b>Segmento</b>	<b>Saldo Bruto</b>	<b>Participación</b>
<b>Inmobiliaria</b>	6350304.82	29.07%
<b>Consumo Ordinario</b>	89761.01	0.41%
<b>Consumo Prioritario</b>	15301608.88	70.06%
<b>Educativa</b>	99488.57	0.46%
<b>Total</b>	21,841,163.28	100.00%

*Nota:* Se presenta la participación absoluta y relativa que tiene cada uno de los segmentos de crédito en la Cooperativa Educadores del Azuay Ltda. Boletines Mensuales de Información (2019).

La Cooperativa maneja un sistema de administración integral de riesgos que contempla: liquidez, mercado, crédito y operativo. Cada una de las clasificaciones es administrada en función a la resolución 128-2015-F expedida por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera contenida en la Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras (2019). Esta

resolución básicamente establece disposiciones sobre la administración integral de riesgos en los procesos de: identificar, medir, priorizar, controlar, mitigar, monitorear y comunicar los tipos de riesgos mencionados.

Para el caso del riesgo de crédito, la Cooperativa maneja un sistema crédito pre y post operación crediticia. Para el sistema pre-operación crediticia, la administración de riesgo se basa en un análisis tradicional de las 5C para categorizar las operaciones crediticias. En base a variables previamente definidas por la Institución se otorgan ponderaciones internas para alcanzar el 100% de calificación. La política interna es aprobar una solicitud de crédito con una calificación superior al 70% para revisión del Comité de Crédito. En caso de que la operación sea vinculada (operaciones crediticias a favor de representantes de los socios y sus familiares hasta el segundo grado de consanguinidad y afinidad, así como de trabajadores que tenga injerencia en el proceso de crédito o inversiones), esta pasará a consideración del Consejo de Administración. A continuación, se presenta las variables y ponderaciones otorgadas para el análisis tradicional de crédito.

Tabla 9  
*Ponderaciones herramientas 5c*

<b><i>Ponderación 5c</i></b>	<b><i>100%</i></b>
<b>1. Carácter</b>	<b>25%</b>
Reporte Buro Crediticio	0.08
Número de Operaciones	0.14
Promedio de retrasos	0.03
<b>2. Capacidad</b>	<b>25%</b>
% Cobertura Cuota Capacidad de pago	0.20
% Cobertura patrimonio	0.05
<b>3. Colateral</b>	<b>20%</b>

Reporte Buro Crediticio Garante	0.15
Garante es socio de la Cooperativa	0.04
<b>4. Condiciones</b>	<b>10%</b>
% Cumplimiento Condiciones	0.10
<b>5. Capital</b>	<b>20%</b>
Solvencia	0.15
Endeudamiento	0.05

*Nota:* Variables consideradas en el análisis de riesgo tradicional que realiza la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. Manual de Crédito de la Cooperativa (2019).

Un dato importante para destacar es que la Cooperativa ha manejado dos sistemas de manejo transaccional o CORE Financiero. Uno denominado Montalvo System que fue empleado hasta el 31 de mayo de 2017 y el segundo es FIT Bank que empezó a funcionar desde el primero de junio de 2017 hasta la actualidad. El cambio fue producto de un análisis costo beneficio además de las ventajas de automatización que presentaba en determinados procesos. Por ello, la información presentará ligeras deficiencias ya que cada uno de los sistemas integraba distintas variables ingreso.

Para el sistema post crédito, la Cooperativa maneja herramientas de: análisis de cosechas de crédito, matrices de transición y seguimiento del nivel de morosidad enmarcado en un Plan de Contingencia de Crédito. Este plan delimita estrategias a seguir en función a umbrales definidos para los cuáles el indicador de morosidad se ubique. En base a ello, la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. ha registrado los siguientes niveles históricos de morosidad que reflejan las políticas de crédito aplicadas para mitigar el riesgo crediticio.



*Figura 4.* Comportamiento Histórico de la Morosidad de la Cooperativa Educadores del Azuay Ltda. Boletines Mensuales de Información (2019).

Como se puede observar, los niveles de morosidad presentan una tendencia decreciente en los últimos seis años. Sin embargo, revisando el proceso de otorgamiento de crédito, se evidencia una condición clave denominada Ahorro Preventivo. Este ahorro es un encaje generado al momento de conceder todos los créditos y consiste en el valor de la primera cuota de la operación de préstamo. Este ahorro fue creado en el 2015 como consecuencia de los retrasos en el pago de las remuneraciones de los maestros ecuatorianos por parte del Ministerio de Finanzas. Está implícita la recuperación de la cartera a través del descuento de los roles de pago o de las pensiones (para el caso de los jubilados).

Esto generaba que los docentes y personal administrativo de las unidades educativas públicas caigan en mora y los niveles del indicador se disparen. De esta manera, se logra mitigar el efecto generado por la recuperación tardía de los créditos. Así, se mantienen niveles de

cobertura de cartera problemática reducidos y por ende los indicadores de rentabilidad se mantienen robustos al controlar adecuadamente el gasto.

En base a ello, para considerar una operación crediticia como de riesgo potencial, se considerará aquella operación que presentó al menos cinco días de morosidad. Es inferior a la indicada por la norma ecuatoriana contenida en la Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras (2019) previamente indicado. Por ello, por el efecto del ahorro preventivo se considerará ese número de días para que el crédito forme parte del PAR. En caso de no hacer esta consideración, el modelo podría generar resultados incorrectos o no representativos.

Es importante resaltar ciertos conceptos e información sobre el sistema financiero, así como sobre los segmentos de crédito contenidos en la carta magna ecuatoriana y Código Orgánico Monetario y Financiero. En el siguiente punto se abordará el marco legal.

## **2.4. Marco Legal**

### **2.4.1. Sector Financiero Nacional**

Según el artículo 309 de la Constitución del Ecuador (2008) establece que: “El sistema financiero nacional se compone de los sectores público, privado, y del popular y solidario, que intermedian recursos del público”. (p. 147). Para el efecto, estos tres sectores se definen así, en los artículos 161, 162 y 163 del Código Orgánico Monetario y Financiero (2014):

Artículo 161.- Sector financiero público. El sector financiero público está compuesto por:

1. Bancos; y,
2. Corporaciones.

Artículo 162.- Sector financiero privado. El sector financiero privado está compuesto por las siguientes entidades:

1. Bancos múltiples y bancos especializados:

a) Banco múltiple es la entidad financiera que tiene operaciones autorizadas en dos o más segmentos de crédito; y,

b) Banco especializado es la entidad financiera que tiene operaciones autorizadas en un segmento de crédito y que en los demás segmentos sus operaciones no superen los umbrales determinados por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera.

2. De servicios financieros: almacenes generales de depósito, casas de cambio y corporaciones de desarrollo de mercado secundario de hipotecas; y, 3. De servicios auxiliares del sistema financiero, tales como: software bancario, transaccionales, de transporte de especies monetarias y de valores, pagos, cobranzas, redes y cajeros automáticos, contables y de computación y otras calificadas como tales por la Superintendencia de Bancos en el ámbito de su competencia.

Artículo 163.- Sector financiero popular y solidario. El sector financiero popular y solidario está compuesto 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, tales como: software bancario, transaccionales, de transporte de especies monetarias y de valores, pagos, cobranzas, redes y cajeros automáticos, contables y de computación y otras calificadas como tales por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria en el ámbito de su competencia.

También son parte del sector financiero popular y solidario las asociaciones mutualistas de ahorro y crédito para la vivienda.

Las entidades asociativas o solidarias, cajas y bancos comunales y cajas de ahorro se regirán por las disposiciones de la Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria y las regulaciones que dicte la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera. (p.29)

#### **2.4.2. Operaciones activas y pasivas permitidas**

Cada una de las instituciones antes mencionadas puede realizar diversas operaciones tanto activas como pasivas dependiendo su clasificación. Para el efecto, se establece las siguientes operaciones en el artículo 194 del Código Orgánico Monetario y Financiero (2013):

Artículo 194.- Operaciones. Las entidades financieras podrán realizar las siguientes operaciones, de conformidad con la autorización que le otorgue el respectivo organismo de control:

1. Sector financiero público y privado:

a. Operaciones activas:

1. Otorgar préstamos hipotecarios y prendarios, con o sin emisión de títulos, así como préstamos quirografarios y cualquier otra modalidad de préstamos que autorice la Junta;

2. Otorgar créditos en cuenta corriente, contratados o no;
3. Constituir depósitos en entidades financieras del país y del exterior;
4. Negociar letras de cambio, libranzas, pagarés, facturas y otros documentos que representen obligación de pago creados por ventas a crédito, así como el anticipo de fondos con respaldo de los documentos referidos;
5. Negociar documentos resultantes de operaciones de comercio exterior;
6. Negociar títulos valores y descontar letras documentarias sobre el exterior o hacer adelantos sobre ellas;
7. Adquirir, conservar y enajenar, por cuenta propia o de terceros, títulos emitidos por el ente rector de las finanzas públicas y por el Banco Central del Ecuador;
8. Adquirir, conservar o enajenar, por cuenta propia, valores de renta fija, de acuerdo a lo previsto en la Ley de Mercado de Valores, y otros títulos de crédito establecidos en el Código de Comercio y otras leyes, así como valores representativos de derechos sobre estos;
9. Adquirir, conservar o enajenar contratos a término, opciones de compra o venta y futuros; podrán igualmente realizar otras operaciones propias del mercado de dinero, de conformidad con lo establecido en la normativa correspondiente;
10. Efectuar inversiones en el capital de una entidad de servicios financieros y/o una entidad de servicios auxiliares del sistema financiero para convertirlas en sus subsidiarias o afiliadas;

11. Efectuar inversiones en el capital de entidades financieras extranjeras, en los términos de este Código; y,

12. Comprar o vender minerales preciosos.

Operaciones pasivas:

1. Recibir depósitos a la vista;

2. Recibir depósitos a plazo;

3. Recibir préstamos y aceptar créditos de entidades financieras del país y del exterior;

4. Actuar como originador de procesos de titularización con respaldo de la cartera de crédito hipotecaria, prendaria o quirografaria, propia o adquirida; y,

5. Emitir obligaciones de largo plazo y obligaciones convertibles en acciones garantizadas con sus activos y patrimonio; estas obligaciones se registrarán por lo dispuesto en la Ley de Mercado de Valores.

Operaciones contingentes:

1. Asumir obligaciones por cuenta de terceros a través de aceptaciones, endosos o avales de títulos de crédito, el otorgamiento de garantías, fianzas y cartas de crédito internas y externas, o cualquier otro documento; y,

2. Negociar derivados financieros por cuenta propia.

Servicios:

1. Efectuar servicios de caja y tesorería;

2. Actuar como emisor u operador de tarjetas de crédito, de débito o tarjetas de pago;
3. Efectuar cobranzas, pagos y transferencias de fondos, así como emitir giros contra sus propias oficinas o las de entidades financieras nacionales o extranjeras;
4. Recibir y conservar objetos, muebles, valores y documentos en depósito para su custodia y arrendar casilleros o cajas de seguridad para depósitos de valores; y,
5. Efectuar por cuenta propia o de terceros, operaciones con divisas, contratar reportos y emitir o negociar cheques de viajero.

2. Sector financiero popular y solidario:

- a. Las operaciones activas, pasivas, contingentes y de servicios determinadas en el numeral 1 literal a numerales 4, 7 y 10; literal b numerales 1, 2, 3 y 4; literal c numeral 1; y, literal d numerales 1, 3 y 4 de este artículo;
- b. Otorgar préstamos a sus socios. Las mutualistas podrán otorgar préstamos a sus clientes;
- c. Constituir depósitos en entidades del sistema financiero nacional;
- d. Actuar como emisor u operador de tarjetas de débito o tarjetas de pago. Las entidades del segmento 1 del sector financiero popular y solidario podrán emitir u operar tarjetas de crédito;
- e. Emitir obligaciones de largo plazo con respaldo en sus activos, patrimonio, cartera de crédito hipotecaria o prendaria, propia o adquirida, siempre que en este último caso se originen en operaciones activas de crédito de otras entidades financieras;

f. Efectuar inversiones en el capital social de las cajas centrales; y,

g. Efectuar operaciones con divisas.

Las entidades del sector financiero popular y solidario podrán realizar las operaciones detalladas en este artículo, de acuerdo al segmento al que pertenezcan, en los términos de su autorización.

La definición y las acciones que comprenden las operaciones determinadas en este artículo serán reguladas por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera.

Las entidades financieras, para todas las operaciones que efectúen, deberán contar con la tecnología crediticia y de servicios adecuada (p. 34-35).

### **2.4.3. Segmentos de Crédito**

Para el caso de las operaciones activas, se definen los segmentos de créditos de acuerdo a la Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras, Libro I: Sistema Monetario y Financiero, Capítulo X: Normas que regulan la segmentación de la cartera de crédito de las entidades del sistema financiero nacional (2017):

Art. 1.- El sistema financiero nacional tendrá los siguientes segmentos de crédito:

1. Crédito Productivo. - Es el otorgado a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o personas jurídicas por un plazo superior a un año para financiar proyectos productivos cuyo monto, en al menos el 90%, sea destinado para la adquisición de bienes de capital, terrenos, construcción de infraestructura y compra de derechos de propiedad industrial. Se exceptúa la adquisición de franquicias, marcas, pagos de regalías, licencias y la compra de vehículos de combustible fósil. Se incluye en este segmento el crédito

directo otorgado a favor de las personas jurídicas no residentes de la economía ecuatoriana para la adquisición de exportaciones de bienes y servicios producidos por residentes. Para el Crédito Productivo se establece los siguientes subsegmentos de crédito:

a. Productivo Corporativo. - Operaciones de crédito productivo otorgadas a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o personas jurídicas que registren ventas anuales superiores a USD 5.000.000,00.

b. Productivo Empresarial. - Operaciones de crédito productivo otorgadas a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o personas jurídicas que registren ventas anuales superiores a USD 1.000.000,00 y hasta USD 5.000.000,00.

c. Productivo PYMES. - Operaciones de crédito productivo otorgadas a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o a personas jurídicas que registren ventas anuales superiores a USD 100.000,00 y hasta USD 1.000.000,00.

d. Productivo Agrícola y Ganadero. - Operaciones de crédito productivo otorgadas a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o personas jurídicas que registren ventas anuales superiores a USD 100,000.00 para financiar actividades agrícolas y ganaderas.

2. Crédito Comercial Ordinario. - Es el otorgado a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o a personas jurídicas que registren ventas anuales superiores a USD 100.000,00, destinado a la adquisición o comercialización de vehículos livianos de combustible fósil, incluyendo los que son para fines productivos y comerciales.

3. Crédito Comercial Prioritario. - Es el otorgado a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o a personas jurídicas que registren ventas anuales superiores a USD 100.000,00 destinado a la adquisición de bienes y servicios para actividades productivas y comerciales, que no estén categorizados en el segmento comercial ordinario. Se incluye en este segmento las operaciones de financiamiento de vehículos pesados, el financiamiento de capital de trabajo y los créditos entre entidades financieras.

Para el Crédito Comercial Prioritario se establecen los siguientes subsegmentos:

a. Comercial Prioritario Corporativo. - Operaciones de crédito comercial prioritario otorgadas a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o personas jurídicas que registren ventas anuales superiores a USD 5.000.000,00.

b. Comercial Prioritario Empresarial. - Operaciones de crédito comercial prioritario otorgadas a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o personas jurídicas que registren ventas anuales superiores a USD 1.000.000,00 y hasta USD 5.000.000,00.

c. Comercial Prioritario PYMES. - Operaciones de crédito comercial prioritario otorgadas a personas naturales obligadas a llevar contabilidad o personas jurídicas cuyas ventas anuales sean superiores a USD 100.000,00 y hasta USD 1.000.000,00.

4. Crédito de Consumo Ordinario. - Es el otorgado a personas naturales destinado a la adquisición o comercialización de vehículos livianos de combustible fósil.

5. Crédito de Consumo Prioritario. - Es el otorgado a personas naturales, destinado a la compra de bienes, servicios o gastos no relacionados con una actividad productiva,

comercial y otras compras y gastos no incluidos en el segmento de consumo ordinario, incluidos los créditos prendarios de joyas.

6. Crédito Educativo. - Comprende las operaciones de crédito otorgadas a personas naturales para su formación y capacitación profesional o técnica y a personas jurídicas para el financiamiento de formación y capacitación profesional o técnica de su talento humano, en ambos casos la formación y capacitación deberá ser debidamente acreditada por los órganos competentes.

a. Crédito Educativo Social.- Es el otorgado de conformidad con la política pública expedida por el ente rector de la educación superior, a personas naturales que previamente recibieron créditos o becas para su formación y capacitación profesional o técnica, con recursos públicos provistos por el extinto Instituto Ecuatoriano de Crédito Educativo (IECE), posteriormente por el Instituto de Fomento al Talento Humano (IFTH), y la Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación (SENESCYT).

7. Crédito de Vivienda de Interés Social y Público. - Es el otorgado a personas naturales con garantía hipotecaria para la adquisición o construcción de vivienda única y de primer uso, de conformidad con las disposiciones que emita la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera.

Para el Crédito de Vivienda de Interés Social y Público se establecen los siguientes subsegmentos:

a. Crédito de Vivienda de Interés Social. - Para el caso de la vivienda de interés social se considera un valor comercial de la vivienda de hasta 177,66 Salarios Básicos Unificados, y demás requisitos establecidos en la normativa legal vigente.

b. Crédito de Vivienda de Interés Público. - Para el caso de la vivienda de interés público se considera un valor comercial de la vivienda desde 177,67 a 228,42 Salarios Básicos Unificados, y demás requisitos establecidos en la normativa legal vigente.

8. Crédito Inmobiliario. - Es el otorgado con garantía hipotecaria a personas naturales para la construcción, reparación, remodelación y mejora de inmuebles propios; para la adquisición de terrenos destinados a la construcción de vivienda propia; y, para la adquisición de vivienda terminada para uso del deudor y su familia no categorizada en el segmento de crédito Vivienda de Interés Público.

9. Microcrédito. - Es el otorgado a una persona natural o jurídica con un nivel de ventas anuales inferior o igual a USD 100.000,00, o a un grupo de prestatarios con garantía solidaria, destinado a financiar actividades de producción y/o comercialización en pequeña escala, cuya fuente principal de pago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades, verificados adecuadamente por la entidad del Sistema Financiero Nacional.

Para el Microcrédito se establecen los siguientes subsegmentos de crédito:

a. Microcrédito Minorista. - Operaciones otorgadas a solicitantes de crédito cuyo saldo adeudado en microcréditos a la entidad del sistema financiero, sea menor o igual a USD 1.000,00, incluyendo el monto de la operación solicitada.

b. Microcrédito de Acumulación Simple. - Operaciones otorgadas a solicitantes de crédito cuyo saldo adeudado en microcréditos a la entidad del sistema financiero nacional sea superior a USD 1.000,00 y hasta USD 10.000,00, incluyendo el monto de la operación solicitada.

c. Microcrédito de Acumulación Ampliada. - Operaciones otorgadas a solicitantes de crédito cuyo saldo adeudado en microcréditos a la entidad del sistema financiero nacional sea superior a USD 10.000,00, incluyendo el monto de la operación solicitada.

d. Microcrédito Agrícola y Ganadero. - Operaciones otorgadas a solicitantes de crédito cuyo saldo adeudado en microcréditos a la entidad del Sistema Financiero Nacional, sea menor o igual a USD 100,000.00, incluyendo el monto de la operación solicitada para financiar actividades agrícolas y ganaderas.

10. Crédito de Inversión Pública. - Es el destinado a financiar programas, proyectos, obras y servicios encaminados a la provisión de servicios públicos, cuya prestación es responsabilidad del Estado, sea directamente o a través de empresas; y, que se cancelan con cargo a los recursos presupuestarios o rentas del deudor fideicomitidas a favor de la entidad financiera pública prestamista. Se incluyen en este segmento a las operaciones otorgadas a los Gobiernos Autónomos Descentralizados y otras entidades del sector público (p. 290-293).

### **Capítulo III: Marco Metodológico**

En base a la revisión de los estudios realizados a nivel país como internacionalmente, se presenta el marco metodológico que permitirá determinar los lineamientos base para su posterior validación.

#### **3.1. Método de la Investigación**

El presente trabajo de investigación utilizará el método inductivo deductivo debido a que como indica Bernal (2016): “Este método de inferencia se basa en la lógica y estudia hechos particulares, aunque es deductivo en un sentido (parte de lo general a lo particular) e inductivo en sentido contrario (va de lo particular a lo general). (p. 61). Por ello, de la revisión realizada a los nueve estudios levantados a nivel de Latinoamérica como Ecuador, se establecerá una metodología que permita minimizar el riesgo de crédito y establecer de manera general una guía que permita a otras instituciones tomar como modelo el presente trabajo adecuándolo a su realidad.

De manera conjunta, será cualitativa y cuantitativa debido a que se utilizan variables de naturaleza discreta y continua, así como nominales y ordinales que permitan determinar aquellas variables que determinan el nivel de incumplimiento en el riesgo de crédito. En este sentido Hernández y Mendoza (2018) afirman que:

El enfoque cualitativo busca principalmente la “dispersión o expansión” de los datos e información, mientras que el enfoque cuantitativo pretende “acotar” intencionalmente la información (medir con precisión las variables del estudio, tener “foco”). Mientras que un estudio cuantitativo se basa en investigaciones previas, el estudio cualitativo se fundamenta primordialmente en sí mismo. El cuantitativo se utiliza para consolidar las

creencias (formuladas de manera lógica en una teoría o un esquema teórico) y establecer con exactitud patrones de comportamiento de una población; y el cualitativo, para que el investigador se forme creencias propias sobre el fenómeno estudiado, como lo sería un grupo de personas únicas o un proceso particular (p. 10).

## **3.2. Diseño de la Investigación**

### **3.2.1. Investigación documental**

El presente trabajo de investigación ha considerado el análisis de nueve estudios realizados a nivel Latinoamérica y Ecuador con el propósito de determinar herramientas comunes que permitan levantar un diseño metodológico para minimizar el riesgo de crédito. De esta manera se determina el estado de arte de las metodologías para el riesgo de crédito.

Bernal (2016) indica:

De acuerdo con Casares Hernández, et al. (1995), la investigación documental depende fundamentalmente de la información que se obtiene o se consulta en documentos, entendiéndose por éstos todo material al que se puede acudir como fuente de referencia, sin que se altere su naturaleza o sentido, los cuales aportan información o dan testimonio de una realidad o un acontecimiento.

En la investigación documental es importante mencionar las investigaciones denominadas “estado del arte”, las cuales se caracterizan por abordar problemas de carácter teórico y empírico y que son relevantes en el tema objeto de estudio (p. 112-113).

### **3.2.2. Investigación descriptiva**

A través de la recolección de la información procedente de las variables ingresadas en el proceso de solicitud de crédito, permitirá referir atributos de la población de estudio con el fin de identificar aquellas variables que permiten predecir la probabilidad de incumplimiento. En tal virtud, Bernal (2016) señala:

La investigación descriptiva es uno de los tipos o procedimientos investigativos más populares y utilizados por los principiantes en la actividad investigativa. Los trabajos de grado, en los pregrados y en muchas de las maestrías, son estudios de carácter eminentemente descriptivo. En tales estudios se muestran, narran, reseñan o identifican hechos, situaciones, rasgos, características de un objeto de estudio, o se diseñan productos, modelos, prototipos, guías, etcétera, pero no se dan explicaciones o razones de las situaciones, los hechos, los fenómenos, etcétera (p. 113).

### **3.2.3. Investigación correlacional**

Al contar con todas aquellas variables que intervienen en el proceso de solicitud de crédito, se determinarán las correlaciones que permitirán determinar aquellas variables que tienen mayor incidencia en generar un posible incumplimiento en la operación crediticia. Bernal (2016) indica principalmente que “En otras palabras, la correlación examina asociaciones pero no relaciones causales, donde un cambio en un factor influye directamente en un cambio en otro” (p. 114).

### **3.3. Población y muestra**

Para la determinación de la población y muestra se considerarán las operaciones de crédito otorgadas por la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. en todos los segmentos de crédito. No se hace distinción alguna debido a que la fuente de pago de todos estos créditos es el sueldo ya que el cobro de este se ata al descuento del rol de pagos. Si existiera otro segmento como el productivo, se debería manejar información separada ya que la fuente de pago es procedente de una actividad productiva y por lo tanto no sería correcto considerar todas las operaciones de crédito en un solo grupo.

Para el tamaño de la muestra se considerará lo indicado en la resolución 557-2019-F, artículo 10 que hace referencia a la disposición general cuarta, expedida por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera (2019):

Las entidades de los segmentos 1,2 y 3 contarán con metodologías y técnicas basadas en el comportamiento histórico de los portafolios de inversión y de las operaciones de crédito y contingentes, que permitan determinar la pérdida esperada sobre la base de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición y la severidad de la pérdida Para el cálculo de estos componentes se deberá disponer de una base de datos mínima de tres (3) años inmediatos anteriores, que deberá contener elementos suficientes para el cálculo de los aspectos señalados. (p. 4)

Como se indica en el párrafo anterior, el modelo propuesto presenta la probabilidad de incumplimiento de un prestatario y por ello se considerará la información de tres años con periodicidad mensual. Por lo tanto, el método de muestreo a aplicar será el no probabilístico por conveniencia y se seleccionará toda esta información. La selección de los últimos tres años es

debido a debido a que operaciones de préstamos más recientes suponen con seguridad la relevancia del entorno para los préstamos futuros.

Es importante destacar que la base de información de este modelo no se produce de un muestreo específicamente de estos tres años sino más bien hace alusión a la proporción de toda la población de préstamos otorgados por la Cooperativa durante su existencia. No tendría relevancia extraer una pequeña muestra de 50 préstamos para calcular un puntaje representativo para una población de varios miles. Esto debido a que las relaciones entre las variables contractuales y socio económicas de los prestatarios y el incumplimiento o no incumplimiento son mucho más tenues. No es posible generalizarlas o detectarlas a raíz de una reducida muestra. Por ello, se considera un segmento amplio de datos de la población de préstamos.

Se consideró la información presentada por el CORE Financiero de los últimos tres años; es decir, desde enero 2017 hasta diciembre 2019 de acuerdo con el requerimiento de la norma de Riesgo de Crédito contenida en la Codificación de Resoluciones Monetaria y Financiera, Libro I. De esta manera, se tendrá una base de datos de corte transversal. Se eliminan las operaciones colocadas desde octubre de 2019 y se rastrearon las operaciones con saldos hasta marzo de 2017 seis meses hacia atrás. Así, se cuenta con 7303 registros presentando una tasa de incumplimiento según el umbral definido de valores vencidos con más de cinco días de 7.12%.

Tabla 10  
*Resumen de observaciones a analizar*

Observación	Datos	Proporción
Pago Normal	6,780	92.88%
Incumplimiento	523	7.12%
Total	7,303	100.00%

*Nota:* Operaciones de crédito otorgadas durante los últimos tres años en la Cooperativa Educadores del Azuay Ltda.

### 3.4. Fuente y técnica de recolección de información

La información es de fuente secundaria tanto cuantitativa como cualitativa ya que reposa en la base de datos de la Cooperativa. Esta base de datos combina las cifras contractuales sobre los préstamos con descriptores socioeconómicos de los prestatarios y datos acerca del resultado del riesgo de crédito a lo largo del periodo de observación. Al hacer alusión al riesgo de crédito, se entiende que considera alguna cuota no pagada, una o varias, por más allá del tiempo establecido para ser tomado como incumplimiento. Este resultado será siempre una variable binaria; es decir, cumplimiento o incumplimiento.

La técnica de recolección de información será a través del análisis documental tomando todas aquellas variables que ingresan en el proceso de crédito, así como las derivadas de la formalización de la operación. Esta información se encuentra almacenada en la base de datos de la Cooperativa. Por ello, se trabajará con cubos de información mensuales.

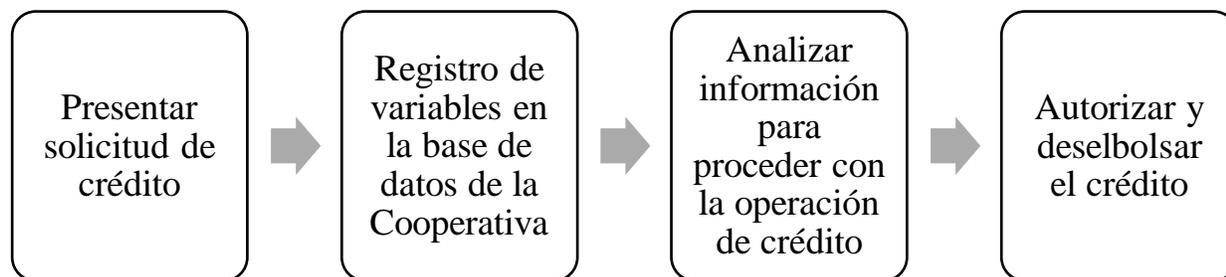


Figura 5. Proceso general del otorgamiento del crédito

### **3.5. Tratamiento de Variables**

#### **3.5.1. Operacionalización de variable dependiente**

La operacionalización de la variable dependiente consiste en su transformación a dicotómica respondiendo al cumplimiento o no cumplimiento de la operación de crédito. Para ello, se debe codificar en función a la variable de días mora: uno (incumplimiento) cuando el deudor tiene determinado nivel de días de mora y cero (cumplimiento) cuando no presenta días de incumplimiento. La definición de este umbral es importante ya que determinará la cantidad de observaciones que se tendrán con incumplimiento y reflejarán el nivel de riesgo que presenta el segmento de datos tomado.

La definición del umbral más adecuada a seguir sería en función a los días de mora definidos en la Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras Libro 1, detalladas en el capítulo 1. Este umbral variará evidentemente según el segmento de crédito. Colocar un umbral mayor o solo aquellos créditos que cayeron en procesos de demanda, podría generar un número no suficiente para determinar adecuadamente las correlaciones. Por el contrario, si se emplea un nivel de días de morosidad más bajo al definido por la norma podría colocar a créditos buenos que se recuperan luego de ligeros niveles de morosidad como malos. O en su defecto, se podría ocultar los factores reales que desencadenan el riesgo de crédito.

Para el efecto, se creó la variable incumplimiento que responde a uno cuando los días de morosidad máximo han sido superiores a cinco por efecto del ahorro preventivo que tiene esta Cooperativa de ahorro y crédito. Esta particularidad hace que se considere un valor sumamente bajo de morosidad para determinar un incumplimiento debido a que el ahorro preventivo, como se indicó anteriormente, responde a una estrategia creada para mitigar el efecto del pago tardío de

los sueldos procedentes de los docentes del sector público en su mayoría. Si se elimina este efecto, la morosidad debería ser de 30 días más en todos los casos. De manera conjunta, al revisar que la Cooperativa maneja también el segmento de crédito inmobiliario, se considerará de igual manera este número de días de morosidad para calificar al crédito como incumplido.

### **3.5.2. Operacionalización de variables independientes**

Con base en las variables de la Revisión de la literatura y de acuerdo con el modelo generalizado de las 5 “C” del crédito, se pueden extraer aquellas variables que se consideran determinantes en la probabilidad de cumplimiento o incumplimiento de pago de un crédito; teniendo en cuenta variables relacionadas al Capital que dispone el socio, la Capacidad de pago del deudor, su Compromiso de pago, el Colateral o Garantías y las Condiciones del entorno o del crédito. Es decir, se ha estructurado las variables considerando tres grupos importantes: datos del contrato de préstamo, información personal del prestatario e información de las garantías.

#### **3.5.2.1. Anualizar operaciones**

Por lo general se consideran periodos de observación de un año plazo como mínimo, de tal manera que se pueda expresar los resultados en tasas anuales de incumplimiento. Es importante resaltar que la probabilidad de incumplimiento se ata al prestatario antes que al préstamo. Por ello, el seguimiento que se realiza es al comportamiento de pago del deudor.

Sin embargo, si se cuenta con operaciones que se han otorgado a corto plazo y a un mismo prestamista, se tomará sus datos dentro de un año y tomando en consideración el máximo de días de retraso o mora. Esto se produce debido a que al generar una probabilidad de incumplimiento para alguien que tuvo cinco operaciones de crédito durante el año y únicamente una de ellas presentó incumplimiento al final, su probabilidad sería de cinco contra uno. Así, este

prestatario tendría muy poca posibilidad de generar un incumplimiento. Por ello, es el proceso de anualización e donde este último crédito contará como un solo caso de observación y un solo incumplimiento.

Los desembolsos muy recientes se excluyen del análisis, ya que el incumplimiento tarda. Por ello, se consideran un periodo de observación de un año completo, de modo que se puede expresar en forma inmediata los resultados de probabilidades anuales de incumplimiento. Es importante destacar que la probabilidad de incumplimiento es una propiedad del prestatario más no de la operación de crédito. Así que, es lógico alejar el objetivo del análisis del scoring del préstamo individual y más bien seguir el comportamiento del pago del prestatario durante el periodo de observación. Para ello, se debe proceder a anualizar aquellas operaciones de crédito en donde la duración del préstamo en meses es inferior a doce. Se selecciona un periodo de observación de enero a diciembre y un préstamo en particular es pagado y cancelado en julio, y el mismo prestatario tiene un nuevo préstamo pendiente de pago en agosto. Se debe continuar rastreando el desempeño de los pagos del prestatario para el segundo préstamo hasta el final del año. Si el prestatario incumple el segundo préstamo en diciembre, esto contará como un solo caso de observación y con un solo incumplimiento. La no anualización o estandarización a tasas anuales de incumplimiento es el error analítico más común en el análisis de riesgo crediticio.

Para realizar el proceso de anualización de operaciones crediticias, se procede a agrupar las operaciones cuyo plazo original es inferior a 365 días. Con ellas, se agrupan según año de vencimiento. Para el efecto se consideran aquellas operaciones de crédito en donde se manifestó el incumplimiento y en el caso de existir varios créditos con incumplimientos, se tomó aquel cuyos días de morosidad es el máximo. Para el caso de operaciones que se encontraban al día, se

tomó aquel crédito cuya cuota sea la más alta debido a que presenta relación directa con la capacidad de pago del deudor.

En base a ello, se presenta la Tabla 11 que resume las operaciones con las que se procederá a trabajar el modelo una vez desarrollado el proceso de anualización:

Tabla 11  
*Resumen de observaciones anualizadas*

Observación	Datos	Proporción
Pago Normal	4,761	86.75%
Incumplimiento	727	13.25%
Total	5,488	100.00%

*Nota:* Se puede observar que el número de operaciones con incumplimiento incrementó debido al proceso de anualización.

### **3.5.2.2. *Analizar y Depurar la base de datos***

Analizar la base de datos es clave para validar la información extraída ya que permitirá tener un modelo ajustado evitando su sobre o subvaloración. En primer lugar, debe hacerse un comparativo con las estructuras reportadas al órgano de control SEPS (como la estructura de saldos de créditos C02) y en segundo lugar debe desarrollarse un resumen estadístico básico: valor promedio, mínimo, máximo, desviación estándar, conteo, valores atípicos, etc. además de determinar la relación que se presenta con el incumplimiento.

Un dato muy importante es eliminar los efectos distorsionantes de valores atípicos en las variables cuantitativas continuas como: monto, ingresos, edad, etc. Para el tratamiento se puede utilizar el método de los cuartiles o también empleado para la construcción del gráfico de caja y

bigotes. Se calcula el primer y tercer cuartil. A partir de estos valores se calcula el rango intercuartílico. Para determinar el límite inferior se considera la diferencia entre el primer cuartil y el 0.5 del rango intercuartílico. Para el límite superior, es la suma del tercer cuartil más el 0.5 del rango intercuartílico. Esto generará que aquellos valores atípicos no sobre o subestimen el modelo.

Es casi improbable que las bases de datos tengan toda la información de manera correcta; es decir, sus campos estén validados o totalmente completos y no tengan valores perdidos. Ante lo último, la solución más adecuada es la eliminación de datos de aquellos registros con datos faltantes y cuya información de difícil de imputar siempre y cuando no sea una proporción representativa. Otra manera de solventar el problema de los datos perdidos es estimar a través de medidas de tendencia central o mediante un modelo de regresión múltiple considerando las variables más adecuadas. Para determinadas variables nominales como el sexo, se puede depurar la base al confrontar con datos de nombres completos del prestamista.

De la base generada con las variables antes descritas, se revisó la información en donde los problemas más comunes fueron los presentados en los formatos de fecha no reconocidos y números guardados como texto. La mayoría de estos fueron corregidos rápidamente con la ayuda de fórmulas de fechas y de cadena.

En cuanto a las observaciones faltantes se procedió a reemplazar las mismas a través de la mediana de las demás operaciones. Este caso particular se generó en la variable de activos, pasivos y patrimonio. Para el caso de las variables categóricas, conforme los estudios antes realizados, se procedió a reemplazar la información a través de las observaciones con mayor frecuencia. Este caso se generó en la variable de actividad nivel. Para otros datos perdidos, se

completó siguiendo la lógica de la información correspondiente. Es decir, en donde faltaba la información con relación al sexo, se fue identificando en función al nombre del prestatario.

Otra información importante fue que existe variables como zona que no presenta una variación importante en la tasa de incumplimiento y se establece que no tienen significancia. Esto sucede con otras variables que no tendrían impacto en el modelo. De manera conjunta existían algunos datos de operaciones de crédito que tenían valores perdidos que eran sensibles a este proceso de corrección. Por ello, se vio adecuado no ingresar información que podría sub o sobre estimar la data y generar un modelo no adecuado.

### **3.5.2.3. *Convertir variables continuas en discretas y dummies***

Convertir variables continuas en variables discretas es necesario cuando es probable que haya una relación no lineal con la variable explicativa, o cuando una relación lineal existente podría no ser verdadera para la totalidad del rango observado de la variable explicativa. Podría ser que la edad tenga una relación negativa con la tasa de incumplimiento, en el sentido de que los prestatarios mayores tendrán menos probabilidad de incumplir. Sin embargo, también sería plausible pensar que la tasa de incumplimiento primero decrece con la edad, pero que volvería a aumentar para los prestatarios mayores que se acercan o superan la edad del retiro.

Si se impusiera la variable edad a lo largo de todo el rango en una relación lineal con la tasa de incumplimiento, podría ser que esta relación media resulte tan sólo en una correlación positiva o negativa ligeramente débil, cuando en realidad esta variable tiene un gran poder explicativo en ciertos rangos de edad.

De las 727 operaciones que presentan un nivel de incumpliendo, el 53.50% se concentra en edades superiores a los 60 años. Al considerar las edades individuales y teniendo en cuenta la

tasa de incumplimiento promedio que presentan del 24.95%, superior a la general del 13.25% se establece este rango como probable de default. Las operaciones generadas en edades menores presentan un valor promedio de incumplimiento del 8.98% que no es representativo. Además, existe un valor de 100% de incumplimiento para una única operación otorgada a un prestatario con edad de 22 años. Sin embargo, al no ser significativa, no se puede generar una variable discreta para este caso en específico. A continuación, en la Figura 6 se puede ver el efecto que sale a través de generar una tabla de dinámica:

Edad	Cumplimiento	Incumplimiento	Tasa Incumplimiento
	22	10	31.25%
19	1		0.00%
22		1	100.00%
23	1		0.00%
24	2		0.00%
25	5	2	28.57%
26	15	1	6.25%
27	28	4	12.50%
28	37	4	9.76%
29	42	3	6.67%
30	57	5	8.06%
31	59	2	3.28%
32	82	5	5.75%
33	76	6	7.32%
34	86	16	15.69%
35	66	8	10.81%
36	97	5	4.90%
37	82	10	10.87%
38	92	8	8.00%
39	89	12	11.88%
40	87	4	4.40%
41	109	10	8.40%
42	95	4	4.04%
43	110	5	4.35%
44	111	6	5.13%
45	108	9	7.69%
46	132	13	8.97%
47	124	19	13.29%
48	133	15	10.14%
49	125	19	13.19%
50	144	13	8.28%
51	116	14	10.77%
52	139	14	9.15%
53	133	6	4.32%
54	153	17	10.00%
55	144	11	7.10%
56	144	12	7.69%
57	148	15	9.20%
58	152	11	6.75%
59	143	18	11.18%
60	133	27	16.88%
61	129	41	24.12%
62	118	41	25.79%
63	127	31	19.62%
64	86	38	30.65%
65	90	26	22.41%
66	78	16	17.02%
67	65	18	21.69%
68	57	20	25.97%
69	59	18	23.38%
70	49	17	25.76%
71	43	15	25.86%
72	43	12	21.82%
73	42	17	28.81%
74	24	8	25.00%
75	19	10	34.48%
76	15	3	16.67%
77	21	4	16.00%
78	12	5	29.41%
79	14	4	22.22%
80	12	4	25.00%
81	8	3	27.27%
82	5	4	44.44%
83	8	2	20.00%
84	3	1	25.00%
85	6	3	33.33%
86	3		0.00%
87	1	1	50.00%
88	1	1	50.00%
90	1		0.00%

Figura 6. Distribución por edad y tasa de incumplimiento mediante un informe de tabla dinámica.

Las variables regresoras que se utilizará en la estimación del modelo se describen en la Tabla 12. Es de recalcar que en la columna Impacto se muestra la relación (signo de los coeficientes) que se espera tendría cada variable con la variable dependiente: + si influye a aumentar la posibilidad de incumpliendo y – si influye a disminuir la posibilidad de incumplimiento.

Tabla 12  
*VARIABLES POR CONSIDERAR PARA LA CONSTRUCCIÓN DE LA BASE DE DATOS*

Variable	Categoría	Cuenta	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	Media/ % Cumple	Media/ % No cumple	Impacto Esperado
Variable Independiente									
(1) Variables Crédito									
Tea		5,488	14.96	1.93	0.01	17.3	14.95	15	+
Monto		5,488	9242.62	9590.65	7.04	60,000	8,829	11,952	+
Cuota		5,488	260.87	156.57	7.12	1,981	257	287	+
Plazo		5,488	56.26	55.41	-	360	54.24	69.46	+
Rango Plazo		5,488							
1-120	1	5,007					87%	13%	+
121-240	2	220					81%	19%	+
>240	3	198					77%	23%	+
Segmento		5,488							
Inmobiliario	1	299					79%	21%	+
Consumo Prioritario	2	5,131					87%	13%	-
Consumo Ordinario	3	33					76%	24%	+
Educativo	4	25					92%	8%	-

Variable	Categoría	Cuenta	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	Media/ % Cumple	Media/ % No cumple	Impacto Esperado
<b>(2) Variables Colateral</b>									
Garantía		5,488							
Hipotecaria	1	316					79%	21%	+
Quirografaria	2	4,209					86%	14%	+
Cash Colateral	3	963					91%	9%	-
<b>Variables De PERFIL</b>									
Sexo		5,456							
F	1	3,936					88%	12%	-
M	2	152					84%	16%	+
Edad		5,456	52	13	19	90	51.43	57.41	+
Rango Edad		5,456							
<60	0	3,954					91%	9%	-
>60	1	1,502					76%	24%	+
Personas A Cargo		5,391	1	1	-	7	1.07	0.74	-
Cargas		5,391							
0	1	2,438					82%	18%	+
01-mar	2	2,824					90%	10%	-
>4	3	129					86%	14%	+
Estado Civil		5,442							
Soltero	1	1,037					87%	13%	-
Divorciado	2	926					87%	13%	-
Casado	3	3,189					87%	13%	-
Viudo	4	288					81%	19%	+
Unión Libre	5	2					100%	0%	-
Nivel Instrucción		5,442							

Variable	Categoría	Cuenta	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	Media/ % Cumple	Media/ % No cumple	Impacto Esperado
No Tiene Escolaridad	1	50					80%	20%	+
Primaria	2	18					94%	6%	-
Secundaria	3	746					79%	21%	+
Técnica	4	487					89%	11%	-
Univers - Superior	5	3,765					88%	12%	-
Postgrado	6	376					88%	12%	-
Tipo De Vivienda		5,417							
Propia Hipotecada	1	956					88%	12%	-
Propia No Hipotecada	2	2,367					85%	15%	+
Familiar	3	1,329					90%	10%	-
Alquilada	4	642					86%	14%	+
Prestada	5	123					87%	13%	-
Antigüedad Residencia		5,391	16	14	-	70	15.76	17.85	+
Zona		5,438							
Urbano	1	4,146					86%	14%	+
Rural	2	1,292					90%	10%	-
(3) Variables Capital Pago									
Activo		5,347	98,681	100,045	-	1,778,000	95,533.94	120,241.71	+
Pasivo		5,347	6,708	1,475	-	270	6,686.09	6,858.50	+
(4) Variables Capacidad Pago									
Ocupación		5,442							
S04-Empleado Público	1	3,742					91%	9%	-
S01-Jubilado	2	1,428					75%	25%	+
S03-Ama De Casa	3	1					0%	100%	+
S05-Empleado Privado	4	271					86%	14%	-

Variable	Categoría	Cuenta	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	Media/ % Cumple	Media/ % No cumple	Impacto Esperado
Ingreso		527	1164	585	215	6399	1,149.11	1,266.82	+
Egreso		527	535	348	8	4	532.11	556.27	+
(5) Variable Comportamiento Pago Score		5,075	846	211	-	999	851.04	812.09	-

*Nota:* Se puede observar las variables más importantes obtenidas de la Base de Datos de la Cooperativa Educadores del Azuay Ltda. desde enero de 2017 a diciembre de 2019.

Para el caso de variables dummy se debe crear varias variables codificando las originales. Por citar una breve aplicación, para el caso de la variable nivel de educación, la variable uno tendrá valores de uno cuando los deudores tienen nivel de primaria y cero las demás, dos tendrá valores de uno cuando los deudores tengan el nivel de Secundaria y cero las demás y así sucesivamente; cuando todas las variables se hayan definido, al momento de tomar en consideración los individuos que tengan valores de cero en dichas variables deberán aparecer aquellos que no tienen educación, siendo este nivel considerado como la base del conjunto de datos.

Es importante destacar que, si las variables categóricas fueron codificadas previamente y se evidencia al momento de generar la base de datos. Esto no significa que se pueda introducir directamente en el modelo. El uso directo de número generaría que, en el caso de la variable nivel de educación sea el tres para universidad indique que es tres veces mejor que uno que responde a sin nivel de educación cuando en realidad son varias variables categóricas combinadas en un solo campo del reporte de información. Por ello, es de vital importancia detectar aquellas dummies o categorías en donde se presente una correlación fuerte con la variable de cumplimiento o incumplimiento a través de tablas dinámicas evitando así inflar las categorías.

Tabla 13  
Ejemplo relevancia de variables categóricas

Estado Civil	Número de Incumplimientos	Total Créditos	% de Incumplimiento
Soltero	220	6,009	3.66%
Casado	228	3,655	6.24%
Divorciado	1,743	49,312	3.53%
Viudo	356	2,743	12.98%
Total	2,547	61,719	4.13%

*Nota:* Se puede observar que únicamente se codificarían las categorías de estado civil que responden a casado y viudo al presentar un porcentaje de incumplimiento mayor al total general

### 3.5.3. Detección de la Correlación y Multicolinealidad

#### 3.5.3.1. Generar la matriz de correlaciones.

Generar la matriz de correlaciones para todas las variables a incluirse dentro del modelo. En el capítulo II, los estudios indicaban que, al generar correlaciones de varias variables, una correlación de +/- 2.5 es importante y debe considerarse para la modelación. Sin embargo, no todas las variables tienen efectos separados y algunas presentan colinealidad.

Por ello, se debe detectar que no existen colinealidad entre las variables explicativas. ¿Cómo tratar la colinealidad? Se elimina la más débil de las dos variables explicativas colineales, y se mantiene solamente la variable que tiene una correlación más alta con el resultado de incumplimiento. Esto se realiza con el fin de evitar tautologías; es decir, relaciones entre variables que no aporte significancia al modelo. Si se incluye estas variables harán que el modelo

genere un  $R^2$  sobre valorado y al final por evaluación de la significancia de las variables se terminen eliminando de igual manera.

### **3.5.4. Aplicación del modelo de Regresión Logística**

#### ***3.5.4.1. Aplicar el modelo de regresión logística***

Aplicar el modelo de Regresión tomando como referencia la variable dependiente e independiente a través de softwares de procesamiento de información como stata. Un valor importante que considerar es la definición del punto de corte. Por defecto, los sistemas tienen parametrizado 0.5 como corte estándar. Esto indica que si al aplicar la función logit, el valor es mayor a 0.5 se predeciría un resultado de uno; es decir, un incumplimiento. De los estudios revisados en el capítulo II, para mejorar la sensibilidad del modelo se incrementa este punto de corte a 0.2. Al comparar entre ambos, se infiere que generará una mejor predicción para el incumplimiento; sin embargo, se genera un costo de oportunidad ya que al ser más estricto el modelo, creará un rechazo de crédito sin incumplimiento mayor al que se produciría con un punto de corte estándar de 0.5. Si vemos el principal objetivo que es reducir el riesgo de crédito, estos niveles serían los más adecuados y concordantes con los empleados actualmente.

Entre los resultados que arroja el modelo lo más importantes son:

- $R^2$  (McFadden): Que indica cuán ajustadas son las variables consideradas en la modelación para predecir la probabilidad de incumplimiento. Mientras mayor el valor es mejor. Según el propio autor indica que un valor de ajuste para el modelo debería oscilar entre 0.2 a 0.4 (McFadden, 1974).
- Tabla de parámetros del modelo: Presenta las variables, sus coeficientes, error estándar,  $Pr > Chi^2$ , etc. El valor importante a considerar es  $Pr > Chi^2$ , conocido como Chi

Cuadrado de Pearson, que permitirá evaluar la significancia individual de cada una de las variables predictoras. Si el valor es superior a 0.05, se deberá eliminar esa variable del modelo.

- Ecuación del modelo: Presenta la ecuación del modelo logit para la posterior aplicación y back testing.

#### **3.5.4.2. Realizar el back testing**

El proceso de back testing responde a evaluar el nivel de predicción adecuado del modelo.

En este proceso, se aplica la función logit creada una vez se haya definido aquellas variables significativas. Con los resultados se debe crear una tabla de datos que permita identificar los siguientes resultados:

- Clasificación correcta de créditos con incumplimiento: Presenta el porcentaje de créditos el que modelo predijo de manera adecuada; es decir, coincide con la realidad de aquellos créditos que tenían incumplimiento.
- Clasificación correcta de crédito sin incumplimiento: Presenta el porcentaje de créditos el que modelo predijo de manera adecuada; es decir, coincide con la realidad de aquellos créditos que no tenían incumplimiento.
- Clasificación correcta del modelo en general: Presenta el porcentaje de créditos el que modelo predijo de manera adecuada; es decir, coincide con la realidad de aquellos créditos que no tenían incumplimiento, así como con los que si tenían incumplimiento.
- Número de operaciones sin incumplimiento clasificadas de manera incorrecta: Presenta el total de operaciones que el modelo predijo que serían incorrectas cuando en realidad fueron correctas. Error alfa. También representa el costo de oportunidad del modelo.

- Número de operaciones con incumplimiento clasificadas de manera incorrecta: Presenta el total de operaciones que el modelo predijo que serían correctas cuando en realidad presentaban incumplimiento. Error beta.

A la par, se puede generar la curva de rendimiento diagnóstico ROC que permite medir el nivel de discriminación generado por el modelo. Un área alta por debajo de la curva sugiere un modelo con un alto nivel de predictibilidad. Este indicador básicamente se traduce en una prueba estadística de bondad de ajuste desarrollada por Hosmer y Lemeshow (Fox, 2015) en donde se destacan básicamente los siguientes rangos:

- $ROC = 0.5$                       No existe discriminación
- $0.7 \leq ROC < 0.8$               Discriminación adecuada
- $0.8 \leq ROC < 0.9$               Discriminación excelente
- $0.9 \leq ROC$                       Discriminación excelente (muy rara)

#### **Capítulo IV: Validación del Diseño Metodológico**

A continuación, se procederá a aplicar el modelo de score antes descrito con la información recopilada de tres años de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay. Con base a los resultados generados, se procederá a validar el modelo a través del back testing.

### 4.1.1. Detección de la Correlación y Multicolinealidad

#### 4.1.1.1. Generar la matriz de correlaciones.

A continuación, se presenta la matriz de correlación para identificar la colinealidad entre las variables y eliminar este efecto en la generación de la regresión logística.

	tea	monto	cuota	garantía 3	plazo 12-120 meses	plazo 121-240 meses	plazo 3 > a 240 meses	segmento crédito	sexo hombre	edad entre 60-90	cargas 0	cargas 1 a 3	cargas mayor 3	estado civil viudo	sin instrucción	secundaria	jubilado	tipo vivienda propia no hipotecado	antigüedad residencia	activo	pasivo	ingreso	egreso	score	incump
tea	1.0000																								
monto	-0.3068	1.0000																							
cuota	-0.0740	0.8003	1.0000																						
garantía 3	-0.3597	-0.3562	-0.3385	1.0000																					
plazo 12-120 meses	0.5862	0.6886	-0.3191	0.1068	1.0000																				
plazo 121-240 meses	-0.2681	0.3122	0.1753	-0.0565	-0.5289	1.0000																			
plazo 3 > a 240 meses	-0.5172	0.6092	0.2626	-0.0893	-0.8359	-0.0237	1.0000																		
segmento crédito	0.4440	-0.5762	0.2842	0.0654	0.7466	-0.3308	-0.6655	1.0000																	
sexo hombre	-0.0168	0.0080	0.0171	-0.0110	-0.0131	0.0104	0.0087	-0.0217	1.0000																
edad entre 60-90	-0.0444	-0.0633	-0.0505	0.1338	0.0460	0.0081	-0.0595	0.0234	0.0616	1.0000															
cargas 0	-0.0518	0.0066	-0.0078	0.0638	-0.0168	0.0305	0.0001	-0.0119	-0.0313	0.4203	1.0000														
cargas 1 a 3	0.0508	0.0145	0.0246	-0.0446	0.0092	-0.0262	0.0061	0.0068	-0.0110	-0.3890	-0.9205	1.0000													
cargas mayor 3	-0.0047	-0.0098	-0.0203	-0.0083	-0.0024	0.0010	0.0022	0.0090	0.0601	-0.0708	0.1387	-0.1597	1.0000												
estado civil viudo	-0.0216	0.0000	-0.0171	0.0268	-0.0125	0.0119	0.0071	-0.0108	-0.0788	0.1917	0.1399	-0.1262	-0.0257	1.0000											
sin instrucción	-0.0196	-0.0036	0.0028	0.0364	-0.0127	-0.0117	0.0226	-0.0002	-0.0091	0.0203	0.0030	-0.0028	0.0104	-0.0054	1.0000										
secundaria	0.0112	-0.0257	-0.0313	0.0491	0.0313	0.0044	-0.0397	0.0026	-0.0236	0.3299	0.1611	-0.1424	-0.0440	0.1451	-0.0380	1.0000									
jubilado	-0.0749	0.0147	0.0021	0.0944	-0.0121	0.0307	-0.0056	-0.0311	0.0352	0.7417	0.3892	-0.3547	-0.0701	0.1808	-0.0044	0.3271	1.0000								
tipo vivienda propia no hipotecado	0.0369	-0.0139	0.0362	0.0422	0.0709	-0.0181	-0.0718	0.0413	-0.0101	0.3012	0.1255	-0.0935	-0.0380	0.0640	-0.0409	0.1570	0.2936	1.0000							
antigüedad residencia	-0.0020	-0.0165	0.0221	0.0461	0.0275	-0.0053	-0.0289	0.0181	-0.0083	0.2751	0.1791	-0.1678	-0.0350	0.0497	-0.0094	0.1169	0.2582	0.2251	1.0000						
activo	-0.0554	0.1240	0.1181	-0.0127	-0.0692	0.0354	0.0586	-0.0785	0.0269	0.3419	0.1932	-0.1789	-0.0506	0.0682	-0.0122	0.1137	0.3475	0.3410	0.2059	1.0000					
pasivo	-0.0857	0.2048	0.1193	-0.0830	-0.1761	0.0907	0.1488	-0.1387	0.0110	-0.0492	-0.0184	0.0214	0.0065	0.0047	-0.0206	-0.0432	-0.0084	-0.0607	0.0125	0.2021	1.0000				
ingreso	-0.0327	0.1848	0.2049	-0.0502	-0.0681	0.0368	0.0564	-0.0644	0.0484	0.0640	0.0002	0.0012	0.0244	0.0079	-0.0097	-0.0318	0.0785	0.0768	0.0334	0.3143	0.3265	1.0000			
egreso	-0.0496	0.1501	0.1082	-0.0336	-0.0829	0.0533	0.0631	-0.0628	0.0203	-0.0133	-0.0391	0.0321	0.0352	-0.0355	-0.0379	-0.0516	-0.0010	0.0195	-0.0021	0.2062	0.3812	0.6597	1.0000		
score	0.0180	-0.0221	-0.0012	0.0566	0.0330	-0.0155	-0.0289	0.0259	-0.0503	0.1386	0.1224	-0.0938	-0.0616	0.0364	0.0165	0.0388	0.1454	0.1829	0.0911	0.1428	-0.0225	0.0510	-0.0016	1.0000	
incump	0.0092	0.1104	0.0644	-0.0531	-0.0637	0.0279	0.0570	-0.0414	0.0530	0.1987	0.1125	-0.1120	0.0032	0.0430	0.0191	0.0850	0.2068	0.0558	0.0514	0.0823	0.0039	0.0667	0.0230	-0.0612	1.0000

Figura 7. Matriz de Correlaciones.

Todas las variables para incluir en el modelo están organizadas en un rango continuo de filas, con la variable que se busca explicar colocada convenientemente al final como se presenta en la Figura 7. Cada celda de la matriz presenta el coeficiente de correlación entre las dos variables en la fila y columna que se intersecan. Obviamente, cada variable tiene una correlación positiva de 100% consigo misma, de ahí los uno a lo largo de la diagonal desde arriba a la izquierda hacia abajo a la derecha.

El objetivo es identificar variables que tengan una relación significativa con el resultado del crédito con incumplimiento. Con un número tan amplio de posibles variables, cualquier correlación mayor a 2.5% o menor a -2.5% puede ser significativa y se debe utilizar la modelización en primera instancia. En la Figura 7 se resalta en color tomate aquellas variables que se identifican como factores explicativos prometedores del resultado del crédito.

Sin embargo, como se destacó, es un primer acercamiento ya que se debe eliminar aquellas variables que presentan multicolinealidad. La colinealidad es, en esencia, otra expresión para denominar una correlación fuerte, positiva o negativa. Si bien a través de la generación de la matriz se busca correlaciones fuertes entre las variables explicativas y el resultado del crédito, al mismo tiempo se debe evitar la colinealidad de las variables explicativas entre sí. En este ejemplo, definimos el umbral de colinealidad como correlaciones mayores que +/-50% y se presentan en rojo en la Figura 7.

Reducir estas variables significa eliminar una tautología. Es decir, son dos formas diferentes de expresar la misma relación sin añadir nueva información. Por ello, si se revisa la matriz de correlación, para el caso de la variable edad entre 60 y 90 años y jubilación, ambas presentan colinealidad y por ello, únicamente la que tenga mayor correlación con la variable de incumplimiento debe permanecer para la modelación. En este caso se debe mantener la variable jubilación. Es evidente esta colinealidad debido a que un prestatario con una edad entre los niveles antes indicados será jubilado en la mayoría de los casos.

En base a ello, una vez analizada y depurada la información, se considerarán únicamente las siguientes variables independientes que responden a la generación de incumplimiento y cuya tasa de incumplimiento es superior a la general:

Tabla 14  
*Resumen de variables para generación de correlaciones*

Variables Regresoras	
monto	tipo de vivienda propia no hipotecado
sexo hombre	antigüedad residencia
garantía 3 cash colateral	activo
cargas 1 a 3	ingreso
estado civil viudo	score
secundaria	jubilado

*Nota:* Listado final de variables por significancia en la tasa de incumplimiento para la generación del modelo.

#### **4.1.2. Modelo de Regresión Logística**

##### **4.1.2.1. Aplicar el modelo de regresión logística**

Como se revisó en el capítulo I, lo que distingue la regresión logística de la regresión múltiple normal es la transformación de la regresión lineal en la función logit. La función logit es más apropiada para predecir las variables categóricas, ya que sus valores se encuentran entre cero y uno. La función está casi siempre muy cerca de cero o muy cerca de uno, y tiene un rango corto para  $x$   $[-4;4]$ , donde pasa de cero a uno. El resultado es por lo tanto más fácil de interpretar en términos de un resultado probable de no incumplimiento = cero o incumplimiento = uno. El punto de corte estándar es de 0.5. Sin embargo, se puede encontrar el punto óptimo a través de la gráfica de la sensibilidad y especificidad del modelo.

En la Figura 8 se puede ver que el punto de corte adecuado se encuentra alrededor del 0.125. Realizar un corte a este nivel generaría que se tenga un mayor nivel de predicción; sin embargo, se sacrificarían créditos que no presentaban incumplimiento. Por ello, y siguiendo las recomendaciones expedidas por los estudios revisados, se seleccionará como punto de corte 0.2 para la presentación de resultados. Un valor mayor a 0.2 predeciría entonces el resultado uno, de otra manera se puede esperar el resultado 0.

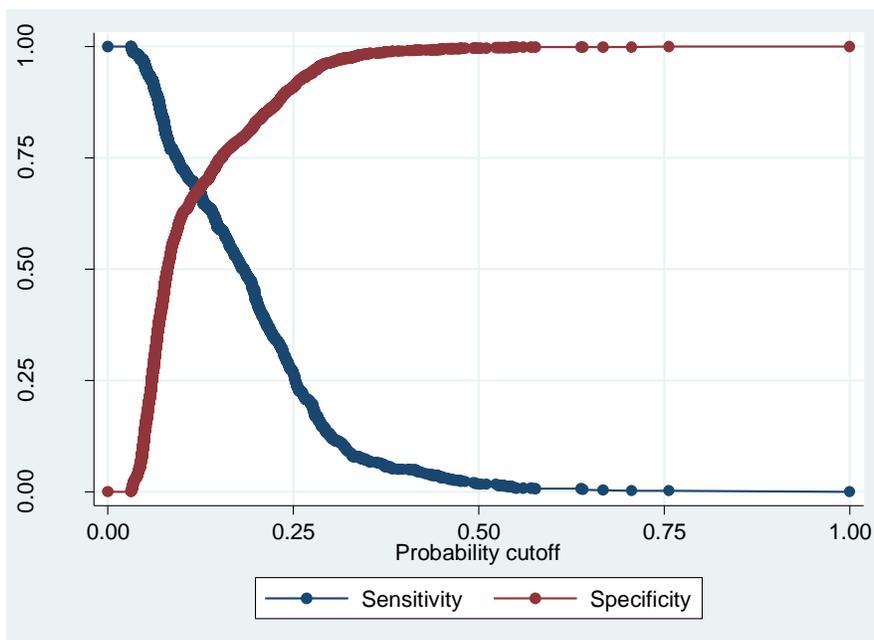


Figura 8. Sensibilidad y especificidad del modelo

En base a ello, el modelo genera la siguiente información con las variables regresoras seleccionadas:

Tabla 15  
*Parámetros del Modelo*

Fuente	Valor	Error estándar	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi <sup>2</sup>
Intercepción	-1.595	0.202	62.483	< 0.0001
monto	0.000	0.000	35.212	< 0.0001
sexo hombre	0.238	0.096	6.171	0.013
garantía 3 cash colateral	-0.341	0.137	6.222	0.013
cargas 1 a 3	-0.334	0.100	11.177	0.001
estado civil viudo	-0.106	0.183	0.334	0.563
secundaria	0.227	0.119	3.645	0.056
jubilado	1.239	0.113	121.132	< 0.0001
tipo de vivienda propia no hipotecado	0.122	0.100	1.504	0.220
antigüedad residencia	-0.001	0.003	0.182	0.669
activo	0.000	0.000	0.172	0.679
ingreso	0.000	0.000	6.733	0.009
score	-0.001	0.000	50.068	< 0.0001

*Nota:* Coeficientes de las variables regresoras que forman parte de la ecuación del modelo logit.

El Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden generado en esta primera modelación refleja un valor de 0.091 relativamente inferior al recomendado. Este comportamiento se puede expresar básicamente por:

- Bases no estandarizadas de manera adecuada; y,
- Políticas de crédito comunes a todos como la creación de un ahorro preventivo.

El modelo quedaría expresado de la siguiente manera a través de la ecuación:

$$\text{Pred(incumplimiento)} = 1 / (1 + \exp(-(-1.59546731905873 + 2.51154373185772E-05 * \text{monto} + 0.238473705812427 * \text{sexo hombre} - 0.341051607208672 * \text{garantía 3} - 0.333961505316058 * \text{cargas 1 a 3} - 0.105982355017091 * \text{estado civil viudo} + 0.227315968969436 * \text{secundaria} + 1.23882111920956 * \text{jubilado} + 0.122339338692177 * \text{tipo de vivienda propia no hipotecado} - 1.41559891936376E-03 * \text{antigüedad residencia} - 1.94951498784544E-07 * \text{activo} + 1.84185715901305E-04 * \text{ingreso} - 1.43239820613616E-03 * \text{score})))$$

Al realizar la prueba de significancia individual, se evidencia que existen cinco variables predictoras que no aportan al modelo, de acuerdo con los resultados contenidos en la Tabla 15.

Estas variables se detallan a continuación:

- Estado civil: viudo
- Nivel de estudios: secundaria
- Tipo de vivienda: propia no hipotecado
- Antigüedad residencia
- Activos

Se proceden a eliminar estas variables y se corre nuevamente el modelo. A continuación, se presenta los resultados:

Tabla 16  
*Parámetros del Modelo con nueva validación*

Fuente	Valor	Error estándar	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi <sup>2</sup>
Intercepción	-1.689	0.194	75.655	< 0.0001
monto	0.000	0.000	36.854	< 0.0001
sexo hombre	0.228	0.095	5.750	0.016
garantía 3 cash colateral	-0.313	0.136	5.282	0.022
cargas 1 a 3	-0.300	0.099	9.238	0.002
jubilado	1.295	0.100	167.997	< 0.0001
ingreso	0.000	0.000	6.768	0.009
score	-0.001	0.000	44.899	< 0.0001

*Nota:* Coeficientes de las variables regresoras significativas que forman parte del modelo final.

El Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden generado en esta segunda modelación refleja un valor de 0.088 relativamente inferior al recomendado y menor al anterior por efecto de la reducción en las variables. Es importante manifestar que este indicador podría incrementar si se agrupan más variables predictoras; sin embargo, si estas no tienen significancia sería inadecuada considerarlas en la ecuación final.

La ecuación de predicción estaría definida de la siguiente manera una vez se ha depurado aquellas variables no significantes del modelo:

$$\text{Pred(incumplimiento)} = 1 / (1 + \exp(-(-1.68902385515418 + 2.52991457872212E-05 * \text{monto} + 0.228102690046917 * \text{sexo hombre} - 0.313143036557925 * \text{garantía 3} - 0.300113591438503 * \text{cargas 1 a 3} + 1.29526018472492 * \text{jubilado} + 1.75177429676823E-04 * \text{ingreso} - 1.31332085402265E-03 * \text{score})))$$

#### 4.1.2.2. Realizar el back testing

El propósito de realizar la prueba de Back Testing es evidenciar la consistencia del modelo desarrollado, así como el ajuste de ésta. En base a ello, se procederá a comprobar los valores reconocidos por el modelo en función a las variables seleccionadas como las más importantes:

Tabla 17  
Clasificación para la muestra de aprendizaje (Variable incumplimiento)

de \ a	0	1	Total	% correcto
0	3,645	735	4,380	83.22%
1	358	274	632	43.35%
Total	4,003	1,009	5,012	78.19%

*Nota:* Realización de prueba back testing para determinar la predictibilidad del modelo.

La Tabla 17 muestra una tasa global de clasificación correcta de 82.12%, lo cual ya es muy respetable para un scoring. Además, hay un total de 5,012 operaciones de crédito para la cual se realizó el análisis. De ellas, 4,380 (3,597 + 783) corresponden a buenos pagadores, mientras que 632 (338 + 294) presentaron incumplimiento, lo que genera una tasa de default de 12.61%. El de/a ubicado en la esquina superior derecha de la Tabla 17 designa los resultados materializados de incumplimiento/no incumplimiento para cada préstamo.

De los 4,380 prestatarios que realmente pagaron, el modelo clasifica en forma correcta a 3,597 casos como probables buenos pagadores, y señala incorrectamente a 783 como probables prestatarios en incumplimiento. Esto representa una clasificación correcta de 82.12% entre los buenos pagadores. Los 783 buenos pagadores clasificados en forma incorrecta representan el

error beta; es decir, los buenos prestatarios cuyas solicitudes hubieran sido rechazadas si se aplicaba este modelo de scoring. Este es el costo de oportunidad del modelo. Con esta herramienta, de una u otra manera siempre se terminará rechazando algunas solicitudes de préstamos que de otra forma se otorguen, y entre los rechazados siempre habrá algunos prestatarios que hubieran sido buenos pagadores, incluso si el modelo de scoring detectó fuertes similitudes con otros malos prestatarios en base a la información ingresada.

Con esta información, se construye la curva de rendimiento diagnóstico ROC que indica un nivel de discriminación total del modelo del 0.718 indicando un nivel de discriminación aceptable para el modelo levantado.

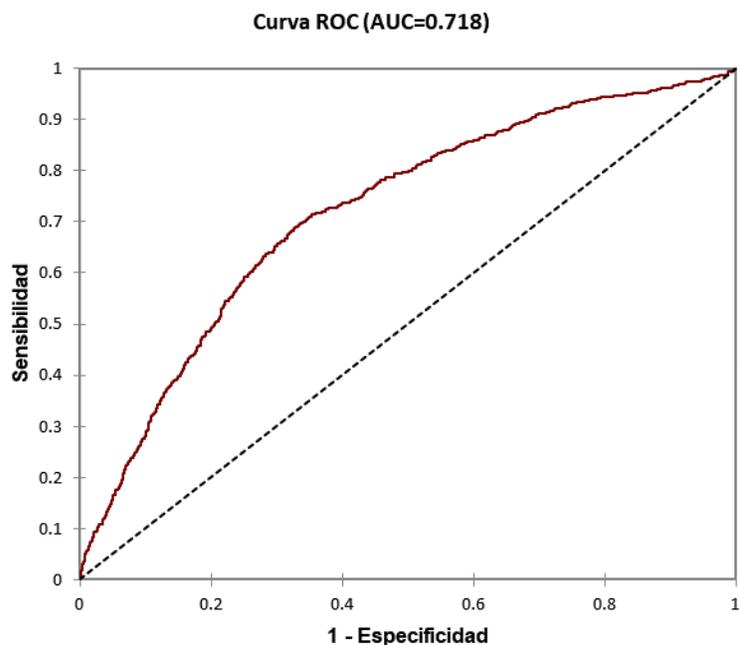


Figura 9. Curva ROC.

#### **4.1.3. Aproximación al Valor de Pérdida Esperada**

En base al cálculo de la probabilidad de incumplimiento generada por la aplicación del modelo de regresión logística, se puede establecer el valor de pérdida esperada del portafolio de créditos. En referencia al apartado 1.3.2.1 con relación a los componentes de la metodología AMA y en específico a la resolución 567-2019F expedida por la Junta de Política de Regulación Monetaria y Financiera (2019) se tendrían los siguientes insumos:

- Probabilidad de Incumplimiento (PI). - Se refiere al valor generado por la aplicación de la regresión logística.
- Nivel de Exposición (E). - Se refiere al valor actual de crédito. Para este caso, sería el saldo de capital del préstamo al día de elaborar el cálculo.
- Tasa de recuperación (r).- Se refiere al valor que se podría recuperar del crédito una vez ejecutadas las garantías crediticias. Para el caso de las garantías aceptadas por el Sistema Financiero Nacional se tienen: garantías auto-liquidables, prendarias, hipotecarias, personales o garantías solidarias, grupales, fianzas solidarias, garantías o avales otorgados por entidades financieras nacionales o extranjeras de reconocida solvencia (Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera, 2017, p. 637). Para el caso de las garantías auto-liquidables, la tasa de recuperación es del 100%; mientras que para la hipotecaria es del 40%. Para las demás garantías, se sujetan a la evaluación del comportamiento histórico de la entidad considerando aquellas operaciones que se encuentran en categoría E según la Codificación de Resoluciones Monetarias, Financieras, de Valores y Seguros, Libro I, Sección IV: Norma para la Gestión de Riesgo de Crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito y Asociaciones Mutualistas de Ahorro y Crédito para la Vivienda,

Subsección IV: De la Calificación, Parágrafo I: Cartera de Crédito y Contingentes, art. 44 expedida por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera (2019).

- Severidad (1-r).- Se refiere al valor que la institución perdería una vez realizadas todas las garantías que tiene la operación crediticia.

Estos componentes se multiplican y se ejecutan por cada una de las operaciones de crédito. Con ello, se tendría un valor absoluto que la Institución Financiera estaría dispuesta a asumir como Pérdida Esperada o Valor en Riesgo del Portafolio de Créditos. Este valor puede ser monitoreado y servir como insumo para definir planes de contingencia de crédito.

Es importante destacar que, el Patrimonio Institucional debe cubrir posibles pérdidas. Por ello, el valor generado por la pérdida esperada o VaR se debe monitorear también como porcentaje del patrimonio técnico constituido, mismo que es un ajuste del patrimonio institucional normal, pero tiene determinadas ponderaciones que consideran niveles de riesgo.

## Conclusiones

A través de la aplicación de un modelo de scoring crediticio para mitigar el riesgo de crédito, las Instituciones Financieras del Sector de la Economía Popular y Solidaria pueden controlar de manera técnica la exposición a futuros incumplimientos en uno de sus activos más representativos, la cartera de créditos. Por ello, la verdadera razón por la que se utiliza el modelo de scoring es para detectar en forma ex ante quiénes serán los malos prestatarios, y rechazar sus solicitudes. Para el caso del presente trabajo y con la información proporcionada por la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda., de los 632 préstamos en incumplimiento, el modelo hubiese aprobado inexactamente 358 créditos como probables buenos pagadores (error alfa), y eliminado en forma correcta a 274 posibles incumplidores. Esto genera una tasa de clasificación correcta de 43.32%. A primera vista, este parece ser un resultado no muy alentador del modelo de scoring debido a que detecta menos del 50% de los prestatarios en incumplimiento.

Sin embargo, en realidad este resultado no es del todo deficiente. Se debe recordar que el modelo es calculado en forma retroactiva sobre la base de una población de préstamos reales dados por este prestatario en particular. Estos préstamos pasaron por numerosos controles durante su proceso de solicitud, y la Comisión de Crédito de la Cooperativa estaba convencida al momento del desembolso de que se trataría de buenos préstamos. Así, si se aplica este scoring en forma adicional al proceso usual de selección de las solicitudes, se puede esperar eliminar otro 43.35% más de los incumplimientos. De esta manera, es en donde tiene impacto esta herramienta como mitigante del riesgo de crédito.

Exactamente qué tan buen desempeño tiene el puntaje se debe determinar siempre en forma paralela con el sacrificio en términos del error beta (un *trade off*): siempre es posible hacer más estricto y meticuloso el proceso y eliminar todos los incumplimientos, pero a menudo esto significaría también rechazar aun a más buenos pagadores junto con los últimos posibles pagadores que incumplirán. Ahí es en donde la parte de riesgos debe trabajar en sinergia con la parte de negocio.

Si evaluamos el indicador de morosidad con el que terminó la institución en el año 2019 del 0.87% y teniendo en cuenta que la cartera improductiva se encontraba en USD 190,178.17, al considerar que del 100% se hubiera controlado un 43.35% adicional, el valor de la cartera improductiva se hubiese reducido a USD 107,735.93 a través de una estimación simple. Con ello, el indicador de morosidad se ubicaría en 0.49%. Además, la cobertura se incrementaría a 300.97%. para la cartera en riesgo. De esta manera, se puede concluir que el uso de metodologías de riesgo de crédito inciden directamente en lograr minimizar el riesgo en el control temprano de los niveles de morosidad ya que permite aprobar o negar una operación de crédito.

Es de vital importancia considerar aquellos aspectos o particularidades que tiene cada una de las instituciones financieras para poder replicar este tipo de modelos logit y establecer un ranking o score de aprobación o negación de una operación crediticia. Esta herramienta permite de mejor manera tratar el riesgo de crédito y cuyo resultado final es la tasa de incumplimiento o morosidad y por tanto debe integrarse de manera adecuada con las demás categorías de riesgo.

Para el caso del riesgo de liquidez, un nivel de morosidad elevado significa un potencial peligro en el flujo de fondos generado por la recuperación de capital e intereses produciendo descalces cuando se evalúen las brechas de liquidez bajo el escenario contractual, esperado o

dinámico. Para el caso del riesgo de mercado, el no control de ingresos supone un conflicto en el cumplimiento presupuestario y supondría un potencial peligro en el margen financiero desencadenando indicadores de rentabilidad negativos. Finalmente, para el caso del riesgo operativo, la definición de procesos inadecuados, manuales no actualizados, segregación de funciones deficiente, acarrearía problemas en la colocación adecuada de créditos y generando un potencial incumplimiento que se traduciría en un elevado nivel de morosidad. Eso sin contar los múltiples efectos legales que conllevan procesos de judiciales.

Por ello, cada perspectiva de riesgo es codependiente y con una adecuada administración integral y holística, la Institución Financiera puede asegurar la continuidad normal de la operación de intermediación financiera. Con ello, se brindan las garantías necesarias para asegurar los ahorros de los socios, mismos que apuestan por entidades sólidas y solventes que se presentan con indicadores robustos frente al gran mercado financiero. De esta manera y a través de una administración técnica que minimice el empirismo, el sector se presentará como un grupo fuerte, que transmita confianza y cierre ese duro capítulo que se produjo a finales de los años 90.

## **Recomendaciones**

Al levantar la base de datos se evidencia que la Institución podría mejorar el manejo de la información que se ingresa al CORE Financiero. Mismo que debe contar con campos de validación que permitan tener bases fidedignas y evite la estimación de valores perdidos o con error. Esto ayudará contar con estructuras de información adecuadas que brinde modelos ajustados a la realidad y convertirse en un complemento de las metodologías, procesos y procedimientos que la institución lleva realizando.

De manera conjunta interviene en este proceso, el área de riesgo operativo que, a través de la definición de estrategias adecuadas para minimizar los eventos de riesgo generados en las personas, establezca parámetros suficientes que permitan tener una estandarización de la información. Es importante destacar que estos datos, a más de ser parte fundamental del desarrollo del score crediticio, permiten definir estrategias tanto de recuperación como de segmentación de socios.

Se recomienda a la Cooperativa Educadores del Azuay Ltda. la actualización anual del modelo, mismo que se irá ajustando de mejor manera a medida que la dependencia de la información anterior a la de la migración del sistema, sea muy baja y tenga menos datos perdidos. De manera conjunta, se recomienda que, en el caso de aplicación de este modelo, sea socializado con el departamento de crédito y Comité de Crédito, para que pueda tener la relevancia del caso y les permita complementar su proceso normal de otorgamiento de crédito. Una opción recomendable sería asignar una ponderación al resultado del escore crediticio y a la herramienta tradicional que se maneja de las 5c o trabajar en paralelo con ambas metodologías y comparar sus resultados.

De manera conjunta y con el fin de que se pueda complementar de mejor manera la base de información manejada por la Cooperativa, se presenta el siguiente listado de fuentes de datos adicionales que pueden generar mejores resultados en el modelo:

- Ingresos del hogar y presupuesto de gastos de la familia,
- Historial de empleo de los miembros del hogar,
- Historial de saldos del solicitante en cuentas de ahorro y corrientes,
- Perfil socioeconómico de garantes, y,
- Juicios cualitativos estandarizados sobre la calidad del solicitante como tener coactivas,

En el caso de trabajar con otros segmentos de crédito, se recomienda desarrollar modelos separados ya que al integrar variables adicionales como: ingresos proyectados, flujos de caja, pagos de impuestos, índices de precios, etc. que dependen de alguna actividad productiva, las garantías y requerimientos serían mayores al tener más riesgo este tipo de actividades. Además, se deben incluir otras variables de impacto macroeconómico como el índice de precios al consumidor principalmente en microcrédito, por decir mencionar una. De manera conjunta y siendo evidente la crisis actual por la que está atravesando el mundo generado por la pandemia COVID-19 y considerando que la actualización debe realizarse cada año, los prestatarios afectados, deben tener una variable dicotómica adicional que sería: con COVID y sin COVID para tratar de agregar un componente adicional que permita identificar estas operaciones y el modelo considere este efecto para generar mejores estimadores.

De manera conjunta, a partir de esta probabilidad determinada se puede calcular el valor de pérdida esperada. Para ello, el valor del nivel de exposición es el saldo de cada una de las operaciones crediticias y la severidad de la pérdida consiste en determinar la tasa de recuperación

de cada préstamo restado de 1. Esta tasa de recuperación nace de las garantías aportadas. El caso de un crédito respaldado por depósitos o títulos, su valor de recuperación será del 100% y su severidad del 0%. La sumatoria de todas las operaciones vigentes considerando los componentes antes descritos permiten determinar el valor de pérdida esperada, mismo que sirve para la constitución de provisiones.

## Bibliografía

- Altman, E. (1968). *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. New York: Journal of Finance.
- Alvarado, X., & Vivar, D. (2019). *Modelo alternativo para la medición de riesgo micro-crediticio en la COAC “Jardín Azuayo” para la cartera colocada en el año 2014*. Cuenca: Universidad de Cuenca.
- Asamblea Nacional del Ecuador. (2018). *Constitución del Ecuador*. Montecristi.
- Asamblea Nacional del Ecuador. (2014). *Código Orgánico Monetario y Financiero*. Montecristi.
- Babu, S., Gajanan, S., & Sanyal, P. (2014). *Chapter 12 - Measurement and Determinants of Poverty—Application of Logistic Regression Models. Food Security, Poverty and Nutrition Policy Analysis (Second Edition)*. San Diego: Academic Press.
- Banco Bilbao Vizcaya Argentaria. (2017). *Basilea III*. Retrieved from <https://www.bbva.com/es/economia-todos-basilea-iii/>
- Banco Central del Ecuador. (2019). *Información Económica*. Retrieved from <https://www.bce.fin.ec/index.php/informacioneconomica>
- Banco Central Europeo. (2018). *Prioridades de Supervisión 2019*. Retrieved from [https://www.bankingsupervision.europa.eu/banking/priorities/html/ssm.supervisory\\_priorities2019.es.html#toc1](https://www.bankingsupervision.europa.eu/banking/priorities/html/ssm.supervisory_priorities2019.es.html#toc1)
- Banco Mundial. (2020, Enero 23). *DataBank*. Retrieved from <https://databank.worldbank.org/home.aspx>

- Bernal, C. (2016). *Métodología de la Investigación Cuarta Edición*. México: Pearson.
- Calderon, R. (2014). *La Gestión del Riesgo Crediticio y su Influencia en el nivel de Morosidad de la Caja Municipal de ahorro y crédito de Trujillo - Agencia Sede Institucional - Periodo 2013*. Trujillo: Universidad Nacional de Trujillo, Facultad de Ciencias Económicas. .
- Calix, M., Romero, I., & Valdivia, N. (2019). *Factores que influyen en el proceso de otorgamiento de la línea de crédito*. Estelí: Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua.
- Castro, D. A., & Pérez y Soto, A. (2017). *Estimación de la probabilidad de incumplimiento para las firmas del sector económico industrial y comercial en una entidad financiera colombiana entre los años 2009 y 2014*. Bogotá: Cuadernos de Economía.
- Comisión de Supervisión Bancaria de Basilea. (2012). *El nuevo acuerdo de capital de Basilea*. México: Asociación de Supervisores Bancarios de las Americas ASBA.
- Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. (2013). *Reglamento General Interno*. Cuenca: Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda.
- Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. (2020). *Manual de Políticas y Procedimientos de Crédito y Cobranzas*. Cuenca.
- Cueva, M. (2018). *Gestión de cobranzas. Técnicas de cobranzas*. Lima.
- Durand, D. (1941). *Risk Elements in Consumer Instalment Financing, Studies in Consumer Instalment Financing*. New York: National Bureau of Economic Research.

Estipañan, R. (2015). *Administración de riesgos E.R.M. y la auditoría interna*. Colombia: Ecoe Ediciones.

Fisher, A. (1936). *The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems*. London: Annals of Eugenics.

Fondo Monetario Internacional. (2018). *Reporte de Estabilidad Financiera*. Washington.

Fox, J. (2015). *Applied Regression Analysis and Generalized Linear Models*. Los Angeles: Sage.

Girón, L. (2017). *Econometría Aplicada*. Cali: Javeriano-Pontificia Universidad Javeriana,.

González, X. (2015). *Diseño de un Scoring de Crédito para la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Crediamigo” Ltda. Cantón Loja – Provincia de Loja*. Quito: Universidad San Francisco de Quito.

Guevera, S. (2018). *Segmentación de las cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador, periodo 2016: Análisis y propuesta*. Quito: Pontificia Universidad Católica del Ecuador.

Hernández, R., & Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación. Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. Ciudad de México: Mc Graw Hill.

Hull, J. (2019). *Options, Futures and other Derivatives, Seventh Edition*. New Jersey: Prentice Hall.

Junta Bancaria del Ecuador. (2013). *Resolución No. JB-2013-2439*. Quito.

Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera. (2017). *Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras, Libro I*. Quito.

Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera. (2019). *Codificación de Resoluciones Monetarias y Financieras*. Quito.

Lagua, V. (2015). *Diseño de un Modelo de Credit Scoring en la Gestión de Riesgo Crediticio en la Cartera de Microempresa de las Cooperativas de Ahorro y Crédito*. Ambato: Pontificia Universidad Católica del Ecuador.

López, G. (2016). *Análisis de Cosechas del Sistema de Bancos*. Quito: Dirección Nacional de Estudios e Información de la Superintendencia de Bancos del Ecuador.

López, M. (2016). *El riesgo de crédito en la cartera de consumo y su relación con el sobreendeudamiento*. Guayaquil: Universidad de Guayaquil, Facultad de Ciencias Económicas.

McFadden, D. (1974). *The measurement of urban travel demand*. Barkeley: Universidad de California.

Mínga, B. (2019). *Gestión de Riesgo de Crédito a través de un modelo de Credit Scoring en las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 2. .* Cuenca: Universidad del Azuay.

Moquillaza, N. (2015). Análisis de Cosechas. *Panorama Cooperativa*, 24.

Moreno, J., & y Melo, L. (2011). *Pronóstico de incumplimientos de pago mediante máquinas de vectores de soporte: una aproximación inicial a la gestión del riesgo de crédito*. Borradores de Economía.

Organización Internacional de Estandarización. (2018). *International Organization for Standardization*. Retrieved from <https://www.iso.org/obp/ui#iso:std:iso:31000:ed-2:v1:es>

- Perez, A. (2019). *Análisis de la cartera de microcrédito mediante la construcción de un modelo scoring para una cooperativa de ahorro y crédito del segmento 2 de Cuenca*. Cuenca: Universidad del Azuay.
- Perez, J. (2014). *Informe de Auditoría de Cuentas Anuales IPROCEL, S.A. Ejercicio 2013*. España: Registro Mercantil de Las Palmas de Gran Canaria.
- Quinteros, J. (2018). *Metodología de gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Fernando Daquilema Ltda en la ciudad de Riobamba para el año 2018*. Riobamba: Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.
- Ramos, E., Camps, D., & Borrás, F. (2014). *La gestión del riesgo crediticio: experiencia cubana*. Habana: Cofin.
- Revista Líderes. (2019, Enero 8). *Las Cooperativas se consolidan en el sector financiero*. Retrieved from <https://www.revistalideres.ec/lideres/cooperativas-consolidan-sistema-financiero-economia.html>
- Richardson, D. (2009). *Sistema de Monitoreo PERLAS*. Madison: World Council Information Center.
- Riesgo de crédito de contraparte en Basilea III*. (2012). Suiza: Basilea.
- Rodríguez, D., & González, G. (2019). *Principios de Econometría*. Medellín: Fondo Editorial ITM.
- Salazar, F. (2013). *Cuantificación del riesgo de incumplimiento en créditos de libre inversión: un ejercicio econométrico para una entidad bancaria del municipio de Popayán, Colombia*. Popayán: Estudios Gerenciales.

- Sanchez, S., Garza, L., Zapata, E., & Cruz, B. (2016). *Elementos para la valoración del riesgo por parte de las microfinancieras: el caso de la sociedad cooperativa campesinos de Zacapoaxtla, México*. Mexico.
- Saunders , A., & Allen, L. (2010). *Credit Risk Measurement in and out of the Financial Crisis, New Approaches to Value at Risk and Other paradigms, Third Edition*. New York: n Wiley & Sons.
- Saunders, A. (2010). *Financial Institution Management, a Risk Management Approach, Seventh Edition*. Estados Unidos: McGraw Hill.
- Simbaña, M., & Vásquez, T. (2015). *Diseño de un mecanismo para la calificación de crédito que garantice la recuperación de la cartera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “General Ángel Flores Ltda., en la ciudad de Quito*. Quito: Universidad Politécnica Salesiana.
- Superintendencia de Bancos. (2018). *Boletines Mensuales de Información*. Quito.
- Superintendencia de Bancos. (2019). *Boletines Mensuales de Información*. Quito.
- Superintendencia de Bancos y Seguros. (2014). *Boletines Mensuales de Información*. Quito.
- Superintendencia de Bancos y Seguros. (2017). *Libro I.- Normas Generales Para Las Instituciones Del Sistema Financiero Titulo IX.- De Los Activos Y De Los Limites De Credito Capitulo II.- Calificacion De Activos De Riesgo Y Constitucion De Provisiones Por Parte De Las Instituciones Controladas Por L*. Quito.

Superintendencia de Bancos y Seguros del Perú. (2019). *Superintendencia de Bancos y Seguros del Perú*. Retrieved from

[http://www.sbs.gob.pe/app/pp/INT\\_CN/Paginas/Busqueda/BusquedaPortal.aspx](http://www.sbs.gob.pe/app/pp/INT_CN/Paginas/Busqueda/BusquedaPortal.aspx)

Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2017). *Ficha Metodológica de Indicadores*. Quito.

Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2018). *Boletines Mensuales de Información*. Quito.

Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2019). *Boletines Mensuales de Información*. Quito.

Thomas, L. C., Edelman, D. B., & Crook, J. (2017). *Credit Scoring and Its Applications, 2nd edn*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics Publishing. Philadelphia.

Thomas, L., Edelman, D., & Crook, J. (2004). *Readings in Credit Scoring*. Oxford: Oxford University Press.

Torresano, D., Herman, E., & Trávez, C. (2015). *Economía Solidaria: experiencias y conceptos*. Quito: SEPS.

Trejo, J., Ríos, H., & Almagro, F. (2016). *Actualización del modelo de riesgo crediticio, una necesidad para la banca revolvente en México*. México: Finanz. polit. econ.

Trejo, J., Ríos, H., & Martínez, M. (2014). *Análisis de la Administración del Riesgo Crediticio en México para Tarjetas de Crédito*. . México: Revista Mexicana de Economía y Finanzas.

Ubaldo, P. (2016). *Análisis de la Gestión del riesgo crediticio y su incidencia en el nivel de Morosidad de la Caja Municipal de ahorro y crédito de Piura agencia Juliaca periodo 2013 - 2014*. Piura: Universidad Nacional del Antiplano, Facultad de Ciencias Contables y Administrativas. .

Unidad de Asistencia Técnica FENACREP. (2015). *Manual de usuario análisis de cosechas*. Lima.

Uquillas, A., & González, C. (2017). Determinantes macro y microeconómicos para pruebas de tensión de riesgo de crédito: un estudio comparativo entre Ecuador y Colombia basado en la tasa de morosidad. Quito: Revista ESPE - Ensayos sobre Política Económica.

Vargas, A., & Mostajo, S. (2014). *Medición del riesgo crediticio mediante la aplicación de métodos basados en Calificaciones internas*. Bolivia: Investigación & Desarrollo.

Verdezoto, X. (2016). *Elaboración y evaluación de un score para crédito de consumo en la Cooperativa de Ahorro y Crédito COOPAD*. Quito: Universidad Andina Simón Bolívar Sede Ecuador.

Zavala, S., & Anchay, A. (2015). *Herramientas Financieras en la Evaluación del Riesgo de Crédito*. Lima: Universidad Inca Garcilazo de la Vega.



Presidencia  
de la República  
del Ecuador



Plan Nacional  
de Ciencia, Tecnología,  
Innovación y Saberes



SENESCYT  
Secretaría Nacional de Educación Superior,  
Ciencia, Tecnología e Innovación

C.C: 0105738322

## DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Yo, Jonathan Antonio Alvarado Tapia, con C.C: # 0105738322 autor del trabajo de titulación: *Diseño Metodológico para Minimizar el Riesgo Crediticio. Caso Cooperativa Educadores del Azuay Ltda.*, previo a la obtención del grado de **MAGÍSTER EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS** en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.

1.- Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las instituciones de educación superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de graduación para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.

2.- Autorizo a la SENESCYT a tener una copia del referido trabajo de graduación, con el propósito de generar un repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Guayaquil, 3 de marzo de 2021

f. \_\_\_\_\_

Nombre: Jonathan Antonio Alvarado Tapia

C.C: 0105738322

## **REPOSITORIO NACIONAL EN CIENCIA Y TECNOLOGÍA**

### **FICHA DE REGISTRO DE TESIS/TRABAJO DE GRADUACIÓN**

<b>TÍTULO Y SUBTÍTULO:</b>	Diseño Metodológico para Minimizar el Riesgo Crediticio. Caso Cooperativa Educadores del Azuay Ltda.		
<b>AUTOR(ES)</b> (apellidos/nombres):	Alvarado Tapia, Jonathan Antonio		
<b>REVISOR(ES)/TUTOR(ES)</b> (apellidos/nombres):	Gutiérrez Candela, Glenda Mariana Guim Bustos, Paola Elizabeth		
<b>INSTITUCIÓN:</b>	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil		
<b>UNIDAD/FACULTAD:</b>	Sistema de Posgrado		
<b>MAESTRÍA/ESPECIALIDAD:</b>	Maestría en Administración de Empresas		
<b>GRADO OBTENIDO:</b>	Magíster en Administración de Empresas		
<b>FECHA DE PUBLICACIÓN:</b>	03 de marzo de 2021	<b>No. DE PÁGINAS:</b>	112
<b>ÁREAS TEMÁTICAS:</b>	Administración, Riesgos Financieros		
<b>PALABRAS CLAVES/ KEYWORDS:</b>	riesgo de crédito, incumplimiento, morosidad, regresión logística, score crediticio.		

#### **RESUMEN/ABSTRACT** (150-250 palabras):

El presente trabajo desarrolla un diseño metodológico para minimizar el riesgo de crédito a través del análisis de operaciones de crédito basado en un modelo score. Esta metodología analiza aquellas variables socioeconómicas significativas estadísticamente que influyen en la probabilidad de impago de los prestatarios a través de un modelo de regresión logística. Para determinar estos parámetros, se empleó una base de datos de los créditos otorgados por la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. desde enero de 2017 hasta diciembre de 2019. Los resultados alcanzados demuestran que existen variables predictoras que influyen importantemente en generar un posible incumplimiento del crédito y que su tratamiento ex ante ayudaría de manera importante a controlar el nivel de morosidad. Estas variables son: Monto, Sexo Hombre, Garantía Cash Colateral, Cargas de 1 a 3, Actividad jubilado, Nivel de ingreso y Score.

This degree work develops a methodological design to minimize credit risk through the analysis of credit operations based on a scoring model. This methodology analyzes those statistically significant socioeconomic variables that influence the probability of default of the borrowers. This is generated through a logistic regression model. In order to determine these parameters, a database of credits generated by the Cooperativa de

Ahorro y Crédito Educadores del Azuay Ltda. from January 2017 to December 2019 was used. The results show that there are predictive variables that significantly influence generating a possible credit default. its ex ante treatment would help significantly to control the level of arrears. These variables are: Amount, Gender Male, Collateral Cash Guarantee, Family Responsibilities from 1 to 3, Retired activity, Income level and Score.

<b>ADJUNTO PDF:</b>	<input checked="" type="checkbox"/> SI	<input type="checkbox"/> NO
<b>CONTACTO CON AUTORES/ES:</b>	<b>Teléfono:</b> +593983117087	E-mail: jonatan_alvrdo@hotmail.com
<b>CONTACTO CON LA INSTITUCIÓN:</b>	<b>Nombre:</b> María del Carmen Lapo Maza	
	<b>Teléfono:</b> +593-4-3804600	
	<b>E-mail:</b> <a href="mailto:maria.lapo@cu.ucsg.edu.ec">maria.lapo@cu.ucsg.edu.ec</a>	

<b>SECCIÓN PARA USO DE BIBLIOTECA</b>	
<b>Nº. DE REGISTRO (en base a datos):</b>	
<b>Nº. DE CLASIFICACIÓN:</b>	
<b>DIRECCIÓN URL (tesis en la web):</b>	