Modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo y fortalecer la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, Chimborazo, Ecuador, período 2022-2024

TESIS DOCTORAL

que, para obtener el Grado de Ph.D.

DOCTOR EN ECONOMÍA Y FINANZAS

PRESENTA

Cristian Javier Buñay Gavidia

ASESOR

Dr. Wellington Isaac Maliza Cruz

México, 2025

La presente Tesis Doctoral debe ser citada como:

Buñay Gavidia, Cristian (2026). *Modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo y fortalecer la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, Chimborazo, Ecuador, período 2022-2024*. [Tesis de Doctorado. Universidad de Investigación e Innovación de México - UIIX]

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional

Se permite la reproducción total o parcial y la comunicación pública de la obra con reconocimiento de la autoría y mención de la Universidad de Investigación e Innovación de México - UIIX.

No se permite el uso comercial ni la creación de obras derivadas.

Resumen.

El estudio tuvo como propósito diseñar un modelo logit para estimar la probabilidad de default en los créditos de consumo otorgados por la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, a partir de la necesidad institucional de contar con herramientas predictivas que permitan anticipar el riesgo de incumplimiento y fortalecer la toma de decisiones crediticias. El problema de investigación se delimitó en la necesidad de evaluar el deterioro potencial de la cartera, lo cual incrementa la exposición al riesgo y limita la gestión preventiva. Bajo la hipótesis de que la estimación de un modelo logit basado en variables socioeconómicas, financieras y de comportamiento crediticio mejora la capacidad de predicción del incumplimiento, se desarrolló una metodología cuantitativa que incluyó la depuración del dataset institucional, el análisis descriptivo de la cartera, la selección de variables relevantes y la estimación del modelo mediante regresión logística. Los resultados evidenciaron que las variables ingresos, relación deuda–ingresos, historial de mora y edad son determinantes estadísticamente significativos en la explicación del default. El modelo mostró un desempeño adecuado en su capacidad discriminativa y predictiva, validando su utilidad para la clasificación de riesgo y el fortalecimiento del sistema de administración integral de riesgos de la cooperativa. Se concluye que la implementación del modelo contribuye a reducir la subjetividad en el otorgamiento del crédito, optimiza el seguimiento de la cartera y consolida una gestión crediticia más eficiente y alineada a las mejores prácticas regulatorias.

Palabras clave: *probabilidad de default, riesgo crediticio, modelo logit, cartera de consumo, gestión de riesgo*.

Abstract.

The purpose of this study was to design a logit model to estimate the probability of default in consumer loans granted by the Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, addressing the institutional need for predictive tools capable of anticipating credit deterioration and improving decision-making processes. The research problem was delimited to the need to assess the potential deterioration of the loan portfolio, which increases risk exposure and limits preventive management. Based on the hypothesis that a logit model constructed with socioeconomic, financial, and behavioral variables improves the prediction of borrower default, a quantitative methodology was applied. This included data cleaning, descriptive portfolio analysis, variable selection, and logistic regression estimation. The results show that income level, debt-to-income ratio, past-due history, and age are statistically significant determinants of default. The model exhibited adequate discriminative and predictive performance, confirming its usefulness for risk classification and for strengthening the cooperative's comprehensive risk management system. It is concluded that implementing the model reduces subjectivity in credit approval, enhances portfolio monitoring, and supports a more efficient credit risk management aligned with regulatory best practices.

Keywords: *probability of default, credit risk, logit model, consumer loans, risk management.*

Agradecimientos.

A Dios, por la sabiduría y la fortaleza que me concedió durante este camino académico, por guiarme en los momentos de incertidumbre y por brindarme la serenidad necesaria para culminar este proceso con determinación y gratitud.

A mi familia, cuyo amor, paciencia y apoyo incondicional han sido la base que sostiene cada uno de mis logros. A mis padres, por inculcarme los valores que orientan mi vida. A mi hijo, por ser mi inspiración diaria y recordarme el propósito de cada esfuerzo. A mi esposa, por su comprensión, su apoyo constante y su acompañamiento en cada etapa de esta formación, incluso en los momentos más demandantes.

Mi sincero agradecimiento a la Universidad de Investigación e Innovación de México (UIIX) por abrirme las puertas a una formación académica de excelencia. Al Dr. Wellington Maliza, mi tutor de tesis, por su orientación profesional, dedicación, acompañamiento y por las valiosas aportaciones que enriquecieron este trabajo. Al Economista Julio Cruz, por su apoyo, sus comentarios oportunos y su disposición para contribuir al desarrollo del modelo de esta investigación.

Extiendo también un agradecimiento especial a la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, institución que me permitió aplicar los conocimientos adquiridos y que constituye el escenario real del aporte académico de esta tesis. Su apertura y colaboración fueron fundamentales para la construcción del modelo y el análisis realizado.

A todos los docentes y profesionales de la UIIX que compartieron generosamente sus conocimientos, experiencias y guía académica; y a cada persona que, de manera directa o indirecta, contribuyó en este proceso formativo, expreso mi profunda gratitud.

Dedicatorias.

A Dios, por ser luz en mi camino, por sostenerme en los momentos de mayor incertidumbre y por concederme la fortaleza necesaria para continuar cuando parecía que las fuerzas no alcanzaban. A Él dedico este logro con gratitud profunda.

A mi familia, por ser mi mayor inspiración. A mis padres, cuyo ejemplo de perseverancia y valores ha guiado mi vida y mis pasos. A mi hijo, motor incansable de mis esfuerzos y razón esencial de cada sacrificio; su presencia da sentido a mis días. A mi esposa, por su paciencia, comprensión y amor incondicional, que han sido compañía fiel en cada etapa de este recorrido.

A todos ustedes, dedico este trabajo con el corazón.

ÍNDICE GENERAL

INTRODUCCIÓN 14

CAPÍTULO 1. PROYECCIÓN DE LA INVESTIGACIÓN. 16

1.1. LÍNEA DE INVESTIGACIÓN DE LA UNIVERSIDAD DE INNOVACIÓN E INVESTIGACIÓN DE MÉXICO Y SU ÁMBITO DE ESTUDIO 17

1.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 18

1.3. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA (PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN). 19

1.4. JUSTIFICACIÓN 19

1.5. OBJETO DE ESTUDIO 21

1.6. CAMPO DE ACCIÓN 22

1.7. OBJETIVOS 22

1.7.1. Objetivo General ***..... 22***

1.7.2. Objetivos específicos ***..... 22***

1.8. HIPÓTESIS 23

1.9. ALCANCE TEMÁTICO 23

1.10. DELIMITACIÓN ESPACIAL Y TEMPORAL 24

CAPÍTULO 2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS REFERENCIALES 26

2.1. ESTADO DEL ARTE (MARCO HISTÓRICO Y ACTUAL). 26

2.1.1. Evolución y Desafíos en el Sector Financiero Popular y Solidario 27

2.1.2. Panorama de Modelos de Evaluación: Una Mirada Crítica 28

2.1.3. Posicionamiento y Novedad de la Investigación 29

2.2. MARCO TEÓRICO 30

2.2.1. Fundamentos de la gestión de riesgo de crédito 31

2.2.1.1. Concepto de gestión del riesgo de crédito 31

2.2.1.1.1. Importancia en cooperativas de ahorro y crédito 33

2.2.1.1.2. Enlace con la sostenibilidad y solvencia institucional 33

2.2.1.2. Tipos de riesgo en la gestión crediticia 34

2.2.1.3. Elementos y proceso de la gestión de riesgo 36

2.2.1.4. Modelos de riesgo de crédito: evolución y enfoques 37

2.2.1.4.1. Modelos tradicionales: scoring y análisis cualitativo 38

2.2.1.4.2. Modelos estadísticos: regresiones lineales, logit y probit 38
2.2.1.4.3. Modelos avanzados: aprendizaje automático e inteligencia artificial 39
2.2.1.4.4. Comparación crítica y pertinencia para el sector cooperativo 40
2.2.1.5. Justificación del modelo logit en el marco teórico 41
2.2.1.6. Variables predictoras en el modelo de regresión logística 42
2.2.1.6.1. Variables de comportamiento de pago 43
2.2.1.6.2. Variables relacionadas con las condiciones del crédito 43
2.2.1.6.3. Variables sociodemográficas y económicas del prestatario 44
2.2.1.6.4. Interacción y complementariedad de variables 44
2.2.1.6.5. Relevancia para el sector cooperativo 45
2.2.2. Contexto teórico del sector financiero popular y solidario 45
2.2.2.1. Definición y características del sector financiero popular y solidario 45
2.2.2.2. Relevancia de las cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador 46
2.2.2.3. Marco normativo y regulatorio 47
2.2.2.4. Retos y limitaciones del sector 47
2.2.2.5. Relevancia para la presente investigación 48
2.2.3. Síntesis teórica asumida para la investigación 49
2.3. MARCO CONCEPTUAL 50
2.4. MARCO CONTEXTUAL 53
2.5. MARCO LEGAL Y NORMATIVO 55
CAPÍTULO 3. FUNDAMENTOS METODOLÓGICOS Y RESULTADOS DE INVESTIGACIÓN. 58
3.1. CUADRO OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES 59
3.2. DISEÑO METODOLÓGICO 62
3.2.1. Definición del enfoque, diseño y tipo de investigación de la tesis 63
3.2.2. Definición de métodos, técnicas e instrumentos de obtención de datos 64
3.2.3. Determinación de la base de análisis y su criterio de selección 66
3.3. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS EN LOS DATOS OBTENIDOS 67
3.4. REDACCIÓN DE RESULTADOS Y DISCUSIÓN 73
CAPÍTULO 4. PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN 75

4.1. FUNDAMENTACIÓN DE LA PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN 75
4.2. ESTRUCTURA DE LA PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN 77
4.2.1. Objetivo general de la propuesta *77*
4.2.2. Objetivos específicos de la propuesta *78*
4.2.3. Aparato teórico-conceptual y referencial *78*
4.2.4. Cuerpo operacional de la propuesta *80*
4.3. VALORACIÓN/ EVALUACIÓN / VALIDACIÓN DE LA PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN 82
4.3.1. Pertinencia frente al problema institucional *83*
4.3.1.1. Créditos de consumo (COAC Lucha Campesina vs. sistema) *84*
4.3.1.2. Cartera de Microcrédito (COAC Lucha Campesina vs. sistema) *85*
4.3.1.3. Morosidad consolidada (COAC Lucha Campesina vs. sistema) *86*
4.3.2. Análisis de las Variables *87*
4.3.2.1. Análisis de la variable dependiente: Incumplimiento *89*
4.3.2.2. Preselección de variables *90*
4.3.2.3. Descripción de las Variables frente al Incumplimiento *92*
4.3.2.3.1. Variables sociodemográficas *92*
4.3.2.3.1.1. Género *92*
4.3.2.3.1.2. Estado Civil *94*
4.3.2.3.1.3. Tipo de Educación *96*
4.3.2.3.1.4. Profesión *98*
4.3.2.3.1.5. Edad *99*
4.3.2.3.1.6. Cargas Familiares *101*
4.3.2.3.2. Variables Económicas *103*
4.3.2.3.2.1. Ingresos *103*
4.3.2.3.2.2. Nivel de endeudamiento *105*
4.3.2.3.2.3. Activos *107*
4.3.3. Construcción del modelo de regresión logística (Logit) *109*
4.3.3.1. Variable dependiente *109*
4.3.3.2. Selección de variables independientes *110*
4.3.3.3. Transformación y recodificación de variables *113*
4.3.3.4. Muestra y período de análisis *113*

4.3.3.5. Estimación del modelo *113*
4.3.4. Evaluación del modelo *115*
4.3.4.1. Curva ROC y AUC *115*
4.3.4.2. Estadístico KS *116*
4.3.4.3. Matriz de confusión y métricas de clasificación *117*
4.3.4.4. Distribución de probabilidades de default (scores) y umbral de clasificación *118*
4.3.4.5. Discusión *118*
4.3.5. Interpretación de los coeficientes del modelo *118*
4.3.5.1. Comparación con estudios previos y evidencia empírica *121*
4.3.6. Análisis complementario *123*
4.3.6.1. Árbol de Decisión *123*
4.3.6.2. Tabla cruzada por calificación *125*
4.3.6.3. Contraste con Random Forest *126*
4.3.7. Discusión de resultados *130*

CONCLUSIONES **132**

RECOMENDACIONES **133**

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS **135**

ANEXOS **138**

Índice de figuras.

Figura 1 Distribución de la variable dependiente: cumplimiento e incumplimiento.....68

Figura 2 Tasa de incumplimiento por grupo de edad.....69

Figura 3 Tasa de incumplimiento por nivel de ingresos.....70

Figura 4 Tasa de incumplimiento por nivel de activos.....71

Figura 5 Morosidad Créditos de Consumo Bancos, Segmento 1,2 y 3 vs Coac Lucha Campesina periodo ene-20 hasta dic-24.....84

Figura 6 Morosidad Microcréditos Bancos, Segmento 1,2 y 3 vs Coac Lucha Campesina periodo ene-20 hasta dic-24.....85

Figura 7 Evolución morosidad consolidada Sector Financiero Popular y Solidario, Bancos vs Coac Lucha Campesina periodo enero 2020 - diciembre 2024.....87

Figura 8 Distribución de la variable Incumplimiento.....89

Figura 9 Distribución de genero.....92

Figura 10 Distribución de Estado Civil.....94

Figura 11 Distribución de Tipo de Educación.....96

Figura 12 Distribución de Profesión.....98

Figura 13 Distribución de Edad.....100

Figura 14 Distribución de Cargas Familiares.....101

Figura 15 Distribución de Ingresos.....103

Figura 16 Nivel de Endeudamiento.....105

Figura 18 Distribución de Activos.....107

Figura 19 Matriz de correlación entre variables finales 112

Figura 20 Curva ROC..... 116

Figura 21 Estadístico KS..... 116

Figura 22 Árbol de decisión 124

Figura 23 Importancia de las Variables - Random Forest..... 127

Figura 24 Curva ROC - Random Forest..... 127

Figura 25 Matriz de confusión - Random Forest..... 128

Figura 26 Métricas Random Forest 129

Índice de tablas.

Tabla 1 Matriz resumen de asociación entre variables independientes e incumplimiento 71

Tabla 2 Comportamiento de la variable Default.....89

Tabla 3 Comportamiento de la variable Género por Incumplimiento 93

Tabla 4 Prueba de asociación χ^2 para la variable Género 93

Tabla 5 Comportamiento de la variable Estado Civil por Incumplimiento 95

Tabla 6 Prueba de asociación χ^2 para la variable Estado Civil.....95

Tabla 7 Comportamiento de la variable Tipo de Educación por Incumplimiento.....97

Tabla 8 Prueba de asociación χ^2 para la variable Tipo de Educación.....97

Tabla 9 Comportamiento de la variable Profesión por Incumplimiento.....98

Tabla 10 Prueba de asociación χ^2 para la variable Profesión.....99

Tabla 11 Comportamiento de la variable Edad por Default 100

Tabla 12 Prueba de asociación χ^2 para la variable Edad.....101

Tabla 13 Comportamiento de la variable Cargas Familiares por Incumplimiento 102

Tabla 14 Prueba de asociación χ^2 para la variable Cargas Familiares 103

Tabla 15 Comportamiento de la variable Ingresos por incumplimiento.....104

Tabla 16 Prueba de asociación χ^2 para la variable Ingresos 105

Tabla 17 Comportamiento de la variable Nivel de Endeudamiento por incumplimiento.....106

Tabla 18 Prueba de asociación χ^2 para la variable Nivel de endeudamiento 107

Tabla 19 Comportamiento de la variable Activos por Incumplimiento.....108

Tabla 20 Prueba de asociación χ^2 para la variable Activos 109

Tabla 21 Resultados del Information Value (IV) 111

Tabla 22 Correlación Spearman de las variables independientes frente al Default..... 111

Tabla 23 Coeficientes estimados del modelo logit..... 119

Tabla 24 Comparación entre hallazgos de la literatura y resultados de esta tesis 121

Tabla 25 Frecuencias absolutas de clasificación 125

Tabla 26 Porcentajes de clasificación por fila 125

Índice de Anexos.

Anexo 1 Base de datos utilizada en el estudio..... 138

Anexo 2 Resumen técnico y fragmento ilustrativo del script del modelo logit 138

Anexo 3 Diccionario de Datos de las Variables Utilizadas en el Estudio 139

INTRODUCCIÓN

El riesgo crediticio constituye uno de los principales retos de la estabilidad financiera en los sistemas bancarios y no bancarios. Su adecuada gestión resulta fundamental para preservar la solidez institucional, minimizar pérdidas y garantizar la continuidad de la intermediación financiera. En el ámbito de las cooperativas de ahorro y crédito, el desafío se intensifica, dado que estas entidades atienden segmentos de población que, en muchos casos, carecen de historial crediticio formal y presentan mayores niveles de vulnerabilidad económica. Este contexto exige el desarrollo de herramientas analíticas rigurosas que permitan anticipar la probabilidad de incumplimiento de los prestatarios y, con ello, fortalecer los mecanismos de toma de decisiones en la colocación de créditos.

La presente investigación se enmarca en la línea de economía aplicada y finanzas cuantitativas, con un enfoque en la gestión de riesgos financieros. Su contribución principal consistió en la construcción de un modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo y aportar al fortalecimiento de la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. Más allá de la validación estadística del modelo, el aporte radica en vincular los resultados empíricos con la gestión estratégica de riesgo crediticio, ofreciendo a la institución una herramienta predictiva que facilite la asignación eficiente de recursos y reduzca la exposición a la morosidad.

Diversos estudios recientes respaldan la pertinencia de este enfoque. Vargas y Mostajo (2014) evidencian que los modelos estadísticos basados en calificaciones internas son útiles para estimar la probabilidad de incumplimiento en entidades financieras no bancarias. Macías, (2018) demuestra que la aplicación de metodologías econométricas en instituciones ecuatorianas contribuye a mejorar el control de la morosidad. Uno de los estudios más recientemente, Tobar (2024) destaca la importancia de diseñar estrategias de gestión de riesgo crediticio adaptadas al contexto cooperativo, resaltando la necesidad de metodologías flexibles y validadas empíricamente. Asimismo, experiencias aplicadas de minería de datos en la Cooperativa Lucha Campesina han mostrado avances en la segmentación de clientes y en la generación de modelos de calificación crediticia, aunque aún persisten limitaciones en términos de robustez y capacidad predictiva. Estos

antecedentes refuerzan la pertinencia de la presente investigación y posicionan al modelo logit como una alternativa técnica sólida para mejorar la gestión crediticia en el sector cooperativo.

La investigación se organiza de la siguiente manera:

- En el Capítulo I, se presenta la proyección de la investigación, que incluye el planteamiento y formulación del problema, la justificación, los objetivos y la hipótesis de trabajo.

- El Capítulo II desarrolla los fundamentos teóricos, incluyendo el estado del arte, el marco conceptual, histórico, legal y normativo.

- El Capítulo III describe los fundamentos metodológicos, la construcción y validación del modelo de regresión logística, así como los principales resultados obtenidos.

- El Capítulo IV expone la propuesta de transformación, en la cual se formulan lineamientos prácticos para la implementación del modelo en la gestión institucional. Finalmente, se presentan las conclusiones y recomendaciones, orientadas a fortalecer la capacidad de gestión del riesgo crediticio y a proponer futuras líneas de investigación.

Capítulo 1. Proyección de la investigación.

En el ámbito financiero, la gestión del riesgo crediticio constituye un componente esencial para garantizar la sostenibilidad de las instituciones, particularmente en contextos donde los recursos provienen del ahorro popular y su asignación debe ser eficiente y responsable. A nivel macroeconómico, los organismos multilaterales y reguladores financieros han enfatizado la importancia de fortalecer las metodologías de evaluación crediticia, con el fin de reducir la exposición sistémica al riesgo y promover la estabilidad de los mercados. En el caso latinoamericano, la creciente inclusión financiera ha permitido ampliar el acceso al crédito; sin embargo, este proceso ha traído consigo un incremento de la morosidad en segmentos vulnerables, lo que plantea un desafío crítico para las entidades de carácter cooperativo.

A nivel micro, las cooperativas de ahorro y crédito cumplen un rol fundamental en el financiamiento de hogares y microempresarios. No obstante, estas instituciones enfrentan recurrentemente dificultades para diferenciar de manera precisa a los prestatarios solventes de los que presentan alto riesgo de incumplimiento. En el caso particular de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, se observa una problemática asociada al incremento de la cartera vencida en créditos de consumo, lo que ha limitado de cierta manera la capacidad de crecimiento institucional y ha elevado los costos relacionados con provisiones por incobrabilidad. Esta situación revela la necesidad de implementar metodologías estadísticas y econométricas que permitan estimar con mayor precisión la probabilidad de incumplimiento en sus operaciones crediticias.

Diversos antecedentes académicos han abordado esta problemática. Estudios como el de (Macías, 2018) muestran que la adopción de modelos econométricos en el sector financiero ecuatoriano contribuye a mejorar la calidad de la cartera de crédito. Tobar (2024) enfatiza la pertinencia de metodologías de riesgo crediticio adaptadas a las condiciones de las cooperativas, señalando que los enfoques tradicionales empleados en la banca comercial no siempre resultan aplicables en estos contextos. A nivel internacional, Bravo, Maldonado y Weber (2010) documentan experiencias exitosas en la aplicación de credit scoring a microempresarios en Chile, evidenciando la necesidad de recalibración periódica de los modelos para mantener su capacidad predictiva. Estos antecedentes revelan una regularidad: las cooperativas requieren modelos propios, ajustados a su realidad operativa, que permitan fortalecer la toma de decisiones crediticias.

El problema radica en que existe un desfase entre lo que recomiendan la teoría y las normativas internacionales, y lo que efectivamente sucede en las cooperativas de ahorro y crédito. Aunque se reconoce la utilidad de los modelos econométricos para anticipar el default, instituciones como la Lucha Campesina aún no disponen de herramientas suficientemente sólidas para aplicarlos en su gestión diaria. Esta brecha constituye el punto de partida de la investigación.

En consecuencia, surge la siguiente problemática central: ¿cómo evaluar de manera rigurosa y empíricamente sustentada la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, ante la necesidad de analizar el deterioro potencial de la cartera, la exposición al riesgo crediticio y las limitaciones de la gestión preventiva institucional?

1.1. Línea de investigación de la Universidad de Innovación e Investigación de México y su ámbito de estudio.

Este trabajo se adscribe a la línea del programa vinculada a la gestión de riesgos financieros con soporte cuantitativo y su aplicación a organizaciones del sistema financiero popular y solidario. Desde el ámbito macro, la investigación se relaciona con los lineamientos regulatorios y de supervisión que exigen metodologías formales de medición y control del riesgo de crédito en entidades no bancarias, en concordancia con el marco de la SEPS y la LOEPS, que orientan prácticas, provisiones y clasificación de cartera para cooperativas en Ecuador.

Desde el ámbito micro, el estudio se focaliza en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina y en su cartera de créditos de consumo, proponiendo la construcción y validación de un modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento como apoyo a la toma de decisiones crediticias.

La adscripción a esta línea se justifica porque el proyecto integra:

i) modelización econométrica aplicada al riesgo de crédito (logit),
ii) contextualización institucional y regulatoria propia del sector cooperativo, y
iii) un carácter propositivo orientado a uso operativo de resultados, con alcance con un análisis contextual de la evolución de la cartera durante el período enero 2020-diciembre 2024 y un período específico de modelación correspondiente a 2022-2024 en

la institución de estudio, con posibilidades de adaptación a entidades con características similares.

1.2. Planteamiento del problema.

La gestión del riesgo crediticio constituye un desafío permanente para las entidades financieras, particularmente en el sector cooperativo, cuya función social y comunitaria lo convierte en un actor clave para la inclusión financiera. Sin embargo, la literatura reciente evidencia que, pese a los avances normativos y regulatorios en el ámbito internacional, persisten limitaciones en la adopción de modelos predictivos robustos en el contexto latinoamericano (Méndez, 2020; Carrillo & Rojas, 2021).

En el Ecuador, las cooperativas de ahorro y crédito han experimentado un crecimiento significativo en los últimos años, tanto en número de socios como en volumen de colocaciones, lo que ha incrementado su exposición al riesgo de incumplimiento Superintendencia de Economía Popular y Solidaria [SEPS], (2023). Este crecimiento, aunque positivo para la inclusión financiera, ha estado acompañado por un aumento en los niveles de morosidad, especialmente en la cartera de consumo, donde se han identificado tendencias ascendentes desde 2021.

En el caso particular de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, se observa que si bien la morosidad no ha alcanzado niveles críticos que comprometan la estabilidad institucional, sí refleja una evolución que revela señales de deterioro en la calidad crediticia. Entre 2019 y 2024, los indicadores de incumplimiento pasaron de niveles relativamente bajos (cercanos al 0,5%) a superar el 1,6%, con un pico atípico en 2020 debido a la crisis sanitaria. Este escenario plantea la necesidad de contar con herramientas de evaluación y predicción que permitan anticipar el riesgo antes de que alcance niveles que comprometan su sostenibilidad.

La situación problemática, por tanto, se sintetiza en una contradicción evidente: mientras la normativa y la literatura especializada destacan la relevancia de los modelos econométricos para medir y gestionar el riesgo crediticio (Altman & Sabato, 2019; Bravo et al., 2022), en la práctica muchas cooperativas ecuatorianas incluida la Cooperativa Lucha Campesina continúan basando sus procesos de evaluación en metodologías tradicionales que no capturan de forma adecuada la probabilidad de incumplimiento.

Esta limitación metodológica dificulta la evaluación del deterioro potencial de la cartera, incrementa la exposición al riesgo crediticio y limita la capacidad de diseñar políticas de prevención ajustadas a la realidad de sus socios. De aquí se desprende el problema central de la investigación: la ausencia de modelos predictivos validados para el contexto específico de las cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador, que permitan estimar con mayor precisión la probabilidad de morosidad en la cartera de consumo.

En términos de delimitación, la investigación se circunscribe al análisis de la Cooperativa Lucha Campesina, con sede en Ecuador, durante el período 2022–2024. Este marco temporal permite abarcar tanto los efectos de la crisis generada por la pandemia de COVID-19 como la evolución posterior, en un escenario de reactivación económica y cambios regulatorios.

1.3. Formulación del problema (Pregunta de investigación).

¿Cómo fortalecer la capacidad de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina para estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo y mejorar la gestión del riesgo crediticio?

1. ¿Cuál fue la situación de la gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, y qué factores socioeconómicos, financieros y de comportamiento de pago se asociaron con la morosidad y el incumplimiento en los créditos de consumo?
2. ¿Qué variables predictoras resultaron significativas para estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina?
3. ¿Qué resultados se obtuvieron al estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo y cómo aportaron al fortalecimiento de la gestión del riesgo crediticio de la cooperativa?

1.4. Justificación.

La presente investigación sobre la construcción de un modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina se fundamenta en su pertinencia teórica, práctica, social y metodológica. Su

valor radica en la posibilidad de aportar conocimiento científico y soluciones aplicables a la gestión del riesgo crediticio en el sistema financiero popular y solidario.

Justificación teórica

Desde el plano académico, esta investigación contribuye al estudio de los modelos de predicción de riesgo crediticio en contextos no bancarios tradicionales. La literatura reciente enfatiza que las cooperativas de ahorro y crédito enfrentan particularidades socioeconómicas que limitan la efectividad de modelos de scoring diseñados para la banca comercial. La aplicación de la regresión logística en este ámbito representa un aporte teórico al adaptar y validar un modelo en función de las características propias de los socios rurales y comunitarios, integrando variables demográficas, financieras y de comportamiento de pago que no siempre son consideradas en esquemas convencionales.

Justificación práctica

En el ámbito operativo, el diseño de un modelo de regresión logística ofrece a la Cooperativa Lucha Campesina una herramienta concreta para fortalecer la gestión del riesgo crediticio. Actualmente, las metodologías aplicadas en el sector cooperativo muestran limitaciones frente al aumento paulatino de la morosidad. Un modelo predictivo validado permite anticipar posibles incumplimientos, aportar criterios técnicos para la asignación de recursos y reducir la exposición a pérdidas. Este aporte se traduce en beneficios directos para la institución, al fortalecer la estabilidad financiera y mejorar la eficiencia en la toma de decisiones.

Justificación social

El impacto social de esta investigación se refleja en la posibilidad de generar procesos crediticios más inclusivos y equitativos. La literatura muestra que las cooperativas, al atender a segmentos poblacionales con menor acceso al sistema financiero formal, requieren metodologías que eviten sesgos y amplíen la cobertura crediticia. Al considerar variables adaptadas a la realidad local, el modelo no solo reduce riesgos institucionales, sino que también facilita el acceso al crédito a familias y microemprendedores solventes que tradicionalmente han sido excluidos por la falta de historial financiero.

Justificación metodológica

Desde el punto de vista metodológico, este estudio se sustenta en el uso de técnicas econométricas avanzadas, como la regresión logística binaria, ampliamente aplicada en la literatura internacional para estimar la probabilidad de incumplimiento. El procedimiento propuesto que abarca desde la depuración y análisis exploratorio de datos hasta la validación del modelo no solo tiene valor para la presente investigación, sino que constituye un protocolo replicable en otras cooperativas ecuatorianas. En este sentido, el modelo se plantea como una contribución metodológica que puede ser actualizada y adaptada a diferentes realidades institucionales.

1.5. Objeto de estudio.

El objeto de estudio de la presente investigación es la gestión del riesgo de crédito en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, entendida como el conjunto de procesos, metodologías y herramientas orientadas a evaluar y controlar la probabilidad de incumplimiento de los socios.

Este objeto se manifiesta en la necesidad institucional de optimizar los mecanismos de evaluación crediticia, de modo que se logre una estimación más precisa y objetiva de la probabilidad de incumplimiento. En consecuencia, el análisis se centra en identificar las variables y factores determinantes de la morosidad, así como en el diseño de un modelo que permita fortalecer la calidad de la cartera y contribuir a la sostenibilidad financiera de la Cooperativa.

De esta manera, el objeto de estudio se inscribe dentro del campo de la gestión financiera y econométrica aplicada al sector cooperativo, abordando la interrelación entre el comportamiento financiero de los socios, los procesos de evaluación de riesgo actualmente implementados y las implicaciones de las decisiones crediticias para la estabilidad de la institución. El propósito último es aportar criterios analíticos y metodológicos a una problemática práctica de gestión del riesgo crediticio.

1.6. Campo de acción

El campo de acción de esta investigación se ubica en el área de gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, particularmente en los procesos de evaluación y aprobación de créditos de consumo.

La problemática asociada a la necesidad de evaluar con mayor precisión el deterioro potencial de la cartera, se refleja directamente en la forma en que la institución determina la concesión de préstamos y gestiona su exposición al riesgo. Por ello, el estudio se orienta a la construcción y validación de un modelo de regresión logística que aporte mayor objetividad a la estimación del riesgo de incumplimiento, reduciendo la dependencia de criterios subjetivos.

De esta manera, los resultados de la investigación buscan contribuir a mejorar la calidad de las decisiones crediticias y, con ello, fortalecer la estabilidad financiera de la cooperativa dentro del sistema financiero popular y solidario.

1.7. Objetivos

1.7.1. Objetivo General

Proponer un modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo y fortalecer la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, Chimborazo, Ecuador, período 2022-2024.

1.7.2. Objetivos específicos

- Determinar los fundamentos teóricos referenciales sobre la regresión logística, la probabilidad de incumplimiento y la gestión del riesgo crediticio en créditos de consumo del sector cooperativo.
- Analizar la situación de la gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, identificando las variables asociadas con el comportamiento de la morosidad y la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo.
- Diseñar un modelo de regresión logística, a partir de las variables identificadas, que permita estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa.

- Validar el modelo de regresión logística propuesto mediante la aplicación de datos históricos de la Cooperativa y la consulta a expertos en gestión de riesgo, para determinar su capacidad predictiva y pertinencia.

1.8. Hipótesis

La propuesta de un modelo de regresión logística para la gestión del riesgo de crédito mejorará significativamente la capacidad de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina para estimar la probabilidad de incumplimiento, lo que resultará en una reducción de la morosidad y en el fortalecimiento de la solvencia institucional.

Hipótesis Específicas

1. La identificación y análisis de variables financieras, demográficas y de comportamiento de pago en los créditos de consumo del período 2022–2024 permitió determinar los factores con mayor incidencia en la probabilidad de incumplimiento.

2. El modelo de regresión logística (logit) propuesto presentó un mejor desempeño predictivo respecto a los métodos de evaluación crediticia actualmente utilizados por la Cooperativa, al discriminar con mayor precisión entre clientes cumplidos y clientes con riesgo de default.

3. La validación del modelo de regresión logística, a través de datos históricos y juicios de expertos, demostró su utilidad práctica para optimizar la asignación de recursos y fortalecer los procesos de toma de decisiones en la gestión del riesgo crediticio.

1.9. Alcance temático.

El presente estudio delimitó su alcance en tres dimensiones: teórica, metodológica y práctica, con el propósito de precisar el marco en el que se desarrolló la investigación y garantizar la coherencia entre los objetivos planteados y los resultados esperados.

Alcance Teórico

La investigación se fundamentó en los principios de la gestión del riesgo crediticio y la econometría financiera, con énfasis en la probabilidad de incumplimiento y la aplicación de modelos de

regresión logística. Se revisó la literatura científica vinculada a estas temáticas, especialmente en el contexto de instituciones financieras del sector popular y solidario. El análisis no profundizó en técnicas avanzadas de aprendizaje automático ni en modelos híbridos, aunque se las reconoció como referentes dentro del campo, delimitando el marco teórico al enfoque econométrico propuesto.

Alcance Metodológico

Metodológicamente, la investigación se enmarcó en un enfoque cuantitativo. Se utilizaron datos históricos de los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina correspondientes al período 2022-2024. Con esta información se identificaron variables financieras, demográficas y de comportamiento de pago asociadas con la morosidad y la probabilidad de incumplimiento. A partir de ello, se diseñó y validó un modelo de regresión logística orientado a estimar la probabilidad de incumplimiento. El alcance metodológico excluyó otros segmentos crediticios, como productivos, comerciales o de vivienda, enfocándose únicamente en el segmento de consumo.

Alcance Práctico

En el plano práctico, la investigación generó un modelo aplicable a la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa. Los resultados se materializaron en recomendaciones para su implementación y mejora continua, de manera que la institución cuente con criterios técnicos para fortalecer la evaluación de los créditos de consumo. No obstante, la aplicación operativa a escala institucional quedó fuera del alcance de este estudio, lo que garantiza una delimitación clara entre la propuesta académica y la gestión institucional.

1.10. Delimitación Espacial y Temporal.

Delimitación Espacial

La investigación se desarrolló en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, ubicada en la Provincia de Chimborazo, Ecuador. El análisis se circunscribió al área de gestión de riesgo de crédito, enfocándose en los procesos vinculados con la evaluación, aprobación y seguimiento de los créditos de consumo, quedando fuera otros segmentos como los productivos o de vivienda,

salvo cuando fueron considerados de manera contextual para interpretar la evolución general de la morosidad institucional.

Delimitación Temporal

La investigación consideró dos dimensiones temporales:

- **Período de Ejecución:** se extenderá durante 30 meses, a partir de la aprobación del proyecto hasta la defensa de la tesis doctoral.
- **Período de Datos:** la investigación consideró un análisis contextual de la evolución de la cartera y la morosidad entre enero de 2020 y diciembre de 2024. Para la construcción, estimación y validación del modelo de regresión logística, se utilizó información histórica de los créditos de consumo correspondiente al período 2022-2024.

CAPÍTULO 2. Fundamentos Teóricos Referenciales.

El presente capítulo desarrolla los fundamentos teóricos referenciales que sustentan la investigación, con el propósito de precisar las bases conceptuales, empíricas, contextuales y normativas relacionadas con la gestión del riesgo crediticio y la estimación de la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo. Para ello, se aborda la evolución de los enfoques de medición del riesgo de crédito, los componentes asociados al deterioro de cartera, la pertinencia de los modelos econométricos y el uso de la regresión logística como técnica aplicada a variables de respuesta binaria. Asimismo, se revisan los aportes de la literatura especializada sobre modelos de evaluación crediticia, las variables predictoras del incumplimiento y el contexto del sector financiero popular y solidario en Ecuador. Finalmente, se considera el marco legal y normativo que regula la gestión del riesgo crediticio en las cooperativas de ahorro y crédito, con énfasis en los lineamientos aplicables a la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

2.1. Estado del arte (Marco Histórico y Actual).

El estado del arte sobre la gestión del riesgo crediticio evidencia una transición progresiva desde enfoques cualitativos, basados en el juicio experto, hacia metodologías cuantitativas orientadas a estimar la probabilidad de incumplimiento y anticipar el deterioro de la cartera. Esta evolución respondió al crecimiento de las operaciones crediticias, a la necesidad de reducir la subjetividad en la evaluación de los prestatarios y a las exigencias regulatorias de medición, control y provisión del riesgo. En este proceso, los modelos de scoring, la regresión logística, los modelos probit y, más recientemente, las técnicas de aprendizaje automático han sido utilizados para mejorar la clasificación de los deudores y apoyar la gestión preventiva del riesgo crediticio.

Sin embargo, la literatura también muestra que la utilidad de estos modelos depende de la calidad de la información disponible, de la estabilidad de las variables utilizadas y de la adecuación del modelo al contexto institucional en el que se aplica. En las cooperativas de ahorro y crédito, estas condiciones adquieren especial relevancia, debido a la heterogeneidad de los socios, la presencia de ingresos informales y las limitaciones de información crediticia externa. Por ello, el estado del arte no solo permite identificar los principales enfoques de medición del riesgo, sino también justificar la necesidad de modelos adaptados a la realidad operativa del sector financiero popular y solidario.

2.1.1. Evolución y Desafíos en el Sector Financiero Popular y Solidario

En el sector financiero popular y solidario, la gestión del riesgo crediticio ha adquirido mayor relevancia debido al crecimiento de las cooperativas de ahorro y crédito y a su participación en procesos de inclusión financiera. Estas instituciones cumplen una función económica y social al facilitar el acceso al crédito a hogares, trabajadores independientes, microemprendedores y segmentos con menor vinculación a la banca tradicional. Sin embargo, esa misma función amplía su exposición al riesgo de incumplimiento, especialmente cuando los socios presentan ingresos variables, limitada documentación financiera o historiales crediticios incompletos.

En Ecuador, las cooperativas de ahorro y crédito se encuentran bajo la supervisión de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, cuyas disposiciones buscan fortalecer la estabilidad del sector, la clasificación de cartera, la constitución de provisiones y la gestión integral de riesgos. En este contexto, la evaluación crediticia no puede depender únicamente de criterios cualitativos o de experiencia institucional, sino que requiere procedimientos técnicos que permitan identificar señales tempranas de deterioro y estimar de manera objetiva la probabilidad de incumplimiento.

La literatura sobre riesgo crediticio ha mostrado que los modelos cuantitativos contribuyen a reducir la subjetividad en la evaluación de los prestatarios. Los aportes clásicos de Altman (1968) permitieron consolidar el uso de indicadores financieros para anticipar situaciones de insolvencia, mientras que estudios posteriores ampliaron el campo hacia modelos de scoring, regresión logística y otras técnicas predictivas aplicadas al crédito. No obstante, la aplicación directa de estos enfoques en cooperativas requiere cautela, debido a que las condiciones operativas, la calidad de los datos y el perfil socioeconómico de los socios difieren de los observados en la banca comercial.

Desde esta perspectiva, el desafío para las cooperativas ecuatorianas no consiste únicamente en adoptar modelos ya utilizados por otras instituciones financieras, sino en adaptar las herramientas de medición del riesgo a su propia realidad institucional. En el caso de los créditos de consumo, esta necesidad se vuelve más evidente porque el comportamiento de pago depende de variables financieras, sociodemográficas y de historial crediticio que deben analizarse de forma integrada. Por ello, el estado del arte respalda la pertinencia de construir modelos ajustados al contexto

cooperativo, capaces de aportar criterios técnicos para fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio.

2.1.2. Panorama de Modelos de Evaluación: Una Mirada Crítica

La literatura sobre evaluación del riesgo crediticio muestra una evolución desde métodos tradicionales, centrados en el juicio experto y en el análisis cualitativo del solicitante, hacia enfoques cuantitativos orientados a medir la probabilidad de incumplimiento. Entre los modelos más utilizados se encuentran el credit scoring, la regresión logística, los modelos probit, los árboles de decisión, las redes neuronales y, en años recientes, los algoritmos de aprendizaje automático. Cada enfoque ha contribuido al fortalecimiento de la evaluación crediticia, aunque su pertinencia depende de la disponibilidad de datos, la capacidad institucional para implementarlo y la facilidad con que sus resultados puedan ser interpretados por los responsables de la gestión del riesgo.

Los modelos de scoring y las técnicas estadísticas, como la regresión logística, han sido ampliamente utilizados por su capacidad para clasificar prestatarios según su perfil de riesgo. Su principal ventaja radica en que permiten combinar variables financieras, sociodemográficas y de comportamiento de pago en una medida probabilística o en una escala de riesgo. No obstante, su desempeño depende de la calidad de la información histórica y de la correcta definición de la variable de incumplimiento. En instituciones cooperativas, este aspecto resulta especialmente relevante, porque la información de los socios puede presentar limitaciones asociadas a informalidad de ingresos, registros incompletos o cambios en el comportamiento de pago.

Las técnicas de aprendizaje automático han ampliado las posibilidades de predicción al identificar relaciones no lineales y patrones complejos dentro de grandes bases de datos. Sin embargo, su aplicación en cooperativas de menor escala enfrenta restricciones operativas, tecnológicas y de interpretabilidad. Aunque estos modelos pueden alcanzar mayor capacidad predictiva en determinados contextos, su complejidad puede dificultar la explicación de los resultados ante los órganos de control, los comités de crédito y los responsables de la gestión institucional. Por ello, su uso requiere no solo capacidad técnica, sino también condiciones organizacionales que permitan su validación y seguimiento.

En el ámbito de las microfinanzas y del sector cooperativo, la evidencia muestra la necesidad de modelos adaptados a las características de los prestatarios y al tipo de información disponible. La aplicación de metodologías diseñadas para la banca comercial no siempre resulta suficiente, porque las cooperativas atienden perfiles heterogéneos y, en muchos casos, socios con menor historial financiero formal. Desde una perspectiva crítica, la pertinencia de un modelo no se define únicamente por su sofisticación, sino por su capacidad para producir estimaciones comprensibles, técnicamente consistentes y aplicables a la gestión preventiva del riesgo crediticio. En este sentido, la regresión logística conserva relevancia como herramienta intermedia entre simplicidad, capacidad explicativa y utilidad práctica para la evaluación de créditos de consumo.

2.1.3. Posicionamiento y Novedad de la Investigación

El análisis de la literatura permitió identificar tres líneas principales de aporte al estudio del riesgo crediticio. La primera se relaciona con los modelos clásicos de predicción de insolvencia y deterioro financiero, que demostraron la utilidad de los indicadores económicos y financieros para anticipar situaciones de incumplimiento. La segunda correspondió al desarrollo de modelos de scoring y técnicas econométricas, entre ellas la regresión logística, orientadas a estimar la probabilidad de incumplimiento a partir de variables observables del prestatario y de la operación crediticia. La tercera se vinculó con el uso de metodologías más recientes, como árboles de decisión, bosques aleatorios y otros algoritmos de aprendizaje automático, que han ampliado la capacidad predictiva, aunque con mayores exigencias de información, infraestructura tecnológica e interpretación.

Desde esta sistematización, la presente investigación asumió una posición intermedia entre los enfoques tradicionales y los modelos de mayor complejidad computacional. La regresión logística se consideró pertinente no solo por su capacidad para estimar una variable binaria, como el cumplimiento o incumplimiento, sino también por la posibilidad de interpretar la dirección e incidencia de las variables explicativas. Esta característica resultó relevante para una cooperativa de ahorro y crédito, donde el modelo no solo debía clasificar niveles de riesgo, sino también aportar criterios comprensibles para la gestión preventiva de la cartera.

La novedad del estudio se ubicó en la aplicación contextualizada de un modelo de regresión logística a los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina,

utilizando información histórica correspondiente al período 2022-2024. A diferencia de investigaciones centradas en instituciones bancarias o en análisis descriptivos de la morosidad, esta tesis articuló la estimación de la probabilidad de incumplimiento con el fortalecimiento de la gestión del riesgo crediticio en una entidad del sector financiero popular y solidario. En este sentido, el aporte no se limitó a la construcción estadística del modelo, sino que integró la interpretación de variables financieras, sociodemográficas y de comportamiento crediticio dentro de una lógica institucional de evaluación y prevención del deterioro de cartera.

En consecuencia, la investigación se posicionó en la brecha existente entre la disponibilidad de modelos econométricos en la literatura y su adaptación efectiva a cooperativas ecuatorianas con características operativas particulares. Su contribución consistió en proponer un modelo técnicamente sustentado, interpretable y ajustado al contexto institucional, capaz de aportar evidencia empírica para estimar la probabilidad de incumplimiento y fortalecer los procesos de gestión del riesgo crediticio en la cartera de consumo.

2.2. Marco Teórico.

La gestión del riesgo de crédito constituye un componente central para la estabilidad de las cooperativas de ahorro y crédito, debido a que la calidad de la cartera incide directamente en la liquidez, la solvencia y la continuidad de la intermediación financiera. En este tipo de instituciones, la exposición al riesgo suele concentrarse en préstamos minoristas y créditos de consumo, por lo que resulta necesario contar con mecanismos de evaluación que permitan anticipar el deterioro de las operaciones y orientar la gestión preventiva de la cartera.

Desde un enfoque cuantitativo, la pérdida esperada se explica a partir de tres componentes: la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición al momento del incumplimiento (EAD) y la pérdida dado el incumplimiento (LGD). En este marco, la estimación de la probabilidad de incumplimiento adquiere especial relevancia, porque permite aproximar el riesgo asociado a cada operación y aportar criterios técnicos para la evaluación crediticia, la constitución de provisiones y el seguimiento de la cartera.

En el caso de los créditos de consumo, la medición del riesgo requiere considerar variables relacionadas con el perfil del socio, su comportamiento de pago, sus condiciones económicas y las

características de la operación crediticia. Por ello, el marco teórico desarrolla los fundamentos de la gestión del riesgo crediticio, los componentes de la pérdida esperada, los modelos de evaluación del incumplimiento y la pertinencia de la regresión logística como técnica econométrica aplicable a variables binarias.

2.2.1. Fundamentos de la gestión de riesgo de crédito

La gestión del riesgo de crédito comprende el conjunto de políticas, procedimientos y herramientas orientadas a identificar, medir, controlar y monitorear la posibilidad de pérdida derivada del incumplimiento de las obligaciones de pago por parte de los prestatarios. En las instituciones financieras, esta gestión permite preservar la calidad de la cartera, anticipar señales de deterioro y establecer medidas preventivas frente a operaciones con mayor exposición al riesgo.

En las cooperativas de ahorro y crédito, la gestión del riesgo crediticio adquiere una importancia particular porque estas entidades combinan objetivos financieros con una función social de inclusión. La cartera de consumo, al estar vinculada a hogares, trabajadores independientes y socios con distintos niveles de estabilidad económica, requiere procesos de evaluación que reduzcan la subjetividad y permitan estimar con mayor precisión la probabilidad de incumplimiento. En este sentido, la gestión del riesgo crediticio constituye el marco teórico que articula la evaluación de los prestatarios, la calidad de la cartera y la sostenibilidad institucional.

2.2.1.1. Concepto de gestión del riesgo de crédito

La gestión del riesgo de crédito se entiende como el conjunto de políticas, procedimientos, criterios de evaluación y herramientas de seguimiento orientadas a reducir la posibilidad de pérdida derivada del incumplimiento de las obligaciones contractuales de los prestatarios. En las instituciones financieras, este proceso no se limita a la aprobación inicial del crédito, sino que comprende la identificación del perfil de riesgo, la medición de la probabilidad de incumplimiento, el monitoreo del comportamiento de pago y la aplicación de medidas preventivas cuando se observan señales de deterioro de la cartera.

Desde la literatura financiera, Saunders y Allen (2002) definen el riesgo de crédito como la posibilidad de que el prestatario falle en el cumplimiento de los pagos acordados, afectando los flujos de caja y la estabilidad patrimonial de la entidad. En una línea complementaria, Bessis (2015)

señala que la gestión del riesgo de crédito implica tanto la cuantificación de la probabilidad de incumplimiento como la implementación de mecanismos de control y provisión, con el fin de preparar a las instituciones frente a pérdidas esperadas e inesperadas.

Asimismo, Altman (1968) sentó una base relevante para la gestión moderna del riesgo crediticio mediante el modelo Z-Score, al demostrar que los indicadores financieros podían anticipar situaciones de insolvencia. Posteriormente, los avances regulatorios derivados de Basilea II y Basilea III reforzaron la necesidad de metodologías estandarizadas para medir tres componentes esenciales del riesgo crediticio: la probabilidad de incumplimiento (PD), la pérdida dado el incumplimiento (LGD) y la exposición al incumplimiento (EAD).

En el caso de las cooperativas de ahorro y crédito, esta gestión adquiere un carácter particular debido al perfil de los socios atendidos y a la función social de estas entidades dentro del sistema financiero popular y solidario. La presencia de ingresos variables, información financiera limitada y heterogeneidad en los perfiles de los prestatarios exige mecanismos de evaluación que combinen criterios técnicos con conocimiento del contexto local. En Ecuador, la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) establece lineamientos para que estas entidades implementen procesos de evaluación, monitoreo y control orientados a reducir la morosidad y preservar la estabilidad del sector.

De esta forma, la gestión del riesgo de crédito no constituye únicamente un ejercicio técnico o regulatorio, sino una práctica integral que articula herramientas de análisis financiero, criterios de evaluación crediticia y conocimiento del contexto socioeconómico de los prestatarios. Este enfoque resulta especialmente relevante para la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, cuyo segmento de créditos de consumo requiere mecanismos de estimación que permitan anticipar el deterioro potencial de la cartera y fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio.

La evaluación del riesgo de crédito se apoya en tres componentes interrelacionados que permiten estimar la pérdida esperada: la probabilidad de incumplimiento (PD), la exposición al incumplimiento (EAD) y la pérdida dado el incumplimiento (LGD). La probabilidad de incumplimiento expresa la posibilidad de que un prestatario no cumpla con sus obligaciones de pago dentro de un horizonte determinado; por ello, constituye el componente central de los modelos orientados a anticipar el deterioro de la cartera. En esta investigación, la PD fue el parámetro

principal de análisis, debido a que el modelo de regresión logística se orientó a estimar la ocurrencia del incumplimiento en los créditos de consumo.

La exposición al incumplimiento representa el monto que la entidad mantiene comprometido al momento en que se produce el incumplimiento, incluyendo capital, intereses u otros valores asociados a la operación crediticia. Por su parte, la pérdida dado el incumplimiento corresponde a la proporción de esa exposición que la institución no logra recuperar luego de aplicar los mecanismos de cobranza, garantías o recuperación. En conjunto, estos tres componentes permiten relacionar el riesgo individual del prestatario con la posible afectación económica de la cartera, lo que resulta relevante para la gestión preventiva, la constitución de provisiones y el seguimiento del riesgo crediticio.

2.2.1.1.1. Importancia en cooperativas de ahorro y crédito

En las instituciones financieras, la gestión del riesgo crediticio constituye un componente esencial para preservar la calidad de la cartera, proteger los recursos captados y mantener la confianza de los socios, clientes o depositantes. Una administración deficiente de este riesgo puede traducirse en mayores niveles de morosidad, incremento de provisiones, deterioro de la liquidez y reducción de la capacidad de intermediación financiera.

En las cooperativas de ahorro y crédito, esta gestión adquiere una relevancia particular porque sus operaciones combinan objetivos financieros con una función social de inclusión. Estas entidades suelen atender a segmentos poblacionales con ingresos variables, menor acceso a información crediticia formal y mayor vulnerabilidad ante cambios económicos, lo que puede incrementar la exposición al riesgo de incumplimiento, especialmente en la cartera de consumo (Restrepo & Mesa, 2019). En el caso ecuatoriano, la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria establece la necesidad de incorporar mecanismos de control del riesgo crediticio dentro de la gestión integral de las cooperativas, con el fin de preservar la estabilidad del sector y proteger los recursos de los socios (SEPS, 2022).

2.2.1.1.2. Enlace con la sostenibilidad y solvencia institucional

La relación entre gestión del riesgo crediticio, sostenibilidad y solvencia institucional se explica por el efecto que la calidad de la cartera tiene sobre los resultados financieros de la entidad. Cuando

los créditos presentan deterioro, la cooperativa enfrenta mayores necesidades de provisión, reducción de ingresos esperados y posibles restricciones de liquidez. Por el contrario, una evaluación crediticia sustentada en criterios técnicos permite identificar perfiles de mayor riesgo, anticipar señales de incumplimiento y adoptar medidas preventivas antes de que el deterioro afecte de manera significativa la cartera.

Flores (2022), sostiene que el riesgo de crédito puede incidir en la sostenibilidad financiera de una organización, lo que permite reforzar la importancia de contar con mecanismos preventivos de evaluación y seguimiento de cartera, aunque su aplicación debe contextualizarse según el tipo de entidad analizada.

En este sentido, la gestión del riesgo crediticio no solo cumple una función de control, sino también de sostenibilidad institucional. Para las cooperativas de ahorro y crédito, mantener una cartera saludable permite proteger los recursos de los socios, sostener la intermediación financiera y conservar su función social dentro del sistema financiero popular y solidario. Por ello, la medición de la probabilidad de incumplimiento constituye un insumo relevante para fortalecer la solvencia, orientar la constitución de provisiones y mejorar la calidad de las decisiones crediticias.

2.2.1.2. Tipos de riesgo en la gestión crediticia

La gestión crediticia enfrenta distintos tipos de riesgo que se relacionan con la posibilidad de deterioro de la cartera y con la capacidad institucional para anticipar, medir y controlar sus efectos. Aunque el riesgo de crédito se expresa principalmente en el incumplimiento de pago por parte del prestatario, su análisis requiere considerar varias dimensiones complementarias, entre ellas la probabilidad de incumplimiento, la exposición de la entidad, la pérdida esperada y los riesgos asociados a la concentración, la operación y el comportamiento de los socios.

El riesgo de incumplimiento se refiere a la posibilidad de que el prestatario no cumpla con las obligaciones contractuales de pago de capital e intereses dentro de los plazos establecidos. Este riesgo constituye el núcleo del riesgo crediticio, debido a que afecta directamente la calidad del activo, la liquidez y la rentabilidad de la institución. Saunders y Allen (2002) señalan que el incumplimiento no solo implica el cese de pagos, sino también la reducción en la calidad del activo, lo que obliga a la entidad a constituir provisiones. En cooperativas de ahorro y crédito, su evaluación resulta especialmente relevante debido a la heterogeneidad de los socios y a la presencia

de ingresos variables o parcialmente informales, condiciones que pueden limitar la estimación tradicional de la capacidad de pago.

El riesgo de exposición se vincula con el monto comprometido por la entidad al momento del incumplimiento. La exposición al incumplimiento, conocida como Exposure at Default (EAD), representa el valor total que estaría en riesgo si el prestatario incumple sus obligaciones, incluyendo capital, intereses y otros compromisos derivados del crédito. De acuerdo con el Comité de Basilea (2006), la EAD constituye uno de los parámetros esenciales para el cálculo de requerimientos de capital regulatorio. En créditos de consumo, esta exposición depende del saldo pendiente, el plazo, las condiciones contractuales y la política de recuperación aplicada por la institución.

La pérdida dado el incumplimiento, conocida como Loss Given Default (LGD), corresponde a la proporción de la exposición que la institución financiera no logra recuperar luego de producido el incumplimiento. Este riesgo depende de factores como la existencia y calidad de garantías, los procesos de recuperación judicial y extrajudicial, y las condiciones del mercado. Bessis (2015) sostiene que una adecuada estimación de la LGD resulta esencial para calcular provisiones y evaluar la rentabilidad ajustada al riesgo. En cooperativas, donde las garantías pueden presentar menor formalidad o menor valor de recuperación que en la banca tradicional, este componente adquiere especial importancia para dimensionar el impacto económico del deterioro de cartera.

La probabilidad de incumplimiento, conocida como Probability of Default (PD), expresa la posibilidad estadística de que un prestatario incumpla sus obligaciones dentro de un horizonte determinado. Altman y Saunders (1998) sostienen que la estimación precisa de la PD es fundamental para la gestión del riesgo, ya que permite anticipar pérdidas y ajustar las políticas de crédito. En esta investigación, la PD constituyó el principal componente de análisis, debido a que el modelo de regresión logística se orientó a estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

Además de estos componentes centrales, la gestión crediticia debe considerar riesgos asociados a la concentración de cartera, al comportamiento oportunista del prestatario y a fallas operativas en los procesos de originación, seguimiento y recuperación. El riesgo de concentración aparece cuando una parte relevante de la cartera se agrupa en determinados segmentos, territorios o perfiles de socios, lo que aumenta la sensibilidad ante choques económicos específicos. El riesgo moral se relaciona con cambios en la conducta del prestatario después de recibir el crédito, mientras que el

riesgo operacional vinculado al crédito surge de errores, controles insuficientes o debilidades en el procesamiento y monitoreo de las operaciones. Según el Banco Mundial (2018) este último riesgo es particularmente sensible en instituciones pequeñas, donde los controles internos pueden ser limitados.

En conjunto, estos tipos de riesgo muestran que la gestión crediticia no puede limitarse a la aprobación inicial del crédito. Por el contrario, requiere sistemas de información, criterios de evaluación y modelos de seguimiento que permitan identificar señales tempranas de deterioro. Desde esta perspectiva, la estimación de la probabilidad de incumplimiento en la cartera de consumo se convierte en un insumo relevante para fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio.

2.2.1.3. Elementos y proceso de la gestión de riesgo

La gestión del riesgo de crédito constituye un proceso continuo que integra la identificación, medición, mitigación, monitoreo y control de los factores que pueden afectar la calidad de la cartera. En las cooperativas de ahorro y crédito, este proceso debe adaptarse a las características de los socios, al tipo de crédito otorgado y a la disponibilidad de información financiera y crediticia. Por ello, la gestión del riesgo no se limita a la evaluación inicial del solicitante, sino que comprende el seguimiento permanente de las operaciones y la adopción de medidas preventivas ante señales de deterioro.

La identificación del riesgo permite reconocer las fuentes potenciales de incumplimiento dentro de la cartera crediticia. Este proceso considera factores internos, como las políticas de originación, la concentración de cartera, el perfil de los socios y la calidad de la información disponible, así como factores externos relacionados con el entorno macroeconómico, el desempleo, los cambios regulatorios y las condiciones territoriales donde opera la institución. Una identificación adecuada permite anticipar situaciones que pueden afectar la capacidad de pago de los prestatarios y, en consecuencia, la estabilidad financiera de la cooperativa.

La medición del riesgo implica cuantificar la exposición de la entidad frente a posibles incumplimientos. En esta etapa adquieren relevancia las herramientas estadísticas y financieras orientadas a estimar la probabilidad de incumplimiento, la exposición al momento del incumplimiento y la pérdida esperada. La medición no solo permite aproximar la magnitud del

riesgo, sino también clasificar operaciones, definir niveles de alerta y sustentar decisiones relacionadas con provisiones, seguimiento y recuperación de cartera. Desde esta perspectiva, los modelos econométricos aportan criterios técnicos para reducir la subjetividad en la evaluación crediticia.

La mitigación comprende las acciones orientadas a reducir la probabilidad de ocurrencia del riesgo o su impacto económico sobre la institución. Entre estas acciones se encuentran la diversificación de la cartera, la definición de límites de exposición, la exigencia de garantías acordes con el perfil del crédito, la revisión de la capacidad de pago y la aplicación de políticas prudenciales de originación. En el caso cooperativo, estas medidas deben equilibrar la protección financiera de la entidad con su función social de acceso al crédito.

El monitoreo y control del riesgo constituyen una etapa permanente dentro del ciclo crediticio. A través del seguimiento de pagos, la revisión de indicadores de morosidad, la actualización de información de los socios y la identificación de señales tempranas de deterioro, la cooperativa puede adoptar medidas oportunas antes de que el incumplimiento se materialice o se profundice. Este seguimiento permite fortalecer la gestión preventiva, mejorar la calidad de la cartera y reducir la dependencia de decisiones reactivas.

Finalmente, la regulación y supervisión cumplen un papel relevante en la consolidación de prácticas prudenciales de gestión del riesgo crediticio. Los lineamientos internacionales, como los desarrollados por el Comité de Basilea, y las disposiciones nacionales emitidas por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria orientan a las instituciones financieras en la clasificación de cartera, constitución de provisiones, control interno y gestión integral de riesgos. Para las cooperativas ecuatorianas, este marco normativo contribuye a reforzar la transparencia, la estabilidad y la confianza de los socios en el sistema financiero popular y solidario.

2.2.1.4. Modelos de riesgo de crédito: evolución y enfoques

La gestión del riesgo de crédito evolucionó desde enfoques cualitativos, basados en el juicio experto, hacia metodologías cuantitativas orientadas a estimar la probabilidad de incumplimiento y clasificar a los prestatarios según su nivel de riesgo. Esta evolución respondió a la necesidad de reducir la subjetividad en la evaluación crediticia, mejorar la calidad de la cartera y fortalecer la toma de decisiones en instituciones financieras. En este proceso, los modelos tradicionales, los

modelos estadísticos y las técnicas avanzadas de aprendizaje automático han aportado distintas herramientas para medir y gestionar el riesgo de crédito.

2.2.1.4.1. Modelos tradicionales: scoring y análisis cualitativo

En sus primeras etapas, la evaluación crediticia se sustentó principalmente en el juicio experto y en el análisis cualitativo del solicitante. Factores como la reputación, la estabilidad laboral, la experiencia del analista, el historial personal y la relación previa con la entidad eran considerados elementos centrales para aprobar o rechazar una operación. Estos métodos ofrecían flexibilidad y permitían incorporar información contextual, pero también estaban expuestos a sesgos subjetivos y carecían de criterios homogéneos para comparar prestatarios con perfiles similares (Thomas, 2009).

Posteriormente, se desarrollaron los modelos de credit scoring, los cuales permitieron asignar puntajes a los solicitantes con base en variables observables y criterios más estandarizados. Siddiqi (2006) sostiene que estos modelos facilitan la toma de decisiones al combinar variables financieras, sociodemográficas y de comportamiento en una escala de riesgo. En la misma línea, Hand y Henley (1997) señalan que el credit scoring contribuyó a transformar la evaluación crediticia en un proceso más sistemático, aunque dependiente de la calidad de los datos y de la correcta especificación de las variables.

No obstante, la efectividad del scoring depende de la disponibilidad de información histórica, la estabilidad de los patrones de pago y la adecuada definición del evento de incumplimiento. En contextos cooperativos, esta condición resulta especialmente relevante porque parte de los socios puede presentar ingresos informales, historial crediticio incompleto o registros financieros limitados. Bessis (2015) advierte que los modelos de evaluación crediticia requieren información consistente y actualizada para producir estimaciones confiables; por ello, los modelos diseñados para la banca comercial no siempre pueden trasladarse de forma directa al sector financiero popular y solidario.

2.2.1.4.2. Modelos estadísticos: regresiones lineales, logit y probit

Con el avance de la econometría financiera, los modelos estadísticos ampliaron la capacidad de análisis del riesgo crediticio. El trabajo de Altman (1968) constituyó un referente en la predicción de insolvencia, al mostrar que los indicadores financieros podían utilizarse para anticipar

situaciones de deterioro. Aunque su modelo se orientó inicialmente al análisis empresarial, su aporte fue relevante porque introdujo una lógica cuantitativa para diferenciar entre sujetos con mayor y menor riesgo financiero.

Posteriormente, los modelos logit y probit se consolidaron como herramientas relevantes para estimar la probabilidad de incumplimiento, debido a que permiten trabajar con variables dependientes binarias, como cumplimiento e incumplimiento. Hosmer et al. (2013) señalan que la regresión logística resulta adecuada cuando el objetivo es estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento a partir de variables explicativas de distinta naturaleza. Greene (2018) también destaca que los modelos de elección binaria permiten analizar eventos discretos mediante funciones que restringen los valores estimados al intervalo probabilístico entre cero y uno.

En estudios de riesgo crediticio, esta característica resulta especialmente útil porque el incumplimiento suele definirse como un evento dicotómico. A diferencia de los modelos lineales, que pueden generar probabilidades fuera del rango lógico, la regresión logística permite estimar probabilidades consistentes y analizar la dirección e intensidad de la relación entre las variables explicativas y el evento de incumplimiento (Hosmer et al., 2013; Greene, 2018). Esta interpretabilidad es relevante para la gestión del riesgo crediticio, porque no solo interesa clasificar a los prestatarios, sino también comprender qué factores se asocian con el deterioro de la cartera.

En el caso de las cooperativas de ahorro y crédito, la regresión logística ofrece una ventaja adicional: puede aplicarse con requerimientos computacionales moderados y resultados comprensibles para los equipos de riesgo, comités de crédito y responsables institucionales. Esta condición permite articular la estimación estadística con procesos de evaluación y seguimiento, especialmente cuando se trabaja con carteras de consumo y variables sociodemográficas, financieras y de comportamiento crediticio (Bessis, 2015; Hand & Henley, 1997).

2.2.1.4.3. Modelos avanzados: aprendizaje automático e inteligencia artificial

En las últimas décadas, las técnicas de aprendizaje automático han introducido nuevas posibilidades para la medición del riesgo de crédito. Métodos como árboles de decisión, bosques aleatorios, máquinas de soporte vectorial y redes neuronales permiten identificar relaciones no lineales y patrones complejos en grandes volúmenes de datos. Lessmann et al. (2015) evidencian que estos enfoques pueden alcanzar altos niveles de desempeño predictivo en determinados

contextos, especialmente cuando se dispone de bases de datos amplias, información histórica consistente y capacidad computacional suficiente.

Sin embargo, la aplicación de estos modelos también presenta limitaciones. Su mayor complejidad puede dificultar la interpretación de los resultados, especialmente cuando los usuarios del modelo no cuentan con formación técnica especializada. Hand y Henley (1997) advierten que, en la evaluación crediticia, la interpretabilidad constituye un elemento central, debido a que las decisiones deben ser comprensibles, auditables y justificables ante analistas, comités de crédito y organismos de control. Esta limitación ha sido ampliamente discutida en la literatura sobre credit scoring, donde la precisión predictiva debe equilibrarse con la transparencia del modelo y su aplicabilidad institucional (Thomas, 2009; Siddiqi, 2006).

En cooperativas de ahorro y crédito de menor escala, estas restricciones adquieren mayor importancia. La implementación de modelos avanzados requiere infraestructura tecnológica, personal especializado, procesos de validación continua y mecanismos de monitoreo del desempeño predictivo. Por ello, aunque las técnicas de aprendizaje automático representan una línea relevante dentro de la evolución del riesgo crediticio, su adopción debe evaluarse en función de las capacidades institucionales, la calidad de los datos disponibles y la necesidad de mantener transparencia en la toma de decisiones (Bessis, 2015; Lessmann et al., 2015).

2.2.1.4.4. Comparación crítica y pertinencia para el sector cooperativo

La comparación entre enfoques permite observar que ningún modelo resulta universalmente superior en todos los contextos. Los métodos cualitativos aportan conocimiento del entorno y experiencia institucional, pero pueden generar decisiones heterogéneas y subjetivas. Los modelos de scoring mejoran la estandarización del proceso crediticio, aunque dependen de información histórica suficiente y de una adecuada selección de variables. Los modelos avanzados de aprendizaje automático pueden mejorar la capacidad predictiva, pero requieren condiciones tecnológicas y técnicas que no siempre están disponibles en cooperativas de menor escala (Hand & Henley, 1997; Thomas, 2009; Lessmann et al., 2015).

En este marco, la regresión logística representa una alternativa intermedia entre simplicidad, capacidad explicativa y utilidad operativa. Su aplicación permite estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo y, al mismo tiempo, interpretar la relación entre las

variables explicativas y el riesgo observado. Esta característica resulta pertinente para el sector financiero popular y solidario, donde la gestión del riesgo requiere herramientas que sean técnicamente consistentes, comprensibles para los responsables institucionales y aplicables a procesos de evaluación y seguimiento de cartera.

Para la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, la pertinencia del modelo de regresión logística se relacionó con la necesidad de fortalecer la estimación de la probabilidad de incumplimiento en su cartera de consumo, sin depender exclusivamente de criterios subjetivos ni de modelos de alta complejidad computacional. En consecuencia, la selección de este enfoque respondió tanto a fundamentos teóricos y empíricos como a criterios de aplicabilidad institucional, en coherencia con la necesidad de equilibrar capacidad predictiva, interpretabilidad y viabilidad operativa en los modelos de riesgo crediticio (Hand & Henley, 1997; Bessis, 2015).

2.2.1.5. Justificación del modelo logit en el marco teórico

La selección del modelo de regresión logística se fundamentó en su pertinencia teórica, metodológica y operativa para estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo. Este tipo de modelo resulta adecuado cuando la variable dependiente es binaria, como ocurre en los estudios de riesgo crediticio donde se clasifica al prestatario según la ocurrencia o no del incumplimiento. Hosmer et al. (2013) señalan que la regresión logística permite estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento a partir de variables explicativas de distinta naturaleza. En la misma línea, Greene (2018) sostiene que los modelos de elección binaria permiten analizar eventos discretos mediante funciones que restringen los resultados estimados al intervalo probabilístico entre cero y uno.

Desde el punto de vista econométrico, el modelo logit relaciona un conjunto de variables explicativas con la probabilidad de ocurrencia del evento analizado. En el caso del riesgo crediticio, estas variables pueden corresponder a características socioeconómicas del prestatario, condiciones del crédito, nivel de endeudamiento e historial de comportamiento de pago. Esta flexibilidad resulta relevante en contextos cooperativos, donde la información financiera formal puede ser limitada o heterogénea. Bessis (2015) destaca que la medición del riesgo de crédito requiere información consistente sobre el prestatario, la operación y el comportamiento de pago, debido a que estos elementos inciden en la estimación del incumplimiento y en la gestión preventiva de la cartera.

Otro argumento que respalda la pertinencia del modelo es su interpretabilidad. A diferencia de técnicas de mayor complejidad computacional, la regresión logística permite analizar la dirección de la relación entre cada variable explicativa y la probabilidad de incumplimiento. Esta característica resulta importante para instituciones financieras que requieren modelos comprensibles, auditables y útiles para la gestión institucional. Hand y Henley (1997) advierten que, en los modelos de evaluación crediticia, la capacidad de interpretación constituye un criterio relevante, especialmente cuando los resultados deben servir de apoyo a decisiones de originación, seguimiento y control del riesgo.

En comparación con modelos avanzados de aprendizaje automático, la regresión logística requiere menores recursos tecnológicos y puede implementarse mediante herramientas estadísticas ampliamente disponibles. Esta condición favorece su aplicación en cooperativas de ahorro y crédito, donde los modelos deben equilibrar capacidad predictiva, transparencia metodológica y viabilidad operativa. Lessmann et al. (2015) reconocen que los algoritmos de aprendizaje automático pueden alcanzar altos niveles de desempeño predictivo; sin embargo, su uso también exige mayores capacidades técnicas, infraestructura y procesos de validación continua.

En esta investigación, el modelo de regresión logística se consideró pertinente porque permitió vincular la estimación de la probabilidad de incumplimiento con variables financieras, sociodemográficas y de comportamiento crediticio disponibles en la cartera de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. Por tanto, su elección respondió no solo a criterios estadísticos, sino también a la necesidad de contar con una herramienta interpretable y aplicable a la gestión del riesgo crediticio en el contexto cooperativo.

2.2.1.6. Variables predictoras en el modelo de regresión logística

La capacidad explicativa de un modelo de regresión logística aplicado al riesgo crediticio depende de la selección de variables que representen adecuadamente la capacidad y la voluntad de pago del prestatario. En la literatura especializada, estas variables suelen agruparse en dimensiones financieras, sociodemográficas, crediticias y de comportamiento de pago. Su incorporación permite estimar la probabilidad de incumplimiento a partir de características observables del socio y de la operación crediticia, siempre que la información disponible sea consistente, comparable y pertinente para el contexto institucional.

2.2.1.6.1. Variables de comportamiento de pago

Las variables de comportamiento de pago constituyen uno de los grupos más relevantes en la evaluación crediticia, debido a que reflejan la experiencia previa del prestatario frente a sus obligaciones. El historial de cumplimiento, la morosidad acumulada, el número de atrasos y la reincidencia en pagos vencidos son indicadores que permiten aproximar el deterioro potencial de una operación crediticia. Thomas (2009) sostiene que el comportamiento histórico del prestatario es uno de los insumos centrales en los modelos de credit scoring, ya que permite diferenciar perfiles con mayor y menor probabilidad de incumplimiento.

En el caso de las cooperativas de ahorro y crédito, donde no siempre existe información externa suficiente proveniente de burós de crédito, los registros internos de la institución adquieren un valor particular. Variables como días de mora, número de cuotas vencidas o antecedentes de incumplimiento dentro de la propia cooperativa pueden aportar evidencia relevante para estimar la probabilidad de incumplimiento. Altman y Sabato (2007) señalan que la información histórica del deudor, cuando se combina con variables financieras y operativas, mejora la capacidad de los modelos para identificar señales tempranas de deterioro crediticio.

2.2.1.6.2. Variables relacionadas con las condiciones del crédito

Las condiciones propias de la operación crediticia también inciden en la probabilidad de incumplimiento. El monto otorgado, el plazo, la cuota, la tasa de interés, la periodicidad de pago y la relación entre deuda e ingresos pueden modificar la carga financiera asumida por el prestatario. Bessis (2015) plantea que la medición del riesgo crediticio debe considerar no solo el perfil del deudor, sino también las características del crédito, debido a que el riesgo se configura a partir de la interacción entre capacidad de pago, exposición y condiciones contractuales.

En los créditos de consumo, variables como el nivel de endeudamiento y la relación cuota-ingreso son especialmente relevantes, porque permiten aproximar la presión financiera que enfrenta el socio después de asumir la obligación. Una cuota elevada frente al ingreso disponible puede incrementar la vulnerabilidad del prestatario ante cambios en su situación económica. De esta manera, las condiciones del crédito no actúan de forma aislada, sino que se relacionan con la estabilidad de ingresos, el comportamiento previo y la capacidad real de pago.

2.2.1.6.3. Variables sociodemográficas y económicas del prestatario

Las variables sociodemográficas y económicas complementan la evaluación del riesgo, especialmente en carteras de consumo donde el comportamiento de pago está asociado al perfil del prestatario y a su entorno económico. La edad, el estado civil, el nivel educativo, la ocupación, las cargas familiares, los ingresos y la estabilidad laboral pueden incidir en la capacidad de pago y en la exposición al incumplimiento. Crook et al. (2007) señalan que las características individuales y económicas de los deudores son relevantes en los modelos de riesgo crediticio, porque ayudan a explicar diferencias en el comportamiento financiero de los prestatarios.

En el contexto cooperativo, estas variables adquieren mayor importancia debido a la heterogeneidad de los socios atendidos. Una parte de los prestatarios puede provenir de actividades económicas informales, trabajo independiente o unidades familiares con ingresos variables. Por ello, la evaluación del riesgo crediticio requiere considerar no solo indicadores financieros directos, sino también condiciones socioeconómicas que puedan afectar la estabilidad del flujo de ingresos y la capacidad de responder oportunamente a las obligaciones adquiridas.

2.2.1.6.4. Interacción y complementariedad de variables

La utilidad de las variables predictoras no depende únicamente de su análisis individual, sino de la forma en que interactúan dentro del modelo. Un ingreso elevado no necesariamente implica menor riesgo si el prestatario mantiene una relación deuda-ingreso alta o antecedentes de mora. De igual manera, una operación de bajo monto puede presentar riesgo si el socio evidencia inestabilidad laboral, cargas familiares elevadas o comportamiento de pago irregular. Por ello, los modelos de regresión logística permiten analizar simultáneamente varias dimensiones del riesgo y estimar la contribución relativa de cada variable al evento de incumplimiento.

Esta complementariedad resulta relevante para evitar decisiones basadas en un solo indicador. Hand y Henley (1997) destacan que los modelos de evaluación crediticia deben combinar variables que permitan capturar distintos aspectos del riesgo, siempre que estas sean interpretables y coherentes con el proceso de decisión. En este sentido, la selección de variables debe responder tanto a criterios estadísticos como a fundamentos teóricos y conocimiento institucional de la cartera.

2.2.1.6.5. Relevancia para el sector cooperativo

En el sector financiero popular y solidario, la selección de variables predictoras debe responder a la realidad operativa de las cooperativas y al perfil de sus socios. A diferencia de la banca tradicional, las cooperativas atienden segmentos con distintos niveles de formalidad económica, acceso desigual a información crediticia y condiciones de ingreso heterogéneas. Por ello, los modelos de estimación del incumplimiento requieren variables que reflejen tanto la capacidad financiera del prestatario como su comportamiento histórico y sus características socioeconómicas.

En la presente investigación, la selección de variables predictoras se orientó a identificar factores asociados con la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. Esta selección consideró la revisión teórica, la disponibilidad de información institucional y la pertinencia de las variables frente al comportamiento observado de la cartera. De esta manera, el modelo de regresión logística se sustentó en variables observables y aplicables a la gestión del riesgo crediticio, articulando la fundamentación teórica con el análisis empírico desarrollado en los capítulos posteriores.

2.2.2. Contexto teórico del sector financiero popular y solidario

El sector financiero popular y solidario constituye el entorno institucional en el que se ubica la presente investigación. Su análisis resulta necesario porque las cooperativas de ahorro y crédito no operan bajo la misma lógica que la banca comercial tradicional; además de cumplir funciones financieras, desarrollan una función social vinculada con la inclusión, el ahorro comunitario y el acceso al crédito para segmentos con menor cobertura bancaria. En este contexto, la gestión del riesgo crediticio adquiere particular relevancia, debido a que debe equilibrar la sostenibilidad financiera de la entidad con su responsabilidad social frente a los socios.

2.2.2.1. Definición y características del sector financiero popular y solidario

El sector financiero popular y solidario agrupa a organizaciones que prestan servicios financieros bajo principios de solidaridad, reciprocidad, participación democrática y beneficio colectivo. Según la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS, 2022), este sector incluye cooperativas de ahorro y crédito, mutualistas, cajas de ahorro y otras organizaciones financieras comunitarias orientadas a atender necesidades económicas de sus socios y territorios.

A diferencia de la banca privada, las entidades del sector financiero popular y solidario no se orientan exclusivamente a la maximización de rentabilidad, sino también a la generación de valor social y al fortalecimiento económico de comunidades que tradicionalmente han tenido menor acceso al sistema financiero formal. Vallejo (2019) señala que estas organizaciones promueven el desarrollo económico y social de sus miembros, mientras que Cevallos y Ruales (2020) destacan su papel en la democratización del crédito, especialmente en poblaciones rurales y sectores con limitada educación financiera.

Esta doble naturaleza, financiera y social, introduce desafíos específicos para la gestión del riesgo crediticio. Por un lado, las cooperativas deben ampliar el acceso al crédito; por otro, necesitan preservar la calidad de la cartera y proteger los recursos de los socios. En consecuencia, los modelos de evaluación del riesgo deben adaptarse a una realidad institucional en la que la inclusión financiera y la sostenibilidad patrimonial se encuentran estrechamente vinculadas.

2.2.2.2. Relevancia de las cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador

En Ecuador, las cooperativas de ahorro y crédito han adquirido una importancia creciente dentro del sistema financiero nacional, especialmente en territorios rurales y en segmentos con menor acceso a la banca tradicional. El Banco Central del Ecuador (2021) señala que estas instituciones concentran una proporción relevante de depósitos y créditos, con incidencia significativa en zonas donde el sistema bancario tiene menor presencia.

Las cooperativas funcionan como un puente entre el ahorro local y el financiamiento de actividades de consumo, producción y servicios de sus socios. Esta función les permite contribuir a la inclusión financiera y al desarrollo territorial; sin embargo, también incrementa su exposición al riesgo de incumplimiento cuando atienden a prestatarios con ingresos variables, historiales crediticios limitados o mayor vulnerabilidad económica. Mora (2018) advierte que la concentración de ciertas carteras en créditos de consumo puede elevar los niveles de morosidad, mientras que Roa (2020) señala que la ausencia de historiales crediticios formales dificulta la aplicación directa de modelos tradicionales de evaluación del riesgo.

En el contexto ecuatoriano, Noriega (2018) destaca que el sistema cooperativo de ahorro y crédito ha cumplido un papel relevante en la inclusión financiera y en la canalización de recursos hacia

segmentos con menor acceso a la banca tradicional, lo que permite comprender la importancia del sector financiero popular y solidario dentro del sistema económico nacional.

Desde esta perspectiva, el análisis del sector cooperativo ecuatoriano permite comprender por qué la estimación de la probabilidad de incumplimiento no puede abordarse únicamente con criterios generales de la banca comercial. Las características de los socios, la heterogeneidad de las fuentes de ingreso y la función social de las cooperativas exigen herramientas de evaluación que combinen sustento técnico, interpretabilidad y pertinencia institucional.

2.2.2.3. Marco normativo y regulatorio

El sector financiero popular y solidario ecuatoriano se encuentra regulado por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, entidad encargada de supervisar aspectos vinculados con solvencia, provisiones de cartera, clasificación de riesgos y gestión integral del riesgo crediticio. La SEPS (2022) establece lineamientos orientados a preservar la estabilidad del sector, proteger los recursos de los socios y fortalecer las prácticas de control dentro de las cooperativas.

A nivel internacional, los lineamientos de Basilea II y Basilea III han contribuido a consolidar principios de gestión integral de riesgos, suficiencia patrimonial, control de liquidez y transparencia financiera. El Banco de Pagos Internacionales (BIS, 2011) resalta la importancia de contar con sistemas adecuados de medición, seguimiento y control de riesgos, aunque la aplicación de estos estándares debe adaptarse al tamaño, complejidad y naturaleza de cada institución.

En el caso de las cooperativas ecuatorianas, la adopción de herramientas de medición del riesgo enfrenta limitaciones relacionadas con infraestructura tecnológica, disponibilidad de información y capacidades técnicas. Martínez (2017) advierte que la implementación de estándares avanzados en el sector cooperativo suele ser parcial, debido a restricciones operativas y de capital humano. Por ello, el marco normativo no solo exige control y prudencia, sino que también plantea la necesidad de modelos viables y ajustados a la realidad institucional de cada cooperativa.

2.2.2.4. Retos y limitaciones del sector

La literatura especializada identifica varios retos en la gestión del riesgo crediticio dentro de las cooperativas de ahorro y crédito. Uno de los principales se relaciona con la disponibilidad y calidad de la información. Altamirano (2021) señala que muchos prestatarios del sector cooperativo no cuentan con historiales crediticios formales, lo que obliga a las instituciones a complementar la

evaluación con información interna, variables socioeconómicas y criterios de comportamiento de pago.

Otro reto corresponde a las restricciones tecnológicas y de recursos humanos. Aunque existen modelos predictivos avanzados, como los basados en aprendizaje automático, su implementación puede resultar limitada en cooperativas que no disponen de infraestructura, bases de datos consolidadas o personal especializado. López (2019) advierte que esta brecha tecnológica condiciona la capacidad de las entidades para adoptar modelos de alta complejidad, aun cuando estos puedan ofrecer mejoras en el desempeño predictivo.

La exposición a la morosidad también constituye un desafío relevante. González (2020) sostiene que la vulnerabilidad socioeconómica de determinados prestatarios y el predominio de créditos de consumo pueden incrementar el riesgo de incumplimiento. A ello se suma el impacto comunitario del deterioro crediticio, pues las cooperativas se encuentran insertas en redes sociales y territoriales donde el incumplimiento afecta no solo la solvencia institucional, sino también la confianza y cohesión entre socios. Paredes (2018) destaca que esta dimensión social diferencia a las cooperativas de otras instituciones financieras y exige mecanismos de gestión prudentes, transparentes y sostenibles.

En conjunto, estos retos muestran que la gestión del riesgo crediticio en el sector financiero popular y solidario requiere herramientas técnicamente sustentadas, pero también aplicables a contextos de información imperfecta, limitaciones operativas y alta heterogeneidad de los socios.

2.2.2.5. Relevancia para la presente investigación

El análisis del sector financiero popular y solidario permitió ubicar la investigación dentro de un contexto institucional caracterizado por inclusión financiera, heterogeneidad de prestatarios y necesidad de fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio. Si bien la literatura reconoce la utilidad de los modelos de evaluación del riesgo, su aplicación en cooperativas ecuatorianas requiere ajustes que consideren la disponibilidad de información, la capacidad operativa de las instituciones y las características socioeconómicas de los socios.

En este marco, la presente investigación se orientó a proponer un modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. La pertinencia del enfoque se relacionó con la necesidad de

contar con una herramienta interpretable, técnicamente sustentada y aplicable a la gestión del riesgo crediticio en una entidad del sector financiero popular y solidario. Así, el contexto teórico del sector no solo sirvió como antecedente institucional, sino como fundamento para justificar la selección de variables, el enfoque econométrico y la orientación preventiva del modelo.

2.2.3. Síntesis teórica asumida para la investigación

La sistematización teórica desarrollada en este capítulo permitió establecer que la gestión del riesgo crediticio en cooperativas de ahorro y crédito requiere articular tres dimensiones: la medición objetiva del incumplimiento, la interpretación de las variables asociadas al riesgo y la aplicabilidad institucional de los resultados. Desde esta perspectiva, el modelo de regresión logística no se asumió únicamente como una técnica estadística, sino como un recurso metodológico coherente con el objeto de estudio y con el campo de acción de la investigación.

La literatura revisada muestra que la evaluación del riesgo crediticio ha transitado desde enfoques basados en juicio experto hacia modelos cuantitativos orientados a estimar la probabilidad de incumplimiento. Los aportes de Hand y Henley (1997) permitieron reconocer la importancia de la interpretabilidad en los modelos de evaluación crediticia, especialmente cuando sus resultados deben ser comprendidos por analistas, comités de crédito y responsables institucionales. A su vez, Bessis (2015) aportó una visión integral de la gestión del riesgo, al vincular la medición del incumplimiento con procesos de seguimiento, provisión y control de cartera. Estos enfoques fueron asumidos en la investigación porque permiten comprender el modelo no solo como herramienta predictiva, sino como apoyo a la gestión preventiva del riesgo crediticio.

La selección del modelo de regresión logística se sostuvo en su pertinencia para analizar una variable dependiente binaria, asociada al cumplimiento o incumplimiento de pago. Hosmer et al. (2013) señalan que este tipo de modelo permite estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento dicotómico a partir de variables explicativas de distinta naturaleza, mientras que Greene (2018) destaca que los modelos de elección binaria generan estimaciones probabilísticas dentro de un rango lógico entre cero y uno. Estos aportes resultaron relevantes para la investigación, debido a que el evento de interés se definió como incumplimiento en créditos de consumo.

La fundamentación de las variables predictoras también respondió a una articulación entre teoría y evidencia empírica. Thomas (2009) resalta la importancia del historial de pago en los modelos de

evaluación crediticia, mientras que Crook et al. (2007) señalan que las características individuales y económicas de los prestatarios pueden explicar diferencias en el comportamiento de pago. En esta investigación, estos aportes permitieron sustentar la inclusión de variables sociodemográficas, económicas y de comportamiento crediticio, siempre en función de la disponibilidad y consistencia de la información histórica de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

La comparación entre enfoques permitió asumir una posición intermedia. Los modelos tradicionales aportan conocimiento contextual, pero pueden mantener sesgos derivados del juicio subjetivo. Los modelos avanzados de aprendizaje automático pueden alcanzar mayor capacidad predictiva en determinados contextos, como señalan Lessmann et al. (2015), pero requieren infraestructura tecnológica, bases de datos amplias, personal especializado y mayores esfuerzos de interpretación. Frente a ello, la regresión logística ofreció un equilibrio entre capacidad explicativa, viabilidad operativa e interpretación de resultados, condiciones especialmente relevantes para una cooperativa de ahorro y crédito.

En consecuencia, la fundamentación teórica asumida por la investigación sostuvo que la estimación de la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo debía abordarse mediante un enfoque econométrico interpretable, aplicable al contexto institucional y coherente con la gestión preventiva del riesgo crediticio. Para la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, esta elección permitió vincular la información histórica de la cartera con criterios técnicos orientados a fortalecer la evaluación crediticia y anticipar el deterioro potencial de las operaciones.

2.3. Marco Conceptual.

El marco teórico-conceptual asumido en esta investigación articuló los conceptos, variables y proposiciones que permitieron comprender la relación entre gestión del riesgo crediticio, probabilidad de incumplimiento, créditos de consumo y modelo de regresión logística. En correspondencia con el documento inteligente de UIIX, este apartado no se concibió como una enumeración aislada de definiciones, sino como una integración de categorías interdependientes que explican el fenómeno de estudio y sustentan la propuesta metodológica. De acuerdo con Hernández-Sampieri et al. (2014), el marco conceptual permite establecer asociaciones entre conceptos, variables y fenómenos investigados, con el propósito de otorgar coherencia teórica al estudio.

Desde esta perspectiva, la investigación asumió que el riesgo de crédito constituye la posibilidad de pérdida derivada del incumplimiento de las obligaciones financieras del prestatario. Saunders y Allen (2002) relacionan este riesgo con la falla del deudor en el cumplimiento de los pagos pactados, mientras que Bessis (2015) lo vincula con la calidad de los activos, la rentabilidad, la estabilidad patrimonial y la necesidad de mecanismos de medición, provisión y seguimiento. En las cooperativas de ahorro y crédito, este concepto adquiere una dimensión particular porque la evaluación del riesgo debe equilibrar la sostenibilidad financiera de la entidad con su función social de inclusión.

En el caso del sector financiero popular y solidario, la gestión del riesgo crediticio no puede analizarse únicamente desde criterios bancarios tradicionales. Las cooperativas atienden socios con perfiles socioeconómicos heterogéneos, ingresos variables, menor acceso a historial crediticio formal y condiciones productivas o familiares que pueden incidir en su comportamiento de pago. Tobar Cunachi (2021) señala que las cooperativas requieren metodologías de evaluación adaptadas a las características de sus socios, debido a que los enfoques diseñados para la banca comercial no siempre capturan adecuadamente las condiciones del sector popular y solidario.

La relación entre morosidad, deterioro de cartera e incumplimiento resultó central para delimitar conceptualmente el problema de investigación. La morosidad representa una señal observable de retraso en los pagos; el deterioro de cartera expresa una pérdida progresiva en la calidad del activo crediticio; y la probabilidad de incumplimiento permite estimar la posibilidad de que el prestatario no atienda sus obligaciones dentro de un horizonte determinado. Esta distinción fue necesaria porque la investigación no se limitó a describir atrasos, sino que buscó estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo como insumo para fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio.

La literatura financiera ha demostrado que la medición del riesgo crediticio requiere herramientas capaces de relacionar información financiera, socioeconómica y de comportamiento de pago. Altman (1968) evidenció la utilidad de los modelos cuantitativos para anticipar situaciones de deterioro financiero, mientras que el Basel Committee on Banking Supervision (2006) consolidó la relevancia de parámetros como la probabilidad de incumplimiento, la exposición al incumplimiento y la pérdida dado el incumplimiento en la gestión prudencial del riesgo. Estos

aportes permitieron ubicar la probabilidad de incumplimiento como categoría central de la investigación.

La gestión del riesgo crediticio se asumió, además, como un proceso compuesto por identificación, medición, monitoreo, control y mitigación. Estos principios no operan de forma aislada, sino como etapas interdependientes de una gestión preventiva. La identificación permite reconocer factores asociados al deterioro; la medición cuantifica la probabilidad y el impacto del incumplimiento; el monitoreo permite observar la evolución de la cartera; y la mitigación orienta acciones para reducir la exposición institucional. En Ecuador, la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria establece lineamientos para que las cooperativas incorporen procesos de administración integral de riesgos, clasificación de cartera, provisiones y control de la morosidad (SEPS, 2022).

En este marco, las variables predictoras fueron comprendidas como dimensiones observables que aproximan la capacidad y voluntad de pago del prestatario. La investigación asumió tres grupos conceptuales principales: variables sociodemográficas, variables económicas y variables de comportamiento crediticio. Las variables sociodemográficas permitieron caracterizar el perfil del socio; las económicas aportaron información sobre su capacidad de pago y nivel de endeudamiento; y las de comportamiento crediticio reflejaron antecedentes asociados al cumplimiento o deterioro de obligaciones previas. Thomas (2009) destaca la importancia del historial de pago en los modelos de evaluación crediticia, mientras que Crook et al. (2007) señalan que las características individuales y económicas de los prestatarios ayudan a explicar diferencias en el comportamiento de pago.

Estas variables no explican el incumplimiento de manera aislada, sino en interacción. Un ingreso suficiente puede no reducir el riesgo si está acompañado de alto endeudamiento o antecedentes de mora. Del mismo modo, determinadas características sociodemográficas pueden asociarse con mayor estabilidad o vulnerabilidad según el contexto económico del socio. Por ello, la regresión logística resultó conceptualmente pertinente, al permitir analizar de manera conjunta la relación entre variables explicativas y un evento binario asociado al cumplimiento o incumplimiento de pago.

El modelo de regresión logística se asumió como una construcción teórico-metodológica coherente con la naturaleza del problema. Hosmer et al. (2013) sostienen que la regresión logística es

adecuada cuando se busca estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento dicotómico. Greene (2018) plantea que los modelos de elección binaria permiten obtener estimaciones probabilísticas dentro de un rango lógico entre cero y uno. Estos fundamentos respaldaron su aplicación en la presente investigación, debido a que la variable dependiente se vinculó con la ocurrencia o no del incumplimiento en créditos de consumo.

La pertinencia del modelo no se fundamentó únicamente en su capacidad estadística, sino también en su interpretabilidad y aplicabilidad institucional. Hand y Henley (1997) advierten que los modelos de evaluación crediticia deben ser comprensibles y útiles para el proceso de decisión, especialmente cuando sus resultados orientan la aprobación, seguimiento y control del crédito. Esta condición resultó relevante para la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, porque el modelo debía aportar criterios técnicos sin alejarse de las capacidades operativas de la institución.

En consecuencia, el marco teórico-conceptual asumido permitió integrar riesgo crediticio, deterioro de cartera, probabilidad de incumplimiento, variables predictoras y regresión logística dentro de una misma lógica explicativa. Esta articulación sustentó la propuesta de estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo y vincular sus resultados con el fortalecimiento de la gestión preventiva del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

2.4. Marco Contextual.

La Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina constituye el escenario institucional de la presente investigación y forma parte del sector financiero popular y solidario ecuatoriano. Su actividad se desarrolla en un entorno donde las cooperativas de ahorro y crédito cumplen una función relevante en la inclusión financiera, especialmente para socios, familias, agricultores, trabajadores independientes y pequeños emprendedores que requieren acceso a servicios de ahorro y crédito. En este contexto, la gestión del riesgo crediticio adquiere importancia porque la sostenibilidad de la institución depende de su capacidad para colocar recursos de manera responsable, preservar la calidad de la cartera y responder a las necesidades financieras de sus socios.

El contexto en el que opera la cooperativa presenta características que inciden directamente en la evaluación crediticia. Una parte de sus socios desarrolla actividades económicas vinculadas con el

comercio, la agricultura, los servicios y otras fuentes de ingreso que pueden presentar variabilidad en el tiempo. Esta condición genera desafíos para la medición de la capacidad de pago, debido a que los ingresos no siempre son estables ni se encuentran plenamente respaldados por información financiera formal. Por ello, la evaluación del riesgo en este tipo de entidades requiere considerar no solo variables económicas, sino también características sociodemográficas, comportamiento de pago y antecedentes internos de la relación crediticia.

En el caso de los créditos de consumo, el análisis contextual resulta especialmente relevante porque este segmento se vincula con necesidades personales, familiares y económicas de los socios. La morosidad en este tipo de cartera puede estar influida por cambios en los ingresos, aumento del endeudamiento, cargas familiares, inestabilidad laboral o ausencia de historial crediticio suficiente. Estas condiciones no necesariamente implican exclusión del crédito, pero sí demandan mecanismos de evaluación más objetivos que permitan diferenciar perfiles de riesgo y anticipar posibles señales de deterioro.

La experiencia reciente del sector cooperativo ecuatoriano muestra que el crecimiento de las colocaciones debe acompañarse de herramientas técnicas para fortalecer la gestión preventiva del riesgo. En este sentido, la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina enfrenta el desafío de equilibrar su función social de inclusión financiera con la necesidad de preservar la estabilidad institucional. La estimación de la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo se inserta en esa problemática, porque permite transformar la información histórica de los socios y de las operaciones crediticias en criterios cuantitativos útiles para la evaluación y seguimiento de cartera.

Desde esta perspectiva, el marco contextual no solo describe a la institución, sino que permite comprender las condiciones que justificaron la investigación. La realidad operativa de la cooperativa, la heterogeneidad de sus socios, la relevancia de la cartera de consumo y la necesidad de fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio constituyeron elementos centrales para proponer un modelo de regresión logística orientado a estimar la probabilidad de incumplimiento. Así, el contexto institucional se articuló con el objeto de estudio y con el campo de acción de la tesis, al vincular la gestión del riesgo crediticio con una problemática concreta de evaluación, seguimiento y prevención del deterioro de cartera.

2.5. Marco Legal y Normativo.

El marco legal y normativo de la investigación se asumió a partir de las disposiciones que regulan la organización, supervisión y gestión prudencial de las cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador. Su selección respondió a la relación directa que dichas normas mantienen con el problema de estudio: la necesidad de fortalecer la gestión del riesgo crediticio mediante herramientas que permitan evaluar el deterioro potencial de la cartera y estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo. Por ello, el análisis normativo no se orientó a recopilar de manera exhaustiva toda la legislación financiera ecuatoriana, sino a identificar los referentes legales que inciden en la administración del riesgo, la clasificación de cartera, la constitución de provisiones, la supervisión institucional y la protección de los socios.

En primer lugar, la Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria constituye un referente central porque define la naturaleza jurídica, social y económica de las organizaciones que integran el sector financiero popular y solidario. Esta ley permite ubicar a las cooperativas de ahorro y crédito como entidades que combinan intermediación financiera con principios de solidaridad, participación democrática e inclusión económica. Desde la perspectiva de esta investigación, la LOEPS resulta pertinente porque el modelo propuesto no se formula para una institución bancaria tradicional, sino para una cooperativa cuya gestión crediticia debe equilibrar sostenibilidad financiera y función social. En consecuencia, el marco legal seleccionado reconoce que la gestión del riesgo no puede desligarse del tipo de entidad, de sus socios ni de su rol dentro del sistema económico popular y solidario.

En segundo lugar, el Código Orgánico Monetario y Financiero aporta el marco general de regulación del sistema financiero ecuatoriano y establece principios relacionados con solvencia, liquidez, administración de riesgos, control interno y protección de los recursos del público. Su inclusión en el marco normativo se justifica porque la cartera de crédito representa uno de los principales activos de las instituciones financieras y, por tanto, su deterioro puede afectar la estabilidad institucional. En el caso de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, estos principios se relacionan directamente con la necesidad de contar con mecanismos técnicos para evaluar la cartera de consumo, anticipar posibles incumplimientos y fortalecer la toma de decisiones en materia crediticia.

La Superintendencia de Economía Popular y Solidaria constituye otro referente normativo esencial, debido a su función de supervisión, control y regulación de las entidades del sector financiero popular y solidario. Sus disposiciones orientan a las cooperativas en materia de clasificación de cartera, provisiones, seguimiento de la morosidad, administración integral de riesgos y control prudencial. En esta investigación, las disposiciones de la SEPS se asumieron como marco de referencia porque el modelo de regresión logística propuesto se vincula con la necesidad de fortalecer la medición del riesgo crediticio y aportar criterios cuantitativos para la gestión preventiva de la cartera de consumo.

Asimismo, las normas contables y financieras aplicables a las cooperativas resultan relevantes porque garantizan que la información sobre cartera, saldos, morosidad, provisiones y comportamiento de pago sea registrada bajo criterios de consistencia y trazabilidad. La construcción de un modelo de estimación de incumplimiento depende de la calidad de los datos históricos disponibles; por ello, el cumplimiento de normas contables no se consideró únicamente como una exigencia administrativa, sino como una condición necesaria para que la información utilizada en el análisis empírico sea verificable y útil para la gestión del riesgo.

Desde esta perspectiva, el marco legal y normativo seleccionado no se presentó como un inventario de disposiciones, sino como el conjunto de referentes que sostienen la pertinencia institucional de la investigación. La LOEPS permitió comprender la naturaleza cooperativa de la entidad; el Código Orgánico Monetario y Financiero aportó los principios generales de estabilidad y administración prudencial; las disposiciones de la SEPS orientaron la gestión específica del riesgo crediticio en el sector popular y solidario; y las normas contables y financieras respaldaron la calidad de la información necesaria para la modelación. Esta articulación normativa permitió posicionar la propuesta del modelo de regresión logística como una herramienta coherente con las exigencias legales de supervisión, control de cartera y sostenibilidad institucional.

En consecuencia, el marco legal asumido se relacionó directamente con el objeto de estudio y con el campo de acción de la tesis. La estimación de la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo no constituye únicamente una decisión metodológica, sino una respuesta técnica alineada con la necesidad normativa de administrar riesgos, prevenir el deterioro de la cartera y proteger los recursos de los socios. Por ello, la propuesta de un modelo de regresión logística para la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina se inscribió dentro de un marco regulatorio

que exige prudencia, seguimiento, transparencia y capacidad de respuesta frente al riesgo crediticio.

En síntesis, la sistematización teórica referencial desarrollada en este capítulo permitió establecer los fundamentos conceptuales, empíricos, contextuales y normativos que sustentaron el estudio del riesgo crediticio en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. La revisión realizada permitió asumir la probabilidad de incumplimiento como categoría central para evaluar el deterioro potencial de la cartera, reconocer la pertinencia de la regresión logística como técnica aplicable a eventos binarios e identificar las variables sociodemográficas, económicas y de comportamiento crediticio vinculadas con la capacidad y voluntad de pago de los socios. Asimismo, el análisis contextual y normativo permitió ubicar la propuesta dentro de las exigencias de gestión preventiva, clasificación de cartera, provisiones y administración integral del riesgo en el sector financiero popular y solidario. De este modo, el capítulo aportó la base necesaria para definir los fundamentos metodológicos de la investigación, operacionalizar las variables del estudio, estimar el modelo propuesto e interpretar los resultados obtenidos en función del fortalecimiento de la gestión del riesgo crediticio.

Capítulo 3. Fundamentos metodológicos y resultados de investigación.

El presente capítulo expone los fundamentos metodológicos que orientaron el desarrollo de la investigación, así como los procedimientos aplicados para estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. Su propósito fue establecer la coherencia entre el problema de investigación, los objetivos, la hipótesis, las variables de estudio y las técnicas utilizadas para el procesamiento de la información. Desde esta perspectiva, el capítulo constituye el vínculo entre la fundamentación teórica referencial desarrollada previamente y el análisis empírico que permitió sustentar la propuesta del modelo de regresión logística.

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental, transversal y correlacional. Este enfoque resultó pertinente porque el estudio trabajó con información histórica de operaciones crediticias, sin manipulación deliberada de las variables, y buscó analizar relaciones entre factores sociodemográficos, económicos y de comportamiento crediticio con la probabilidad de incumplimiento. Hernández-Sampieri et al. (2014) señalan que los estudios cuantitativos permiten medir variables, probar hipótesis y analizar relaciones mediante procedimientos estadísticos. En esta misma línea, el diseño no experimental resulta aplicable cuando las variables se observan en su contexto natural, sin intervención directa del investigador.

La operacionalización de variables permitió traducir los conceptos centrales de la investigación en dimensiones, indicadores y categorías observables. La variable dependiente se vinculó con la ocurrencia del incumplimiento, mientras que las variables independientes se relacionaron con características del socio, condiciones económicas y antecedentes de comportamiento crediticio. Esta estructura metodológica permitió asegurar correspondencia entre los fundamentos teóricos, la información disponible en la base institucional y los procedimientos estadísticos aplicados. De acuerdo con Hernández-Sampieri et al. (2014), la operacionalización facilita transformar conceptos abstractos en elementos medibles, lo que resulta necesario para garantizar coherencia entre teoría, método y análisis empírico.

Asimismo, el capítulo describe los métodos, técnicas e instrumentos utilizados para la obtención y procesamiento de los datos. La base de análisis estuvo conformada por registros históricos de créditos de consumo correspondientes al período definido para la modelación, lo que permitió

trabajar con información institucional real y pertinente para el objeto de estudio. A partir de estos datos, se aplicaron procedimientos de depuración, análisis descriptivo, selección de variables y estimación econométrica mediante regresión logística. Hosmer et al. (2013) sostienen que la regresión logística es adecuada para estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento dicotómico, como el cumplimiento o incumplimiento de pago, a partir de variables explicativas de distinta naturaleza.

Finalmente, se presentan los criterios metodológicos utilizados para valorar la capacidad del modelo propuesto, considerando su pertinencia estadística, su capacidad predictiva y su utilidad para la gestión del riesgo crediticio. En este sentido, el capítulo no solo expone el diseño metodológico de la investigación, sino que también establece las bases para interpretar los resultados obtenidos y su contribución al fortalecimiento de la gestión preventiva del riesgo en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

3.1. Cuadro operacionalización de variables.

La operacionalización de variables permitió establecer la correspondencia entre el problema de investigación, los objetivos, la hipótesis y los indicadores utilizados para el análisis empírico. En este estudio, la variable dependiente se vinculó con la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo, mientras que las variables independientes se relacionaron con características sociodemográficas, económicas y de comportamiento crediticio de los socios. Esta organización facilitó la traducción de los conceptos teóricos en indicadores observables y medibles, en coherencia con el enfoque cuantitativo de la investigación. Hernández-Sampieri et al. (2014) señalan que la operacionalización permite transformar conceptos abstractos en variables susceptibles de medición, lo que resulta necesario para articular teoría, método y análisis estadístico.

Operacionalización de Variables						
Tema: Modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo y fortalecer la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, Chimborazo, Ecuador, período 2022-2024						
Pregunta de investigación	**Objetivo general**	**Objetivos específicos**	**Hipótesis**	**Variables estudiadas**	**Dimensiones**	**Indicadores**
¿Cómo fortalecer la capacidad de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina para estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo y mejorar la gestión del riesgo crediticio?	Proponer un modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo y fortalecer la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, Chimborazo, Ecuador, período 2022-2024	Determinar los fundamentos teóricos referenciales sobre la regresión logística, la probabilidad de incumplimiento y la gestión del riesgo crediticio en créditos de consumo del sector cooperativo	La propuesta de un modelo de regresión logística para la gestión del riesgo de crédito mejorará significativamente la capacidad de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina para estimar la probabilidad de incumplimiento, lo que resultará en una reducción de la morosidad y en el fortalecimiento de la solvencia institucional	**Variable independiente: Determinantes del riesgo de crédito**	Factores sociodemográficos	Género
						Edad
						Nivel de estudios
						Número de cargas familiares
						Ocupación
		Analizar la situación de la gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, identificando las variables asociadas con el comportamiento de la morosidad y la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo			Factores económicos	Patrimonio
						Ingresos
						Egresos
						Actividad económica
		Diseñar un modelo de regresión logística, a partir de las variables identificadas, que permita estimar la probabilidad de			Características del Crédito	Monto
						Plazo
						Tasa de interés
						Tipo de crédito
						Oficina
						Destino de crédito
						Frecuencia de pago
					Riesgo y garantías	Tipo de garantía

		incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa.				Score interno
		Validar el modelo de regresión logística propuesto mediante la aplicación de datos históricos de la Cooperativa y la consulta a expertos en gestión de riesgo, para determinar su capacidad predictiva y pertinencia				Score de buró
						Número de créditos
						Días de morosidad
				Variable(s) dependiente(s): Probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo	Probabilidad de incumplimiento de pago	Incumplimiento: variable binaria: 0 = cumplimiento; 1 = incumplimiento (incumplimiento definido como mora igual o superior a 30 días).

3.2. Diseño metodológico

El diseño metodológico de la investigación se estructuró en función del problema planteado, los objetivos definidos y la hipótesis formulada. Dado que el propósito fue proponer un modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo y fortalecer la gestión del riesgo crediticio, se adoptó un enfoque cuantitativo, sustentado en el análisis de datos históricos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

La investigación fue de tipo aplicada, debido a que se orientó a aportar una solución metodológica a una problemática concreta de gestión institucional. Asimismo, presentó un alcance correlacional y explicativo, en tanto buscó identificar la relación entre variables sociodemográficas, económicas, crediticias y de comportamiento de pago con la probabilidad de incumplimiento. El diseño fue no experimental, porque no se manipularon deliberadamente las variables, sino que se analizaron registros existentes en la base institucional de créditos de consumo. Hernández-Sampieri et al. (2014) señalan que los diseños no experimentales permiten observar los fenómenos en su contexto natural para analizarlos posteriormente.

En cuanto a la dimensión temporal, el estudio utilizó información histórica correspondiente al período 2022-2024 para la construcción, estimación y validación del modelo. Esta delimitación permitió trabajar con datos recientes de la cartera de consumo y analizar el comportamiento de las variables asociadas al incumplimiento. Adicionalmente, la investigación consideró información contextual del período enero 2020-diciembre 2024 para interpretar la evolución general de la morosidad institucional y ubicar el comportamiento de la cartera dentro del entorno financiero observado.

El método principal de análisis fue la regresión logística, seleccionada por su pertinencia para estimar la probabilidad de ocurrencia de una variable dependiente binaria. En este caso, la variable dependiente correspondió al incumplimiento de pago, codificado como 0 para cumplimiento y 1 para incumplimiento, definido según el criterio de mora igual o superior a 30 días. Hosmer et al. (2013) sostienen que la regresión logística resulta adecuada cuando el objetivo es estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento dicotómico a partir de variables explicativas.

El procedimiento metodológico incluyó la depuración de la base institucional, la identificación y clasificación de variables, el análisis descriptivo de la cartera, la evaluación de asociaciones entre variables, la preselección de predictores y la estimación del modelo de regresión logística. Posteriormente, se valoró la capacidad predictiva del modelo mediante métricas de desempeño, con el propósito de determinar su pertinencia para aportar criterios técnicos a la gestión del riesgo crediticio.

3.2.1. Definición del enfoque, diseño y tipo de investigación de la tesis.

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, debido a que el problema de estudio requirió medir variables observables, analizar relaciones entre factores asociados al riesgo crediticio y estimar la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo mediante procedimientos estadísticos. Hernández-Sampieri et al. (2014) señalan que el enfoque cuantitativo permite probar hipótesis, medir variables y analizar datos numéricos con el propósito de establecer patrones de comportamiento. En este caso, dicho enfoque resultó pertinente porque la investigación utilizó una base histórica de operaciones crediticias y se orientó a construir evidencia empírica sobre los factores asociados al incumplimiento.

El diseño fue no experimental, ya que no se manipularon deliberadamente las variables independientes ni se intervino en las condiciones bajo las cuales se generaron los datos. La información analizada correspondió a registros institucionales previamente existentes de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, por lo que las variables fueron observadas tal como se presentaron en el contexto real de la cartera de consumo. De acuerdo con Hernández-Sampieri et al. (2014), los diseños no experimentales permiten estudiar fenómenos en su ambiente natural, sin alterar intencionalmente las variables que los explican.

En cuanto a la temporalidad, el estudio tuvo un carácter transversal con uso de información histórica, debido a que la estimación del modelo se realizó a partir de datos correspondientes al período 2022-2024. Esta delimitación permitió analizar operaciones crediticias ya registradas y observar el comportamiento de las variables asociadas al incumplimiento dentro del período definido para la modelación. Adicionalmente, como se señaló en la delimitación temporal, se consideró información contextual del período enero 2020-diciembre 2024 para interpretar la

evolución general de la morosidad institucional y ubicar el comportamiento de la cartera de consumo dentro de un marco más amplio de análisis.

Por su alcance, la investigación fue correlacional y explicativa. Fue correlacional porque examinó la asociación entre variables sociodemográficas, económicas, crediticias y de comportamiento de pago con la probabilidad de incumplimiento. Fue explicativa en la medida en que el modelo de regresión logística permitió estimar la contribución de dichas variables en la ocurrencia del evento de incumplimiento. Esta aproximación no buscó establecer causalidad experimental, sino identificar relaciones estadísticamente relevantes que aportaran criterios técnicos para fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio.

Asimismo, la investigación fue de tipo aplicada, debido a que sus resultados se orientaron a una problemática concreta de gestión institucional. La propuesta del modelo de regresión logística no se formuló como un ejercicio exclusivamente teórico, sino como una herramienta metodológica para apoyar la estimación de la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo y aportar criterios objetivos a la evaluación de cartera. En este sentido, el diseño metodológico respondió tanto a la necesidad de rigurosidad estadística como a la utilidad práctica del estudio para la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

3.2.2. Definición de métodos, técnicas e instrumentos de obtención de datos.

En correspondencia con el enfoque cuantitativo adoptado y con el diseño no experimental de la investigación, se asumieron métodos de obtención del conocimiento tanto en el nivel teórico como en el nivel empírico, de acuerdo con los enfoques metodológicos desarrollados dentro del esquema académico de UIIX. Esta clasificación permitió organizar el proceso investigativo desde la fundamentación conceptual del riesgo crediticio hasta el procesamiento estadístico de la información institucional utilizada para estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

En el nivel teórico, se emplearon los métodos de análisis-síntesis, inducción-deducción e histórico-lógico. El análisis-síntesis permitió examinar los principales aportes conceptuales, empíricos y normativos relacionados con la gestión del riesgo crediticio, la probabilidad de incumplimiento y la regresión logística, para luego integrarlos en una explicación coherente del problema

investigado. La inducción-deducción facilitó la articulación entre la evidencia obtenida de la revisión documental y los supuestos teóricos que sustentan la estimación del incumplimiento. Por su parte, el método histórico-lógico permitió comprender la evolución de los modelos de evaluación crediticia y su tránsito desde enfoques cualitativos hacia metodologías cuantitativas aplicadas a la gestión del riesgo.

En el nivel empírico, se utilizó el método estadístico-econométrico, debido a que la investigación requirió procesar datos históricos de créditos de consumo, identificar relaciones entre variables y estimar la probabilidad de incumplimiento mediante un modelo de regresión logística. Este método permitió organizar la información, depurar la base de datos, analizar el comportamiento de las variables, seleccionar predictores y evaluar la capacidad del modelo propuesto. La regresión logística se asumió como procedimiento econométrico central por su pertinencia para analizar una variable dependiente binaria, correspondiente al cumplimiento o incumplimiento de pago.

De manera complementaria, se aplicó el análisis documental, orientado a la revisión de literatura científica, normativa aplicable, documentos institucionales y referentes metodológicos relacionados con la gestión del riesgo crediticio en cooperativas de ahorro y crédito. Esta técnica permitió fundamentar el marco teórico, contextual y normativo de la investigación, así como vincular los resultados empíricos con los aportes previos sobre modelos de evaluación del riesgo y probabilidad de incumplimiento.

Las técnicas utilizadas fueron la revisión documental, el análisis de bases de datos institucionales y el procesamiento estadístico de la información. La revisión documental permitió sistematizar aportes teóricos, normativos y empíricos relacionados con el objeto de estudio. El análisis de bases de datos permitió trabajar con registros históricos de créditos de consumo correspondientes al período 2022-2024. El procesamiento estadístico permitió realizar la depuración de datos, el análisis descriptivo, la preselección de variables, la estimación del modelo de regresión logística y la valoración de su desempeño.

Los instrumentos empleados fueron la matriz de revisión documental, la matriz de operacionalización de variables, la base institucional de créditos de consumo, el diccionario de variables y los procedimientos de depuración y modelación estadística. Estos instrumentos permitieron mantener correspondencia entre los conceptos desarrollados en el marco teórico, las

variables declaradas en la matriz metodológica y los datos efectivamente utilizados en la estimación del modelo.

En síntesis, la combinación de métodos teóricos y empíricos permitió sostener la coherencia metodológica de la investigación. Los métodos teóricos aportaron la base para comprender y delimitar el problema de estudio, mientras que los métodos empíricos permitieron obtener, procesar y analizar la información necesaria para estimar la probabilidad de incumplimiento. Como señala Begoña (2005), la correcta selección y aplicación de métodos, técnicas e instrumentos resulta determinante para que los hallazgos y conclusiones se obtengan de manera rigurosa y científicamente fundamentada.

En síntesis, la combinación de métodos teóricos y empíricos permitió sostener la coherencia metodológica de la investigación. Los métodos teóricos aportaron la base para comprender y delimitar el problema de estudio, mientras que los métodos empíricos permitieron obtener, procesar y analizar la información necesaria para estimar la probabilidad de incumplimiento. Esta articulación garantizó que los hallazgos y conclusiones se derivaran de un proceso metodológico organizado, verificable y coherente con los objetivos de la investigación.

3.2.3. Determinación de la base de análisis y su criterio de selección.

La base de análisis de la investigación estuvo conformada por los registros históricos de créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina correspondientes al período 2022-2024. Esta información constituyó el insumo empírico principal para la construcción, estimación y validación del modelo de regresión logística, debido a que contenía datos asociados con las características sociodemográficas de los socios, las condiciones económicas, las características de la operación crediticia y los antecedentes de comportamiento de pago.

La selección de esta base respondió al propósito central de la investigación: estimar la probabilidad de incumplimiento en la cartera de consumo y aportar criterios técnicos para fortalecer la gestión del riesgo crediticio. En consecuencia, se consideraron únicamente las operaciones pertenecientes al segmento de créditos de consumo, dado que este segmento correspondió al objeto específico de modelación definido en el título, la pregunta de investigación, el objetivo general y la matriz de operacionalización de variables. Por esta razón, quedaron fuera del análisis los créditos

productivos, comerciales, de vivienda u otros segmentos que no formaron parte del alcance metodológico del estudio.

El criterio temporal se estableció en función del período 2022-2024, correspondiente a la información utilizada para la construcción y validación del modelo. Esta delimitación permitió trabajar con datos recientes de la cartera de consumo y analizar el comportamiento de las variables asociadas al incumplimiento dentro de un marco temporal definido. De manera complementaria, la investigación consideró información contextual del período enero 2020-diciembre 2024, con el propósito de interpretar la evolución general de la morosidad institucional y ubicar el comportamiento de la cartera de consumo dentro de un escenario más amplio de análisis.

Para garantizar la consistencia de la base, se aplicaron criterios de depuración orientados a conservar registros con información suficiente para el análisis estadístico. Se revisó la disponibilidad de datos relacionados con la variable dependiente, definida como cumplimiento o incumplimiento, así como la presencia de variables explicativas vinculadas con factores sociodemográficos, económicos, condiciones del crédito, garantías y comportamiento de pago. Los registros con información incompleta, inconsistente o no pertinente para la estimación fueron excluidos o tratados conforme a los procedimientos de depuración establecidos para el análisis.

La investigación no aplicó un muestreo probabilístico tradicional, debido a que no se levantó información mediante encuestas ni se seleccionaron participantes a partir de una población externa. En su lugar, se trabajó con la base institucional disponible de créditos de consumo que cumplió los criterios de inclusión definidos para el período de modelación. Esta decisión fue coherente con el enfoque cuantitativo y con el diseño no experimental del estudio, ya que la investigación analizó registros históricos existentes sin intervenir en la generación de los datos.

En síntesis, la determinación de la base de análisis permitió asegurar la correspondencia entre el problema investigado, las variables operacionalizadas y los procedimientos estadísticos aplicados. La selección de créditos de consumo del período 2022-2024 proporcionó la información necesaria para estimar la probabilidad de incumplimiento mediante regresión logística y valorar su utilidad.

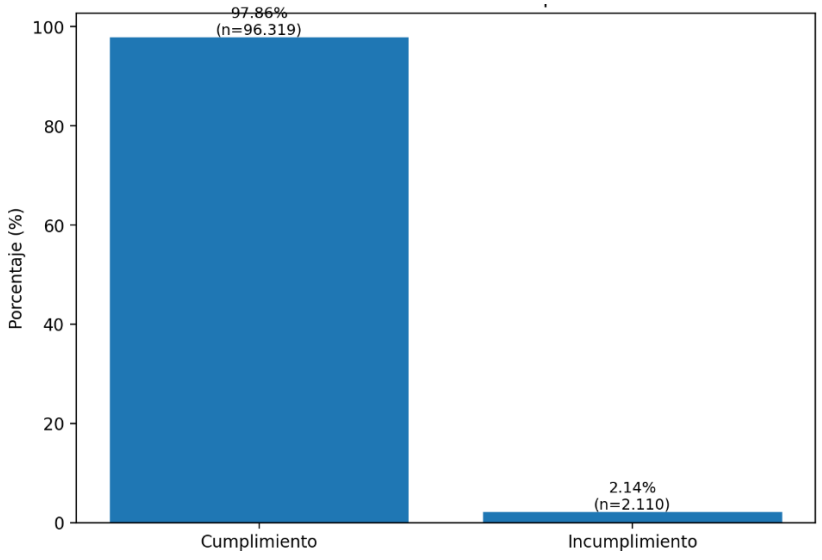
3.3. Análisis de los resultados en los datos obtenidos.

El análisis de los resultados obtenidos se desarrolló a partir de la base institucional de créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina correspondiente al período 2022-2024. Esta base permitió examinar el comportamiento de la variable dependiente, definida como incumplimiento de pago, así como la distribución de las variables independientes asociadas con factores sociodemográficos, económicos, condiciones del crédito y comportamiento crediticio. El procesamiento inicial de la información tuvo como finalidad describir la estructura de los datos, identificar patrones relevantes y establecer relaciones preliminares entre las variables antes de la estimación del modelo de regresión logística.

En primer lugar, se analizó la distribución de la variable dependiente. Los resultados evidenciaron que, de un total de 98.429 operaciones analizadas, 96.319 correspondieron a operaciones en cumplimiento, equivalentes al 97,86%, mientras que 2.110 fueron clasificadas como incumplimiento, equivalentes al 2,14%. Esta distribución muestra que el incumplimiento representa una proporción minoritaria dentro de la cartera de consumo; sin embargo, su presencia resulta metodológicamente relevante porque permite modelar el evento de riesgo y estimar su probabilidad a partir de variables observables.

Figura 1

Distribución de la variable dependiente: cumplimiento e incumplimiento



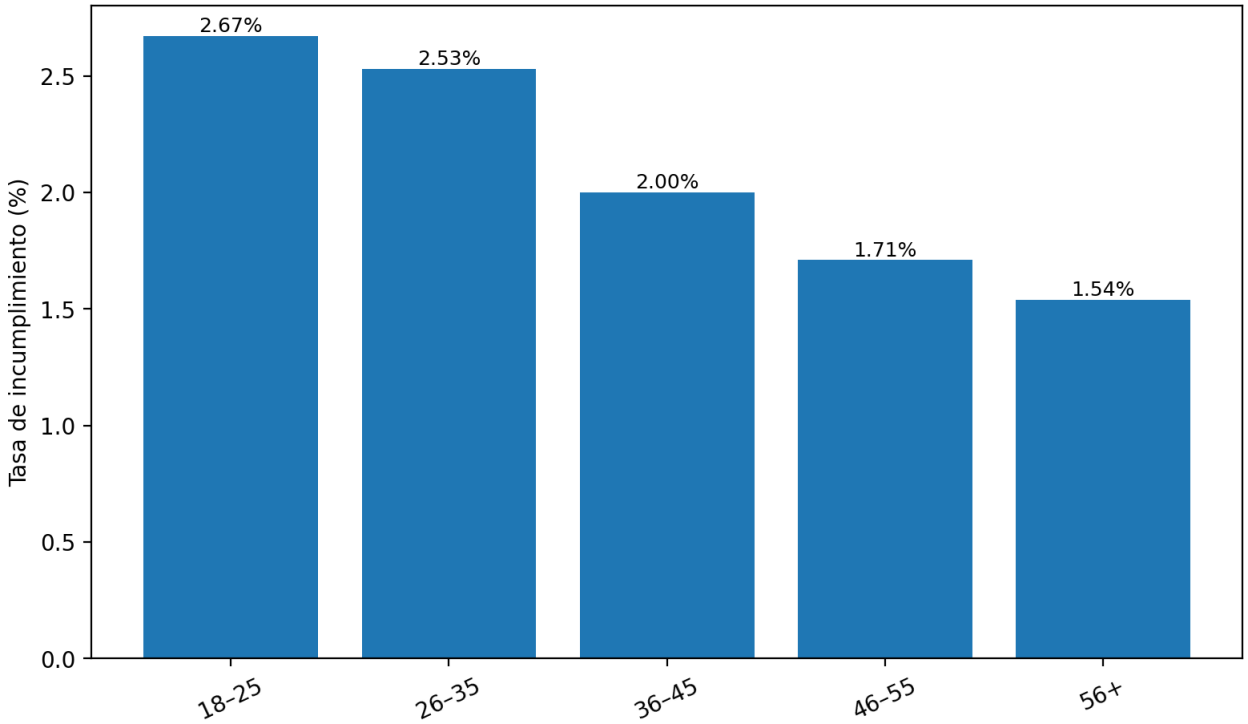
Fuente: Elaboración propia (2025)

La interpretación de esta distribución permite señalar que la cartera de consumo presenta un comportamiento mayoritariamente sano, aunque con un segmento de operaciones que evidencia deterioro y requiere seguimiento preventivo. Desde la perspectiva de la gestión del riesgo crediticio, el bajo porcentaje de incumplimiento no reduce la importancia del análisis; por el contrario, justifica la necesidad de contar con herramientas que permitan identificar anticipadamente los perfiles con mayor exposición al riesgo.

Posteriormente, se examinó el comportamiento de las variables sociodemográficas frente al incumplimiento. Entre estas variables, la edad mostró diferencias relevantes entre grupos. Los socios más jóvenes presentaron tasas de incumplimiento relativamente superiores, mientras que los grupos de mayor edad evidenciaron una reducción progresiva de dicha proporción. Este comportamiento sugiere que la edad puede estar asociada con mayor estabilidad financiera, experiencia crediticia o capacidad de administración de obligaciones, aunque dicha relación debe interpretarse como asociación estadística y no como causalidad directa.

Figura 2

Tasa de incumplimiento por grupo de edad

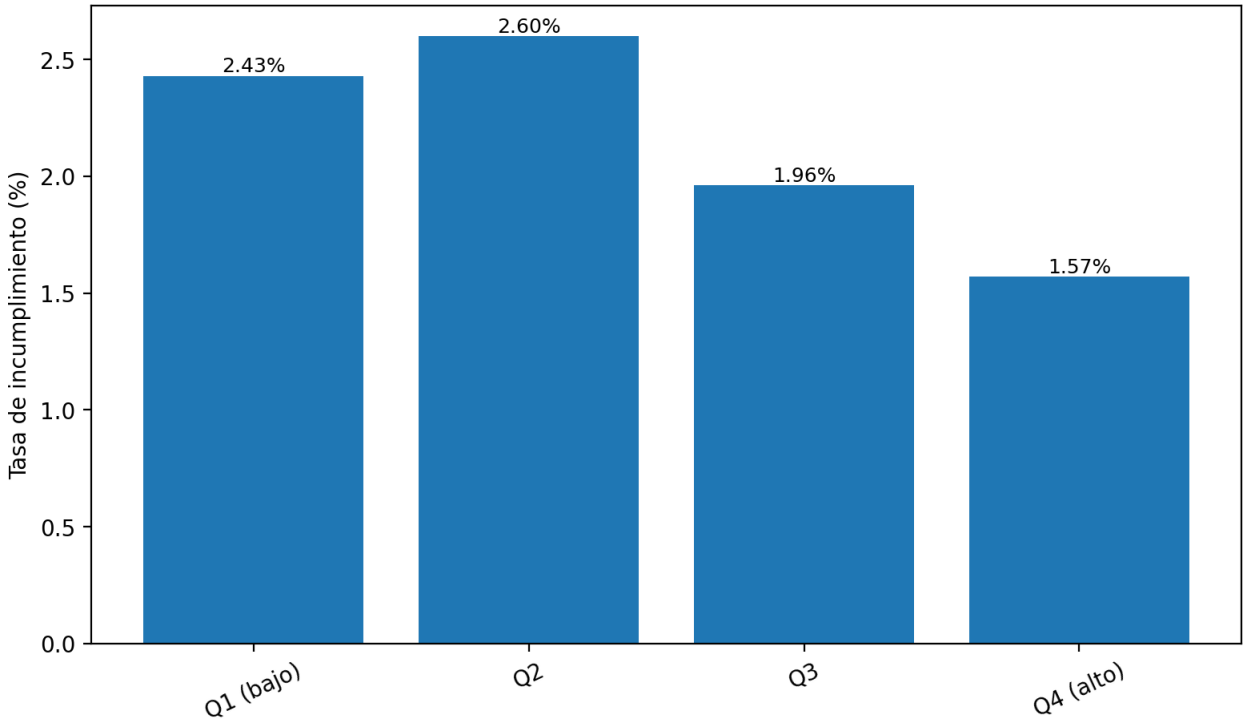


Fuente: Elaboración propia (2025)

En el análisis de las variables económicas, el nivel de ingresos permitió observar diferencias en la proporción de incumplimiento entre grupos. Los segmentos con menores ingresos registraron tasas de incumplimiento superiores frente a los grupos con mayor capacidad económica. Esta relación resulta coherente con la lógica del riesgo crediticio, debido a que los ingresos constituyen un indicador relevante de capacidad de pago. No obstante, su interpretación debe realizarse de forma conjunta con otras variables, como endeudamiento, activos, cargas familiares y antecedentes de pago.

Figura 3

Tasa de incumplimiento por nivel de ingresos

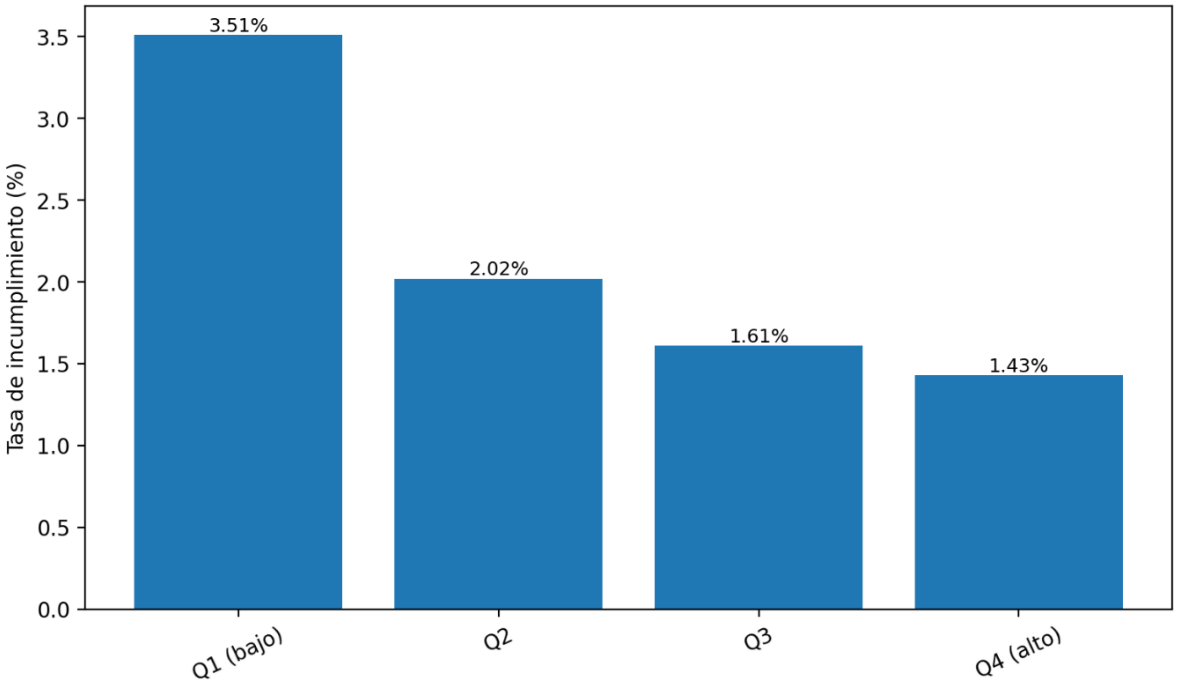


Fuente: Elaboración propia (2025)

De manera complementaria, la variable activos presentó una relación visible con el incumplimiento. Los socios ubicados en los niveles más bajos de activos registraron una tasa de incumplimiento superior a la observada en los grupos con mayor disponibilidad patrimonial. Este resultado permite interpretar que los activos pueden funcionar como una señal indirecta de respaldo económico y resiliencia financiera ante situaciones adversas. En este sentido, la variable aporta información relevante para diferenciar perfiles de riesgo dentro de la cartera de consumo.

Figura 4

Tasa de incumplimiento por nivel de activos



Fuente: Elaboración propia (2025)

Además del análisis gráfico, se elaboró una matriz resumen de asociación entre las variables independientes y la variable dependiente. Esta matriz permitió valorar la significancia estadística de las relaciones observadas mediante pruebas de asociación y el coeficiente V de Cramér. Los resultados evidenciaron asociaciones estadísticamente significativas entre el incumplimiento y variables como activos, estado civil, edad, cargas familiares, ingresos, género y nivel de deuda. Sin embargo, los valores de V de Cramér fueron bajos, lo que indica que dichas relaciones, aunque significativas, presentan una intensidad limitada.

Tabla 1

Matriz resumen de asociación entre variables independientes e incumplimiento

Variable	Chi-cuadrado	p-valor	V de Cramér	Interpretación preliminar
Género	68.01677156	1.62E-16	0.0262873	Asociación estadísticamente significativa, de baja intensidad

Estado civil	201.7937724	8.48E-46	0.0452785	Asociación estadísticamente significativa, de baja intensidad
Tipo de educación	0.0311051	0.86000612	0.0005622	No presenta asociación estadísticamente significativa
Profesión	0.586512727	0.4437708	0.0024411	No presenta asociación estadísticamente significativa
Edad	135.1101268	3.14E-28	0.0370495	Asociación estadísticamente significativa, de baja intensidad
Cargas familiares	106.0359222	9.43E-24	0.032822	Asociación estadísticamente significativa, de baja intensidad
Ingresos	100.0976247	1.48E-21	0.0318897	Asociación estadísticamente significativa, de baja intensidad
Nivel de deuda	15.85318966	0.00036101	0.0127249	Asociación estadísticamente significativa, de baja intensidad
Activos	319.0906379	7.34E-69	0.0569371	Asociación estadísticamente significativa, de baja intensidad

La lectura conjunta de estos resultados evidencia que el incumplimiento no se explica por una sola variable, sino por la interacción de múltiples factores sociodemográficos, económicos y de comportamiento crediticio. Esta característica es consistente con la naturaleza del riesgo crediticio, donde la capacidad y voluntad de pago del socio dependen de condiciones personales, patrimoniales, financieras y del historial de cumplimiento. Por ello, el análisis preliminar de los datos permitió justificar la necesidad de utilizar un modelo de regresión logística que integre simultáneamente diferentes predictores.

En síntesis, el análisis de los resultados obtenidos permitió pasar de una base institucional de registros crediticios a una lectura organizada del comportamiento de la cartera de consumo. Las figuras y la matriz de asociación no fueron utilizadas únicamente como recursos descriptivos, sino como evidencias para interpretar el deterioro potencial de la cartera, sustentar la selección de variables y fundamentar la posterior estimación del modelo de regresión logística. De esta manera, el apartado respondió a la necesidad de ilustrar, describir e interpretar los datos obtenidos, en coherencia con el problema de investigación y con el propósito de fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio.

3.4. Redacción de resultados y discusión.

El análisis de los resultados permitió caracterizar el estado actual de la gestión del riesgo crediticio en la cartera de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, a partir de la información institucional correspondiente al período 2022-2024. La base analizada comprendió 98.429 operaciones de créditos de consumo, de las cuales 96.319 correspondieron a operaciones en cumplimiento y 2.110 a operaciones clasificadas como incumplimiento. Esta distribución representó una tasa de incumplimiento de 2,14%, lo que evidenció una cartera mayoritariamente sana, aunque con un segmento de riesgo que requiere seguimiento preventivo.

Desde el punto de vista de la gestión del riesgo crediticio, este resultado mostró que la evaluación de la cartera no puede limitarse al indicador agregado de morosidad. Aunque el porcentaje de incumplimiento fue reducido, su existencia reveló la necesidad de identificar qué características de los socios y de las operaciones crediticias se asociaron con una mayor exposición al riesgo. En este sentido, el análisis de resultados permitió avanzar desde una lectura descriptiva de la cartera hacia una interpretación comparativa de las variables asociadas al incumplimiento.

En las variables sociodemográficas, se identificaron diferencias en el comportamiento del incumplimiento según edad, género, estado civil y cargas familiares. La edad mostró una tendencia diferenciada entre grupos, con mayores tasas relativas de incumplimiento en socios más jóvenes y menores niveles en grupos de mayor edad. Esta relación sugirió que la experiencia financiera, la estabilidad económica o la trayectoria crediticia pueden incidir en el comportamiento de pago. El estado civil y las cargas familiares también aportaron información para diferenciar perfiles de riesgo, aunque su interpretación debe realizarse de manera conjunta con variables económicas y de comportamiento.

En las variables económicas, los ingresos, activos y nivel de deuda mostraron relevancia para comprender la capacidad de pago de los socios. Los ingresos permitieron aproximar la disponibilidad corriente para atender obligaciones crediticias, mientras que los activos reflejaron una dimensión patrimonial asociada con mayor respaldo económico. El nivel de deuda, por su parte, permitió observar la presión financiera asumida por el socio frente a sus obligaciones. La comparación entre estas variables evidenció que el incumplimiento no responde únicamente al

nivel de ingreso, sino a la interacción entre capacidad económica, endeudamiento y respaldo patrimonial.

La discusión comparativa entre variables permitió reconocer que ninguna dimensión explica por sí sola el comportamiento de la morosidad ni la probabilidad de incumplimiento. Las variables sociodemográficas aportaron información sobre el perfil del socio; las económicas permitieron aproximar su capacidad financiera; y las variables de comportamiento crediticio reflejaron antecedentes relevantes para anticipar deterioro. Esta lectura integral resultó fundamental para justificar el uso de un modelo de regresión logística, debido a que dicho modelo permite estimar la probabilidad de incumplimiento a partir de la combinación simultánea de varios predictores.

Los resultados también evidenciaron que la gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa requiere fortalecer el uso sistemático de la información histórica disponible. La base institucional contiene variables útiles para diferenciar perfiles de riesgo, pero su aprovechamiento exige procedimientos técnicos de depuración, análisis y modelación. Por ello, la propuesta de un modelo de regresión logística se justificó como una alternativa para reducir la dependencia de criterios exclusivamente subjetivos y aportar evidencia cuantitativa a los procesos de evaluación y seguimiento de la cartera.

En síntesis, el análisis de resultados reveló que el estado actual de la gestión del riesgo crediticio presenta una cartera de consumo con bajo nivel relativo de incumplimiento, pero con señales que requieren gestión preventiva. Las variables asociadas con edad, estado civil, cargas familiares, ingresos, activos y nivel de deuda aportaron elementos para comprender el comportamiento de la morosidad y sustentar la estimación de la probabilidad de incumplimiento. Estos hallazgos permitieron justificar empíricamente la construcción del modelo de regresión logística y vincular sus resultados con el fortalecimiento de la gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

Capítulo 4. PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN

El presente capítulo desarrolló la propuesta de transformación derivada de los fundamentos teóricos, metodológicos y empíricos establecidos en los capítulos anteriores. Su propósito fue presentar el modelo de regresión logística orientado a estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, así como valorar su aporte al fortalecimiento de la gestión del riesgo crediticio. Para ello, se expuso la fundamentación de la propuesta, su estructura teórico-operativa, el cuerpo operacional del modelo, los criterios de validación y la interpretación de los resultados obtenidos. De esta manera, el capítulo articuló la evidencia estadística con una alternativa aplicable a la gestión preventiva de la cartera, contribuyendo a reducir la dependencia de criterios subjetivos y a mejorar la toma de decisiones crediticias en la institución.

4.1. Fundamentación de la propuesta de transformación.

La propuesta de transformación se fundamentó en la necesidad de fortalecer la gestión del riesgo crediticio en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, mediante una herramienta cuantitativa que permitiera estimar la probabilidad de incumplimiento a partir de información institucional disponible. La selección de un modelo de regresión logística como tipo de propuesta respondió a la naturaleza del problema investigado, debido a que la dificultad central no se limitó a la ausencia de lineamientos generales o estrategias administrativas, sino a la necesidad de contar con un mecanismo técnico para diferenciar perfiles de riesgo, anticipar el deterioro potencial de la cartera y apoyar la toma de decisiones crediticias con base empírica.

Desde la sistematización teórica referencial, la propuesta se sustentó en los aportes sobre gestión del riesgo crediticio, pérdida esperada y probabilidad de incumplimiento. La literatura revisada permitió establecer que la medición del riesgo de crédito requiere identificar la posibilidad de que un prestatario incumpla sus obligaciones y relacionarla con variables observables de su perfil económico, sociodemográfico y crediticio. En este marco, la regresión logística resultó pertinente porque permite estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento binario, en este caso el cumplimiento o incumplimiento de pago, y porque ofrece resultados interpretables para la gestión institucional.

La elección de un modelo, y no de una metodología o estrategia general, se justificó porque la investigación buscó producir una herramienta de estimación aplicable a la cartera de consumo. Una metodología habría descrito un procedimiento amplio para gestionar el riesgo, mientras que una estrategia habría orientado acciones institucionales de mejora. En cambio, el modelo permitió representar cuantitativamente la relación entre variables predictoras y probabilidad de incumplimiento, generando un resultado medible que puede incorporarse como insumo técnico en los procesos de evaluación, seguimiento y control crediticio.

Los resultados empíricos obtenidos reforzaron esta decisión. El análisis de la base institucional evidenció que la cartera de consumo presentó una proporción de incumplimiento que, aunque minoritaria en términos relativos, resultó relevante para la gestión preventiva del riesgo. Asimismo, el análisis comparativo entre variables mostró que factores como ingresos, activos, nivel de deuda, edad, estado civil, género y cargas familiares aportaron información para diferenciar perfiles de socios frente al incumplimiento. Estos hallazgos confirmaron que el deterioro de cartera no puede explicarse por una sola variable, sino por la interacción de varios factores, lo que justificó la necesidad de un modelo estadístico capaz de integrarlos de manera conjunta.

La propuesta también se fundamentó en la realidad operativa de la Cooperativa. La gestión del riesgo crediticio requiere herramientas que sean técnicamente sustentadas, pero también comprensibles y aplicables por la institución. En este sentido, la regresión logística ofreció un equilibrio entre capacidad explicativa, interpretabilidad y viabilidad operativa, lo que permitió utilizar la información histórica disponible sin exigir una infraestructura tecnológica altamente compleja. Esta característica resultó relevante para una entidad del sector financiero popular y solidario, donde las herramientas de gestión deben responder tanto a criterios técnicos como a condiciones institucionales concretas.

En consecuencia, la propuesta de transformación se orientó a convertir la información histórica de créditos de consumo en un instrumento de apoyo para la gestión preventiva del riesgo crediticio. El modelo de regresión logística permitió estimar la probabilidad de incumplimiento, clasificar operaciones según niveles de riesgo y aportar criterios objetivos para reducir la dependencia de decisiones exclusivamente subjetivas. De esta manera, la propuesta se vinculó directamente con el problema investigado, con los fundamentos teóricos asumidos y con los resultados obtenidos en el análisis empírico.

4.2. Estructura de la propuesta de transformación.

La propuesta de transformación se estructuró como un modelo de regresión logística orientado a estimar la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. Su diseño respondió a la necesidad de convertir la información histórica de la cartera en un instrumento técnico de apoyo para la gestión preventiva del riesgo crediticio. En este sentido, la propuesta no se concibió como una metodología general ni como una estrategia administrativa, sino como un modelo cuantitativo capaz de integrar variables sociodemográficas, económicas y de comportamiento crediticio para generar una estimación probabilística del incumplimiento.

La estructura de la propuesta integró cuatro componentes principales: el objetivo de la propuesta, los objetivos específicos, el aparato teórico-conceptual y referencial, y el cuerpo operacional del modelo. Estos componentes permitieron articular la finalidad transformadora de la propuesta con los fundamentos teóricos asumidos, los datos empíricos procesados y los procedimientos técnicos utilizados para la estimación y validación del modelo. De esta manera, la estructura propuesta vinculó la fundamentación científica con una aplicación práctica orientada al fortalecimiento de la gestión del riesgo crediticio.

El modelo se apoyó en la información institucional de créditos de consumo correspondiente al período 2022-2024, previamente depurada y organizada en función de la variable dependiente de incumplimiento y de las variables independientes seleccionadas. A partir de esta base, la propuesta permitió estimar probabilidades individuales de incumplimiento, clasificar perfiles de riesgo y aportar criterios objetivos para la evaluación y seguimiento de la cartera. Por ello, su estructura se orientó a ofrecer una herramienta técnicamente sustentada, interpretable y aplicable a la realidad operativa de la Cooperativa.

4.2.1. Objetivo general de la propuesta

- Optimizar la gestión del riesgo crediticio mediante la estimación de la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, a partir de la propuesta de un modelo de regresión logística que aporte criterios

técnicos de clasificación, seguimiento preventivo y diferenciación de perfiles de riesgo para el fortalecimiento de la toma de decisiones financieras.

4.2.2. Objetivos específicos de la propuesta

1. Construir una base de datos depurada e integrada con variables sociodemográficas, económicas, crediticias y de comportamiento de pago relevantes para la estimación de la probabilidad de incumplimiento en créditos de consumo.

2. Estimar los parámetros del modelo de regresión logística, identificando las variables con mayor aporte explicativo en la probabilidad de incumplimiento crediticio.

3. Validar empíricamente el modelo mediante indicadores de desempeño estadístico y predictivo, tales como AUC, Gini, prueba de Hosmer-Lemeshow, KS y Brier Score.

4. Definir criterios técnicos de clasificación y seguimiento preventivo de la cartera, a partir de las probabilidades de incumplimiento estimadas por el modelo.

5. Proponer un esquema de actualización y monitoreo continuo del modelo, que permita preservar su utilidad frente a cambios en las condiciones económicas y en el comportamiento del portafolio crediticio.

4.2.3. Aparato teórico-conceptual y referencial

El aparato teórico-conceptual y referencial de la propuesta se sustentó en la articulación entre la gestión del riesgo crediticio, la probabilidad de incumplimiento, las variables predictoras del comportamiento de pago y la regresión logística como técnica econométrica aplicable a eventos binarios. Esta articulación permitió fundamentar la propuesta no como una acción aislada de mejora institucional, sino como un modelo cuantitativo orientado a transformar la información histórica de la cartera de consumo en criterios técnicos para la evaluación y seguimiento del riesgo.

Desde el punto de vista teórico, la propuesta asumió que el riesgo de crédito constituye una posibilidad de pérdida asociada al incumplimiento de las obligaciones de pago por parte del prestatario. En este sentido, la gestión del riesgo crediticio no se redujo a la recuperación de cartera vencida, sino que se comprendió como un proceso preventivo que incluye identificación, medición,

monitoreo y control del deterioro potencial de las operaciones. Bessis (2015) plantea que la medición del riesgo debe integrarse a los procesos de gestión institucional, especialmente cuando los resultados sirven para orientar decisiones de originación, provisión y seguimiento de cartera.

En el plano conceptual, la propuesta se apoyó en la probabilidad de incumplimiento como categoría central para evaluar el riesgo de los créditos de consumo. Esta categoría permitió diferenciar la simple observación de la morosidad de una estimación probabilística del incumplimiento futuro o potencial. Mientras la morosidad describe un atraso observado, la probabilidad de incumplimiento permite anticipar el riesgo asociado a cada socio u operación crediticia. Esta diferencia resultó relevante para la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, debido a que la gestión preventiva requiere identificar perfiles de riesgo antes de que el deterioro de cartera se profundice.

La selección del modelo de regresión logística se fundamentó en la naturaleza de la variable dependiente, definida como cumplimiento o incumplimiento de pago. Hosmer et al. (2013) sostienen que la regresión logística resulta adecuada cuando se busca estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento dicotómico a partir de variables explicativas. Desde esta perspectiva, el modelo permitió relacionar la condición de incumplimiento con variables sociodemográficas, económicas, crediticias y de comportamiento de pago, generando una estimación individual de riesgo expresada en términos probabilísticos.

El componente referencial de la propuesta también consideró la necesidad de que los modelos de evaluación crediticia sean interpretables y aplicables al contexto institucional. Hand y Henley (1997) señalan que la utilidad de un modelo de riesgo no depende únicamente de su capacidad predictiva, sino también de su comprensión por parte de quienes participan en la toma de decisiones. Este criterio fue asumido en la propuesta porque la Cooperativa requiere una herramienta que pueda ser utilizada como apoyo técnico para la evaluación y el seguimiento de la cartera, sin convertirse en un mecanismo automático de aprobación o rechazo de créditos.

Asimismo, la propuesta se apoyó en la evidencia empírica obtenida en la investigación. El análisis de los datos mostró que el incumplimiento en la cartera de consumo no se explicó por una sola variable, sino por la interacción entre características del socio, condiciones económicas y antecedentes crediticios. Variables como ingresos, activos, nivel de deuda, edad, estado civil, género y cargas familiares aportaron información para diferenciar perfiles de riesgo. Esta evidencia

justificó que el modelo integrara varios predictores de manera simultánea, en lugar de depender de criterios aislados o exclusivamente subjetivos.

En consecuencia, el aparato teórico-conceptual y referencial de la propuesta integró tres niveles de sustento. El primero correspondió al fundamento financiero, relacionado con la gestión del riesgo crediticio y el deterioro potencial de la cartera. El segundo correspondió al fundamento econométrico, asociado con la pertinencia de la regresión logística para estimar una variable binaria de incumplimiento. El tercero correspondió al fundamento institucional, vinculado con la necesidad de que la Cooperativa disponga de criterios técnicos interpretables para clasificar perfiles de riesgo, priorizar el seguimiento preventivo y fortalecer la toma de decisiones financieras.

De esta manera, el modelo propuesto se sustentó en una relación lógica entre teoría, evidencia empírica y necesidad institucional. La sistematización teórica permitió definir la probabilidad de incumplimiento como categoría central; el análisis de datos permitió identificar variables relevantes para diferenciar perfiles de riesgo; y la regresión logística permitió integrar estos elementos en una herramienta cuantitativa aplicable a la gestión preventiva de los créditos de consumo.

4.2.4. Cuerpo operacional de la propuesta

Se estructuró a partir de una secuencia lógica que permitió transformar la información histórica de créditos de consumo en una estimación probabilística del incumplimiento. Esta secuencia respondió a la naturaleza del modelo seleccionado, debido a que la regresión logística requiere una variable dependiente claramente definida, variables explicativas depuradas y procedimientos de validación que permitan valorar su capacidad de clasificación. Por ello, el cuerpo operacional no se limitó a describir actividades técnicas, sino que organizó las fases necesarias para convertir los datos institucionales en criterios aplicables a la gestión preventiva del riesgo crediticio.

La primera fase correspondió a la organización y depuración de la base institucional. Esta etapa resultó necesaria porque la calidad del modelo dependió de la consistencia de los registros utilizados. Se revisaron las operaciones de créditos de consumo correspondientes al período 2022-2024, se identificó la variable dependiente de incumplimiento y se seleccionaron variables sociodemográficas, económicas, crediticias y de comportamiento de pago. Con ello se buscó

asegurar que la información utilizada fuera pertinente para el objetivo de estimar la probabilidad de incumplimiento y coherente con la matriz de operacionalización de variables.

La segunda fase se orientó al análisis descriptivo y comparativo de las variables. En esta etapa se examinaron las distribuciones de frecuencia, las tablas cruzadas y las pruebas de asociación entre las variables independientes y el incumplimiento. Este análisis permitió identificar patrones preliminares en la cartera de consumo y reconocer variables con potencial aporte explicativo. Su función dentro de la propuesta fue evitar una selección arbitraria de predictores y fundamentar la modelación en evidencia empírica obtenida de la propia cooperativa.

La tercera fase consistió en la estimación del modelo de regresión logística. A partir de las variables seleccionadas, se estimaron los parámetros del modelo con el propósito de calcular la probabilidad de incumplimiento para cada operación o perfil analizado. Esta fase constituyó el núcleo operativo de la propuesta, porque permitió pasar de una evaluación descriptiva de la cartera a una estimación cuantitativa del riesgo. El resultado principal fue una probabilidad individual de incumplimiento, interpretable como insumo técnico para la clasificación y seguimiento de la cartera.

La cuarta fase correspondió a la evaluación del desempeño del modelo. Para ello, se utilizaron indicadores estadísticos y predictivos orientados a valorar su capacidad discriminativa y su utilidad práctica. Métricas como la curva ROC, el AUC, el estadístico KS, la matriz de confusión y otras medidas de clasificación permitieron analizar si el modelo diferenciaba adecuadamente entre operaciones cumplidas e incumplidas. Esta validación fue necesaria para evitar que el modelo se asumiera como útil solo por su formulación teórica, sin contrastar su comportamiento frente a los datos observados.

La quinta fase se vinculó con la traducción de los resultados del modelo en criterios técnicos para la gestión institucional. Las probabilidades estimadas permitieron proponer niveles de riesgo, criterios de seguimiento preventivo y alertas para apoyar la evaluación crediticia. En esta etapa, el modelo no se concibió como un mecanismo automático de aprobación o rechazo, sino como una herramienta de apoyo para reducir la dependencia de criterios subjetivos y fortalecer la toma de decisiones financieras en la cooperativa.

Finalmente, la sexta fase se orientó al seguimiento y actualización del modelo. Dado que el comportamiento crediticio puede cambiar ante variaciones económicas, institucionales o del portafolio, la propuesta consideró la necesidad de monitorear periódicamente el desempeño del modelo y actualizarlo cuando las condiciones de la cartera lo requieran. Esta fase permitió incorporar una visión dinámica de la gestión del riesgo, evitando que el modelo se entienda como una herramienta estática.

En conjunto, el cuerpo operacional articuló la preparación de datos, el análisis descriptivo, la estimación econométrica, la validación del desempeño y la aplicación institucional de los resultados. Esta secuencia permitió que la propuesta respondiera tanto a las exigencias técnicas de la regresión logística como a la necesidad práctica de fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

4.3. Valoración/ evaluación / validación de la propuesta de transformación.

La valoración, evaluación y validación de la propuesta de transformación se realizó a partir del análisis empírico de la cartera de créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina y de la estimación del modelo de regresión logística propuesto. Este apartado permitió contrastar la pertinencia del modelo frente al problema institucional, evaluar su capacidad para estimar la probabilidad de incumplimiento y valorar su utilidad como herramienta de apoyo para la gestión preventiva del riesgo crediticio.

Para ello, se analizaron tres dimensiones complementarias. La primera correspondió a la pertinencia institucional de la propuesta, considerando la evolución de la morosidad y la necesidad de fortalecer los procesos de evaluación y seguimiento de la cartera. La segunda se relacionó con la capacidad técnica del modelo, evaluada mediante el análisis de variables, la estimación de coeficientes y el uso de métricas estadísticas de desempeño. La tercera se vinculó con su utilidad práctica, entendida como la posibilidad de aportar criterios técnicos para clasificar perfiles de riesgo, priorizar el seguimiento preventivo y apoyar la toma de decisiones financieras.

La validación no se asumió como una implementación definitiva del modelo dentro de la operación institucional, sino como una valoración técnica de su pertinencia, desempeño y aplicabilidad potencial. En este sentido, los resultados obtenidos permitieron identificar fortalezas, limitaciones

y condiciones necesarias para su uso gradual en la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa. Esta lectura resulta importante porque evita atribuir al modelo efectos automáticos sobre la reducción de la morosidad y lo posiciona como una herramienta de apoyo basada en evidencia empírica.

4.3.1. Pertinencia frente al problema institucional

La pertinencia de la propuesta frente al problema institucional se valoró a partir de la evolución de la cartera y de la necesidad de fortalecer la gestión preventiva del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. El análisis realizado evidenció que la cartera de consumo mantuvo una proporción mayoritaria de operaciones en cumplimiento; sin embargo, también mostró la existencia de operaciones con incumplimiento que requieren ser identificadas oportunamente para evitar un mayor deterioro de la calidad crediticia. Esta situación confirmó que el problema no debía abordarse únicamente desde la recuperación de cartera vencida, sino desde la estimación anticipada de la probabilidad de incumplimiento.

La propuesta resultó pertinente porque permitió responder a una necesidad específica de la Cooperativa: contar con criterios técnicos para diferenciar perfiles de riesgo dentro de la cartera de consumo. En este sentido, el modelo de regresión logística no se concibió como un sustituto del criterio profesional de los analistas de crédito, sino como una herramienta de apoyo para complementar la evaluación institucional mediante evidencia cuantitativa. Esta característica resultó relevante porque el riesgo crediticio en cooperativas no depende de un único factor, sino de la interacción entre variables económicas, sociodemográficas y de comportamiento crediticio.

Desde el punto de vista institucional, la pertinencia del modelo se relacionó con su capacidad para utilizar información histórica disponible y transformarla en una estimación probabilística interpretable. A partir de los datos de créditos de consumo del período 2022-2024, el modelo permitió identificar variables asociadas con el incumplimiento y generar probabilidades que pueden servir como insumo para clasificar operaciones, priorizar seguimiento preventivo y fortalecer la toma de decisiones financieras. De esta manera, la propuesta se alineó con la necesidad de reducir la dependencia de evaluaciones exclusivamente subjetivas y avanzar hacia una gestión crediticia más sustentada en evidencia.

La pertinencia también se evidenció en la relación entre el modelo y el contexto operativo de la Cooperativa. Al tratarse de una entidad del sector financiero popular y solidario, la propuesta debía ser técnicamente sustentada, pero también comprensible y aplicable. La regresión logística respondió a esta condición porque permitió estimar la probabilidad de incumplimiento sin exigir niveles de complejidad tecnológica propios de modelos avanzados de aprendizaje automático. Esto favoreció su posible incorporación gradual en procesos de evaluación y seguimiento, siempre como herramienta complementaria y sujeta a monitoreo periódico.

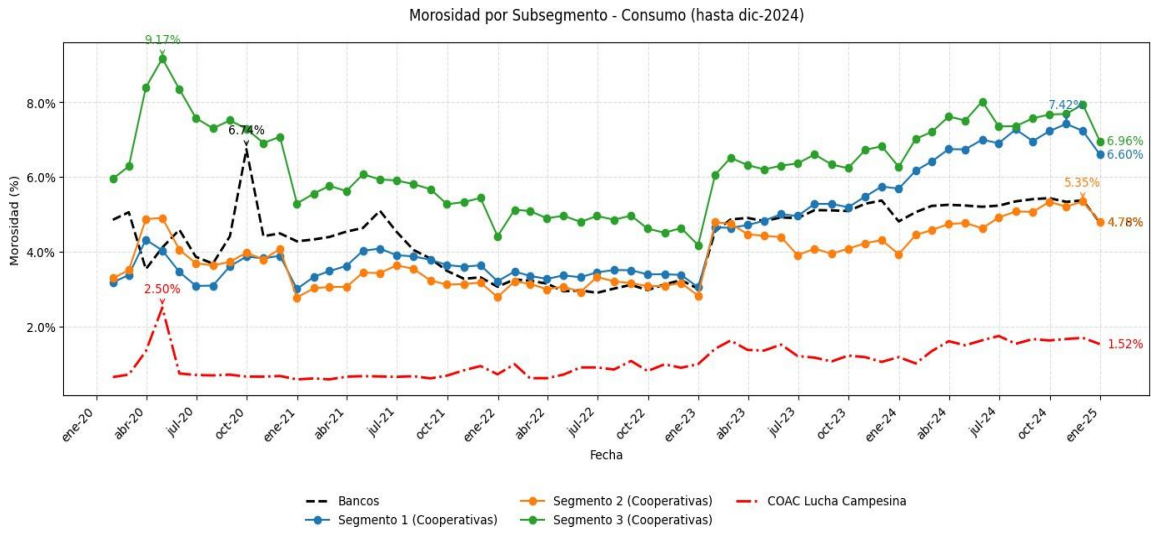
En síntesis, la propuesta fue pertinente frente al problema institucional porque permitió vincular el análisis del deterioro potencial de la cartera con una herramienta cuantitativa de estimación del riesgo. Su aporte consistió en transformar los datos históricos de créditos de consumo en criterios técnicos para la gestión preventiva, sin asumir que el modelo elimina por sí mismo el riesgo crediticio. Por el contrario, su valor radicó en ofrecer una base objetiva para anticipar señales de incumplimiento, diferenciar perfiles de riesgo y fortalecer la gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

4.3.1.1. Créditos de consumo (COAC Lucha Campesina vs. sistema)

En consumo, la COAC Lucha Campesina exhibe niveles sistemáticamente inferiores a los del sistema, operando en un rango estrecho ≈ 1,0–2,5 % y cerrando dic-2024 en ≈ 1,52 %. En contraste, las cooperativas del Segmento 3 registraron el pico sistémico ≈ 9,17 % en 2020 y mantienen niveles elevados hacia 2024 (≈ 6,9 %). Los bancos alcanzaron un máximo ≈ 6,7 % en 2020 y estabilizaron entre ≈ 3–5 %, con cierre ≈ 5,35 %. Los Segmentos 1 y 2 muestran una deriva alcista desde 2023 (cierres en el entorno de ≈ 7,4 % y ≈ 4,8–5,0 %, respectivamente).

Figura 5

Morosidad Créditos de Consumo Bancos, Segmento 1,2 y 3 vs Coac Lucha Campesina periodo ene-20 hasta dic-24



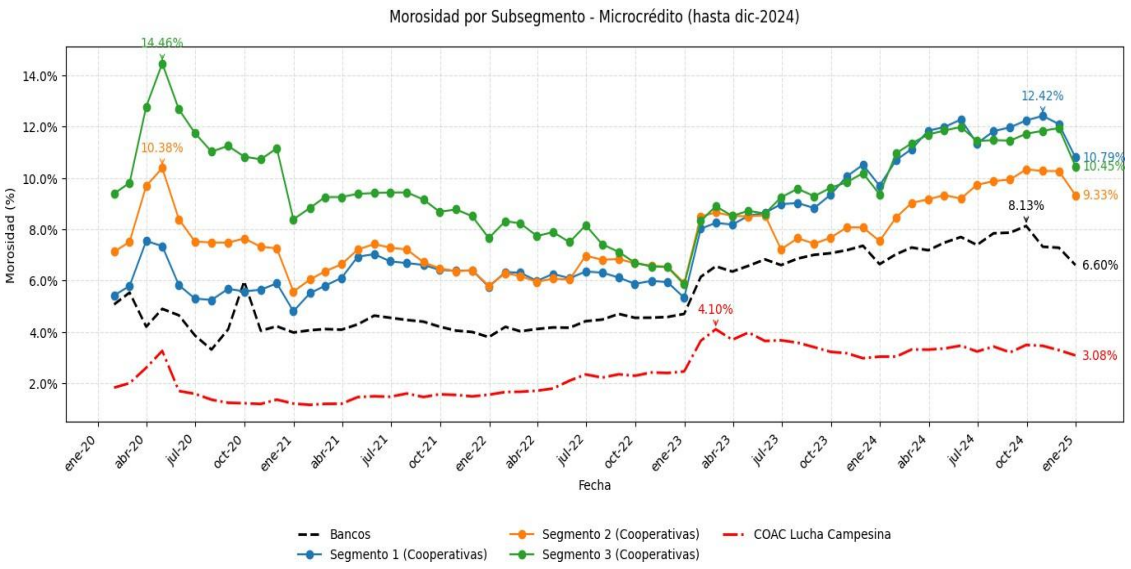
Las brechas de cierre (dic-2024) son materialmente amplias: LC vs. Segmento 3 ≈ 5,4 p.p. (1,52 % vs. 6,9 %), LC vs. bancos ≈ 3,8 p.p. (1,52 % vs. 5,35 %) y LC vs. Segmento 2 ≈ 3,3 p.p.. Estadísticamente, el nivel (media anual aproximada) de la Coac Lucha Campesina es bajo y la dispersión acotada (amplitud pico–valle ≈ 1–1,5 p.p.), lo que indica volatilidad contenida frente a cooperativas, cuyas series presentan amplitudes superiores y quiebre de régimen alrededor de 2023 (escalón al alza). Aun así, en la Coac Lucha Campesina se observa una pendiente positiva en 2022–2024 (≈ +0,2–0,3 p.p./año), consistente con un deterioro incipiente del portafolio de consumo. Esta combinación niveles bajos, pero tendencia ascendente justifica migrar desde un control ex-post de la mora observada hacia clasificación ex-ante mediante PD (modelo logit) para sostener la ventaja relativa y amortiguar shocks sistémicos.

4.3.1.2. Cartera de Microcrédito (COAC Lucha Campesina vs. sistema)

El microcrédito es uno de los segmentos estructuralmente más riesgoso del sistema. El Segmento 3 alcanzó el pico ≈ 14,46% en 2020, y el Segmento 2 alrededor de ≈ 10,38%; los bancos se mantienen por debajo de cooperativas, pero con deriva alcista hacia ≈ 6,6% al cierre de 2024. En ese contexto, LC registró un máximo ≈ 4,10 % (mar-2023) y cierra 2024 en ≈ 3,08%, niveles claramente inferiores al entorno.

Figura 6

Morosidad Microcréditos Bancos, Segmento 1,2 y 3 vs Coac Lucha Campesina periodo ene-20 hasta dic-24



Las brechas de cierre reafirman la resiliencia relativa de LC: LC vs. Segmento 3 ≈ 7–9 p.p. y LC vs. bancos ≈ 3,5 p.p.. En términos estadísticos, la volatilidad relativa (amplitud pico–valle y variación interanual) es mucho mayor en los Segmentos 2–3, mientras que LC muestra un pico coincidente con el escalón sistémico de 2023 pero retorna a su banda histórica en 2024. Aunque el foco del modelo propuesto es la cartera de consumo, este patrón confirma la correlación de shocks entre subsegmentos y la conveniencia de disponer de alertas tempranas (PD) para limitar el derrame de riesgo hacia el consolidado.

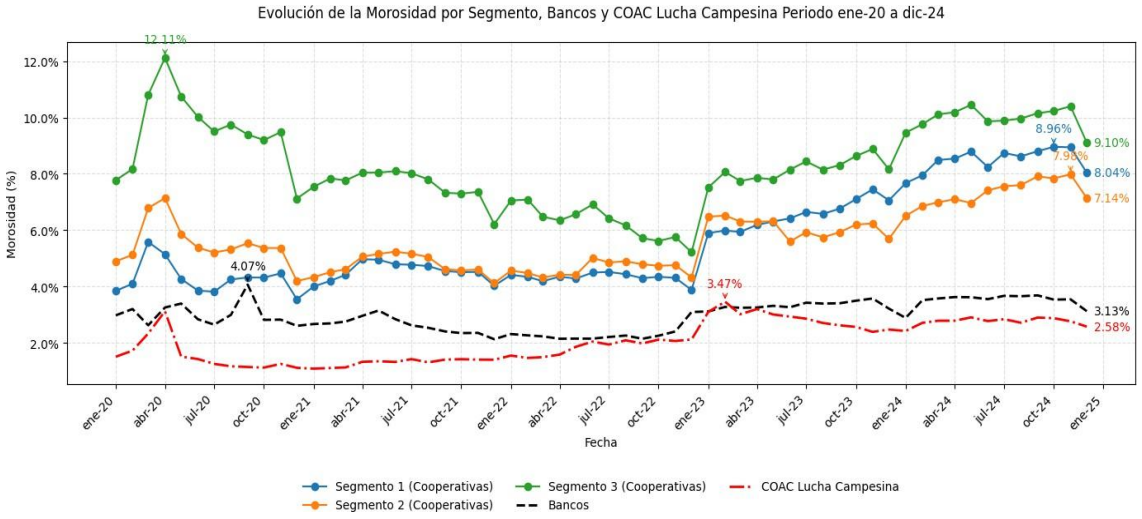
Aunque el modelo de esta investigación se centra en el crédito de consumo, el comportamiento del microcrédito refuerza la pertinencia institucional de contar con herramientas predictivas, ya que la presión sobre la morosidad podría extenderse a otros segmentos en el futuro.

4.3.1.3. Morosidad consolidada (COAC Lucha Campesina vs. sistema)

La morosidad consolidada de Lucha Campesina pasa de ≈ 1,0 % en 2020 a ≈ 2,58 % en dic-2024, resultado de dos efectos complementarios: (i) nivel aportado por microcrédito (picos ≈ 4,10% en 2023) y (ii) tendencia aportada por consumo (cierre ≈ 1,52%, con deriva positiva 2022–2024). El quiebre observado en 2023 en cooperativas (S1–S3) también se refleja con menor magnitud en el consolidado de LC, lo que sugiere exposición sistémica condicionada, pese a su mejor gestión relativa.

Figura 7

Evolución morosidad consolidada Sector Financiero Popular y Solidario, Bancos vs Coac Lucha Campesina periodo enero 2020 - diciembre 2024



La decisión de centrar la propuesta en un modelo de regresión logística para la estimación de la probabilidad de incumplimiento en el segmento de créditos de consumo es estratégicamente pertinente. Aunque este segmento no ostenta la mayor participación en la cartera total de la cooperativa, su relevancia en términos de volumen de operaciones y dinamismo es fundamental.

Además, el segmento de consumo ofrece el margen de maniobra más amplio en la toma de decisiones. Sus características como montos y plazos permiten una aplicación ágil y efectiva de los resultados del modelo, optimizando así los procesos de evaluación de riesgo y la asignación de capital. Este enfoque garantiza que la propuesta no solo tenga validez científica, sino también una viabilidad práctica inmediata en un segmento de gran importancia para la cooperativa.

4.3.2. Análisis de las Variables

En este apartado se analizó la calidad, consistencia y comportamiento inicial de las variables utilizadas para la construcción del modelo de regresión logística. Esta etapa resultó necesaria porque la confiabilidad de un modelo estadístico depende, en buena medida, de la calidad de los datos disponibles y de la adecuada definición de las variables incorporadas. Hosmer et al. (2013) señalan que la regresión logística requiere una correcta especificación de la variable dependiente y

de los predictores, mientras que Miguéis et al. (2012) advierten que la modelación del riesgo de crédito depende de información confiable, depurada y representativa del fenómeno analizado.

En el caso de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, la base institucional analizada estuvo conformada por 98.429 operaciones crediticias correspondientes a créditos de consumo del período enero de 2022 a diciembre de 2024. La información incluyó operaciones en cumplimiento y operaciones que presentaron mora igual o superior a 30 días, criterio utilizado para definir la variable dependiente de incumplimiento. Esta estructura permitió analizar la cartera desde una perspectiva comparativa, diferenciando los perfiles de socios cumplidos e incumplidos.

Durante la fase inicial de diagnóstico se verificó que los registros presentaban un nivel adecuado de integridad para las variables seleccionadas, sin evidencia significativa de datos faltantes ni de valores extremos que comprometieran la estimación del modelo. Esta condición permitió prescindir de técnicas de imputación o eliminación masiva de observaciones, prácticas que en otros contextos pueden ser necesarias cuando existen problemas de información incompleta o inconsistente. Siddiqi (2006) destaca que la calidad de los datos constituye una condición esencial para el desarrollo de modelos de evaluación crediticia, debido a que errores en la información pueden afectar la estabilidad y capacidad predictiva del modelo.

El análisis univariado y comparativo de las variables permitió identificar su distribución y su relación preliminar con el incumplimiento. Este procedimiento no se limitó a describir frecuencias, sino que aportó evidencia para valorar la pertinencia de cada variable dentro del proceso de modelación. Variables sociodemográficas, económicas, crediticias y de comportamiento de pago fueron examinadas frente a la variable dependiente, con el propósito de reconocer patrones diferenciadores entre operaciones en cumplimiento e incumplimiento.

En este sentido, el análisis de variables cumplió una función metodológica relevante dentro de la propuesta, porque permitió pasar de una base institucional amplia a un conjunto de predictores potencialmente útiles para estimar la probabilidad de incumplimiento. La información obtenida sirvió como base para la preselección de variables, la evaluación de asociaciones estadísticas y la posterior construcción del modelo de regresión logística. De esta manera, la calidad y estructura de los datos reforzaron la pertinencia de avanzar hacia una modelación sustentada en evidencia empírica y aplicable a la gestión del riesgo crediticio de la Cooperativa.

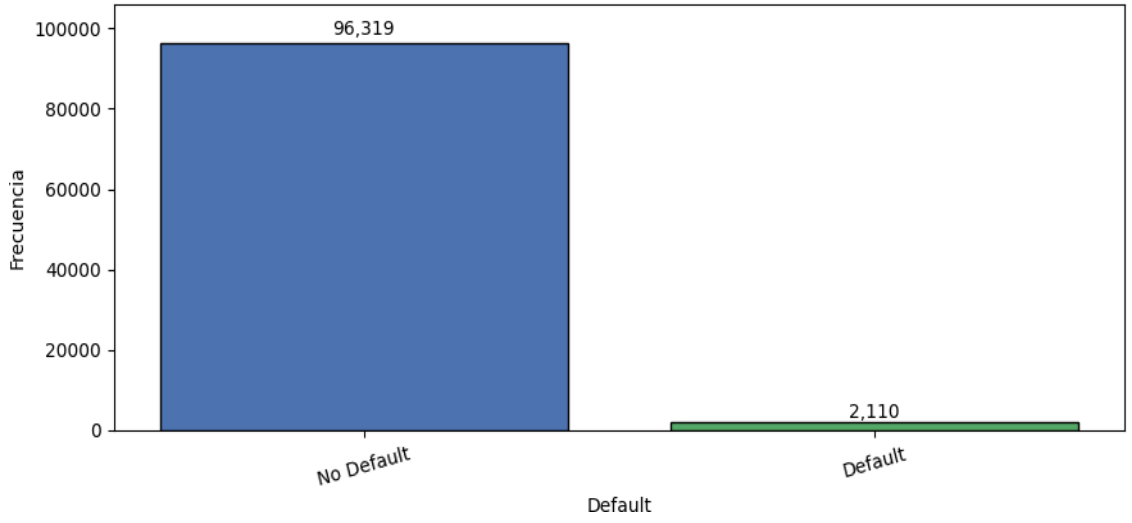
4.3.2.1. Análisis de la variable dependiente: Incumplimiento

4.3.2.1.1. Distribución general

La variable dependiente Incumplimiento se construyó considerando los créditos con más de 31 días de mora. En la muestra de 98.429 operaciones, se observó que 96.319 (97,86%) permanecieron al día, mientras que 2.110 (2,14%) incurrieron en incumplimiento. La Figura 8 muestran la distribución de esta variable.

Figura 8

Distribución de la variable Incumplimiento



Aunque la proporción de incumplimiento es baja, este indicador constituye un insumo fundamental para el análisis de riesgo, dado que en el contexto de las cooperativas incluso pequeñas variaciones en el default afectan de manera significativa la calidad de la cartera. Estos resultados son consistentes con la literatura que muestra niveles moderados de riesgo en entidades de microfinanzas (Altman & Sabato, 2007; Gaviria, 2006), reforzando la necesidad de explorar los factores socioeconómicos y financieros que determinan la probabilidad de impago.

Tabla 2

Comportamiento de la variable Default

Default	n	%
No Default	96.319	97,86%
Default	2.110	2,14%
Total	*98.429*	*100,00%*

En síntesis, el análisis del default general evidencia que la tasa de incumplimiento en la cartera de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina durante el período 2022–2024 se mantiene en un nivel reducido (2,14%). Este resultado refleja un comportamiento favorable de la cartera, aunque incluso proporciones bajas de default pueden tener un impacto significativo en la estabilidad financiera de la institución, considerando la naturaleza cooperativa y la sensibilidad de sus indicadores prudenciales.

Desde una perspectiva académica, este hallazgo coincide con estudios que muestran que, en entidades de microfinanzas y cooperativas, el nivel global de incumplimiento suele ser bajo, pero su análisis detallado es imprescindible para comprender los factores subyacentes al riesgo crediticio (Altman & Sabato, 2007; Gaviria, 2006). En este sentido, el default constituye la variable dependiente del modelo logit propuesto y, por tanto, su caracterización inicial resulta clave para el entendimiento del fenómeno a modelar.

De esta forma, en el siguiente apartado se analizan las principales variables explicativas de carácter sociodemográfico y económico con el fin de identificar su relación con el default y establecer los determinantes de la probabilidad de incumplimiento en la cartera de consumo.

4.3.2.2. Preselección de variables

La construcción de un modelo estadístico para la estimación de la probabilidad de incumplimiento requiere, como etapa intermedia, la preselección de variables que presentan mayor capacidad explicativa respecto al fenómeno de incumplimiento. Este proceso tiene como finalidad identificar un conjunto inicial de predictores que, de acuerdo con criterios estadísticos y de relevancia conceptual, contribuyen significativamente a la predicción del evento de interés, reduciendo al mismo tiempo la redundancia y el riesgo de sobreajuste del modelo (Siddiqi, 2006; Hosmer et al, 2013).

En este estudio, la preselección de variables se fundamentó en un enfoque combinado de análisis teórico y empírico:

1. **Criterios conceptuales:** Se partió de la revisión de la literatura y de la experiencia práctica en la gestión del riesgo de crédito en instituciones financieras y cooperativas. Variables sociodemográficas (edad, género, cargas familiares, nivel educativo, profesión), económicas (ingresos, egresos, patrimonio, activos, pasivos) y crediticias (monto del crédito, plazo, tasa de interés, número de créditos previos, score interno, tipo de garantía, días de morosidad) fueron consideradas relevantes desde el punto de vista teórico para explicar la probabilidad de incumplimiento.

2. **Criterios estadísticos:**

    - **Análisis de Información de Valor (IV):** Se calculó el Information Value para cada variable independiente en relación con la variable dependiente (incumplimiento ≥ 30 días). Siguiendo la literatura (Siddiqi, 2006), se retuvieron aquellas variables con IV superior a 0.02, al considerarse que aportan un nivel de información relevante para la discriminación entre clientes cumplidos e incumplidos.

    - **Prueba Chi-cuadrado (χ^2):** Para las variables categóricas se aplicó la prueba de independencia Chi², con el fin de determinar la significancia estadística de la asociación entre cada predictor y el evento de incumplimiento. Se consideraron como candidatos válidos aquellos predictores con un valor-p < 0.05.

    - **Análisis de correlaciones:** En el caso de las variables continuas, se evaluó la correlación de Pearson con la variable dependiente. Asimismo, se controló la multicolinealidad mediante el análisis de correlaciones entre predictores, descartando aquellas variables altamente correlacionadas entre sí (r > 0.75), para evitar redundancia en el modelo.

    - **Distribución y estabilidad:** Se verificó la estabilidad en la distribución de cada variable a lo largo del periodo de análisis (2022–2024), con el propósito de descartar aquellas variables cuya representación resultara poco consistente o con demasiados valores extremos.

Como resultado de este proceso, se conformó un conjunto preliminar de variables candidatas que combinan pertinencia teórica y evidencia estadística. Estas incluyen, entre otras:

- **Variables sociodemográficas:** Edad, género, nivel educativo, cargas familiares.
- **Variables económicas:** Ingresos, patrimonio, nivel de endeudamiento, activos.
- **Variables crediticias:** Monto del crédito, plazo, tasa de interés, score interno, número de créditos históricos, tipo de garantía, días de morosidad.

Este conjunto constituye la base para la siguiente etapa de análisis detallado de variables, donde se profundizará en la interpretación de su relación con el riesgo de incumplimiento, aportando elementos adicionales para la selección final que dará forma al modelo logit.

4.3.2.3. Descripción de las Variables frente al Incumplimiento

4.3.2.3.1. Variables sociodemográficas

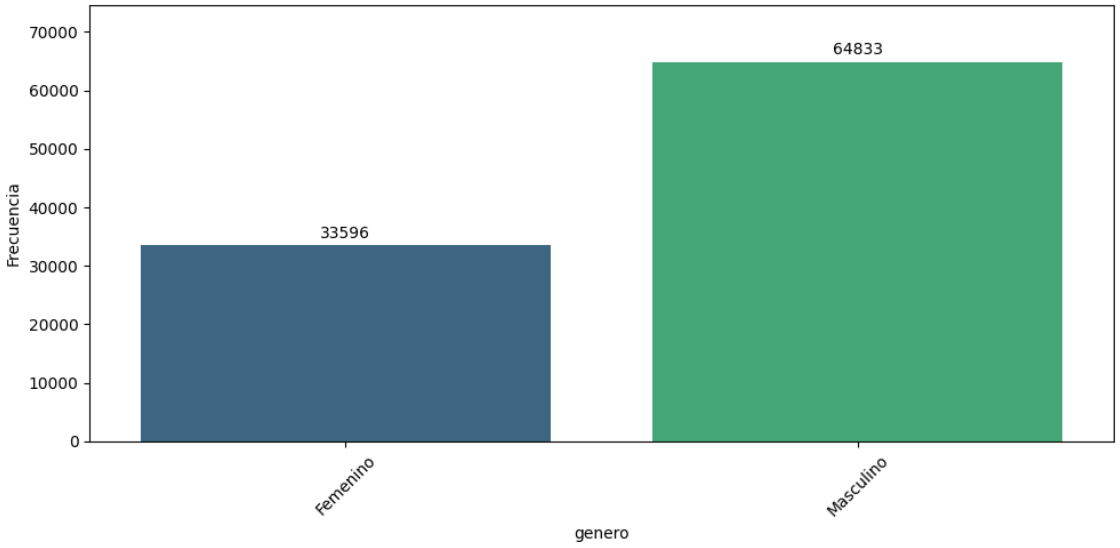
4.3.2.3.1.1. Género

La variable Género identifica a los solicitantes de crédito de acuerdo con su sexo biológico. Tal como señala Gaviria (2006), en contextos de microfinanzas la participación femenina suele ser mayoritaria, y diversos estudios han documentado que las mujeres tienden a presentar un menor nivel de incumplimiento en comparación con los hombres, aun cuando las diferencias no siempre son estadísticamente amplias. En la misma línea, D'Espallier, Guérin y Mersland (2011) evidencian a nivel global que la probabilidad de repago tiende a ser mayor en mujeres, lo cual refuerza la pertinencia de considerar esta variable dentro del análisis crediticio.

En el caso de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, los resultados muestran una composición diferente: los hombres representan la mayoría de la cartera (65,87%, n = 64.833), mientras que las mujeres constituyen el 34,13% (n = 33.596). Esta distribución se visualiza a continuación en la Figura 1, donde se observa la frecuencia de solicitantes por género.

Figura 9

Distribución de genero



A nivel agregado, la tasa de incumplimiento general es del 2,14%. No obstante, se observa la misma tendencia que reporta Gaviria: las mujeres presentan una tasa de default menor (1,61%) en comparación con los hombres (2,42%).

Tabla 3

Comportamiento de la variable Género por Incumplimiento

Género	n	% Participación	Default	
			0	1
Femenino	64.833	65,87%	97,58%	2,42%
Masculino	33.596	34,13%	98,39%	1,61%
Total	98429	100,00%	97,86%	2,14%

Para confirmar la significancia estadística de esta diferencia, se realizó una prueba de independencia χ^2 con un nivel de confianza del 95%, cuyos resultados se presentan a continuación:

Tabla 4

Prueba de asociación χ^2 para la variable Género

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Género	68,01677156	1	1,6211E-16	0,02628733	98.429

La Tabla 2 muestra el resultado del contraste estadístico mediante la prueba de independencia χ^2 el cual fue significativo, con un valor de **$\chi^2(1, n=98.429) = 68,02$** y un **p-valor < 0,001**. A pesar de la

significancia, el coeficiente de asociación V de Cramer fue de **0,026**, lo que indica un tamaño de efecto muy pequeño. Esto implica que, si bien la diferencia en incumplimiento es estadísticamente significativa, su magnitud práctica es reducida.

En términos institucionales, este hallazgo es relevante porque, aunque los hombres constituyen la mayor parte de la cartera, presentan una probabilidad de incumplimiento ligeramente más alta, lo cual puede afectar de forma agregada los indicadores de riesgo. A la vez, la evidencia respalda la percepción de que las mujeres muestran un mejor comportamiento de pago, en concordancia con la literatura internacional en microfinanzas (Altman & Sabato, 2007; D'Espallier et al., 2011; Gaviria, 2006).

En consecuencia, la variable Género se mantiene en el modelo como una variable de control, con el fin de capturar heterogeneidad sociodemográfica y asegurar que las diferencias de incumplimiento observadas no se deban únicamente a la composición de la muestra.

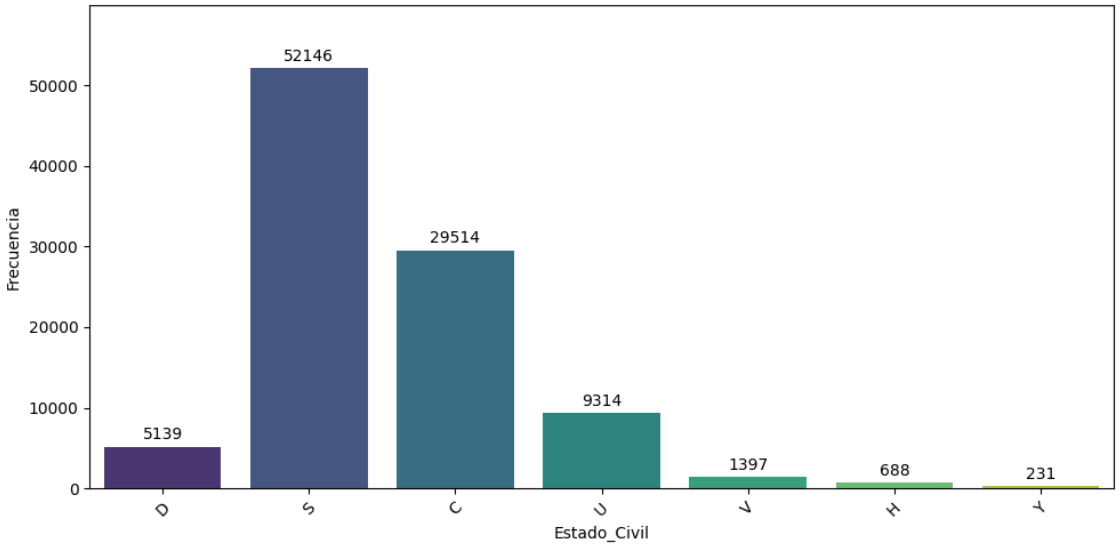
4.3.2.3.1.2. Estado Civil

La variable Estado Civil permite identificar la situación conyugal de los solicitantes de crédito. En el estudio de Gaviria (2006), el autor planteó la conveniencia de segmentar la variable en categorías contrastantes, principalmente "Casado" y "Soltero", para evaluar su aporte al modelo logit.

En la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, la variable fue inicialmente registrada con múltiples categorías, similares a las señaladas en Gaviria. Sin embargo, para efectos del presente análisis y con el fin de facilitar la interpretación en el modelo, se procedió a una transformación binaria, diferenciando únicamente entre Soltero y Con pareja (incluyendo en este último grupo a casados y personas en unión estable). Tras este ajuste, se observó que la mayoría de los socios son solteros (60,32%, n = 59.370), mientras que el 39,68% (n = 39.059) declaró tener pareja.

Figura 10

Distribución de Estado Civil



(Nota. La figura refleja la distribución original de categorías antes de la recodificación binaria.)

Los resultados frente al default muestran que los solteros registran una tasa de incumplimiento de 2,68%, mientras que los socios con pareja apenas alcanzan un 1,33%, siendo esta diferencia consistente con lo documentado en la literatura.

Tabla 5

Comportamiento de la variable Estado Civil por Incumplimiento

Estado Civil	n	% Participación	Default 0	Default 1
Soltero	59.370	60,32%	97,32%	2,68%
Con pareja	39.059	39,68%	98,67%	1,33%
Total	**98.429**	**100,00%**	**97,86%**	**2,14%**

Para contrastar estas diferencias se aplicó la prueba χ^2 de independencia.

Tabla 6

Prueba de asociación χ^2 para la variable Estado Civil

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Estado Civil	*201,7937724*	*1*	*8,4801E-46*	*0,045278533*	*98.429*

Los resultados muestran que la diferencia entre solteros y personas con pareja es altamente significativa ($\chi^2(1, n = 98.429) = 201,79$; $p < 0,001$). El coeficiente V de Cramer (0,045) indica un tamaño de efecto pequeño, aunque mayor al observado en la variable Género.

En el contexto de la COAC Lucha Campesina, este hallazgo es relevante, dado que los socios solteros representan la mayoría de la cartera y exhiben un mayor nivel de incumplimiento. Esto implica que, aunque la magnitud del efecto estadístico no sea alta, existe una exposición agregada significativa que debe ser monitoreada. El patrón coincide con lo señalado por Gaviria (2006), donde los clientes con pareja mostraban menor probabilidad de incumplimiento que los solteros o divorciados, lo que refuerza la importancia de considerar esta variable en la predicción del riesgo crediticio.

Implicaciones para el modelo

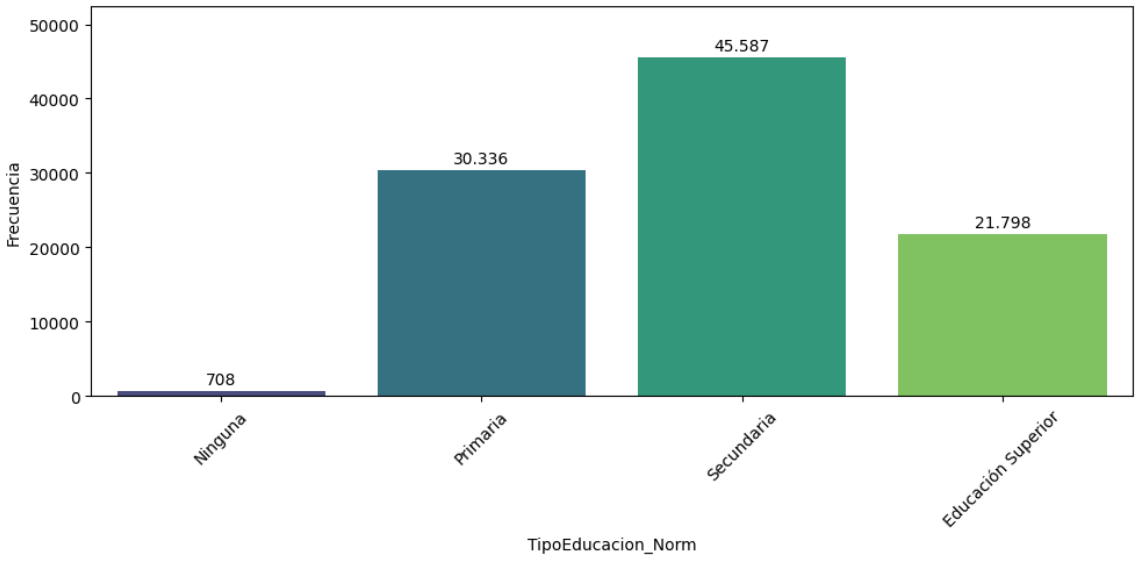
La variable Estado Civil se retiene en el modelo logit como predictor sociodemográfico relevante. La transformación binaria adoptada (Soltero vs Con pareja) no sólo facilita la interpretación estadística, sino que también permite capturar diferencias de comportamiento que pueden complementar el análisis financiero. En conjunto, esta variable aporta a la caracterización del perfil de riesgo de los clientes de la Cooperativa, al reconocer que la estabilidad conyugal puede estar asociada a un mejor comportamiento crediticio.

4.3.2.3.1.3. Tipo de Educación

La variable Tipo de Educación permite identificar el nivel de escolaridad alcanzado por los solicitantes de crédito. En el caso de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, la variable fue registrada originalmente en varias categorías (primaria, secundaria, universitaria, analfabeto, etc.). Sin embargo, para efectos de modelización se realizó una recodificación binaria, diferenciando únicamente entre clientes con educación (primaria en adelante) y sin educación. Los resultados muestran que la gran mayoría de socios cuentan con algún nivel educativo (99,28%, n = 97.721), mientras que un número reducido carece de instrucción (0,72%, n = 708).

Figura 11

Distribución de Tipo de Educación



En relación con la probabilidad de incumplimiento, las diferencias entre los grupos son mínimas: los clientes sin educación presentan una tasa de morosidad de 1,98%, mientras que los clientes con algún nivel educativo registran un 2,14%, prácticamente equivalente a la tasa general de la muestra (2,14%).

Tabla 7

Comportamiento de la variable Tipo de Educación por Incumplimiento

Tipo de Educación	n	% Participación	Default	
			0	1
Sin educación	708	0,72%	98,02%	1,98%
Con educación	97.721	99,28%	97,86%	2,14%
Total	98.429	100,00%	97,86%	2,14%

El contraste mediante la prueba χ^2 de independencia confirmó que no existe relación significativa entre nivel educativo y default ($\chi^2(1, n = 98.429) = 0,031$; $p = 0,860$). El coeficiente V de Cramer = 0,0005 ratifica que el tamaño de efecto es prácticamente nulo.

Tabla 8

Prueba de asociación χ^2 para la variable Tipo de Educación

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Tipo de Educación	*0,0311051*	*1*	*0,86000612*	*0,000562153*	*98.429*

En el contexto de la COAC *Lucha Campesina*, este resultado indica que el nivel educativo, al menos en su forma binaria, no constituye un factor diferenciador en la probabilidad de default. La virtual equivalencia en las tasas de incumplimiento entre clientes con y sin educación confirma lo señalado por Gaviria (2006): aunque el nivel de instrucción puede ser un descriptor sociodemográfico relevante, su poder explicativo frente al riesgo de crédito es limitado.

4.3.2.3.1.4. Profesión

La variable Profesión permite identificar el nivel de escolaridad alcanzado por los solicitantes de crédito. En estudios previos, como el de Gaviria (2006), se ha planteado que la tenencia de una profesión puede asociarse con mayor estabilidad laboral y, en consecuencia, con un menor riesgo de incumplimiento. Sin embargo, los resultados empíricos no siempre muestran diferencias significativas en términos de comportamiento crediticio.

En la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, la mayoría de los socios no registran profesión (88,88%, n = 87.487), mientras que un 11,12% (*n* = 10.942) se identifican con profesión.

Figura 12

Distribución de Profesión

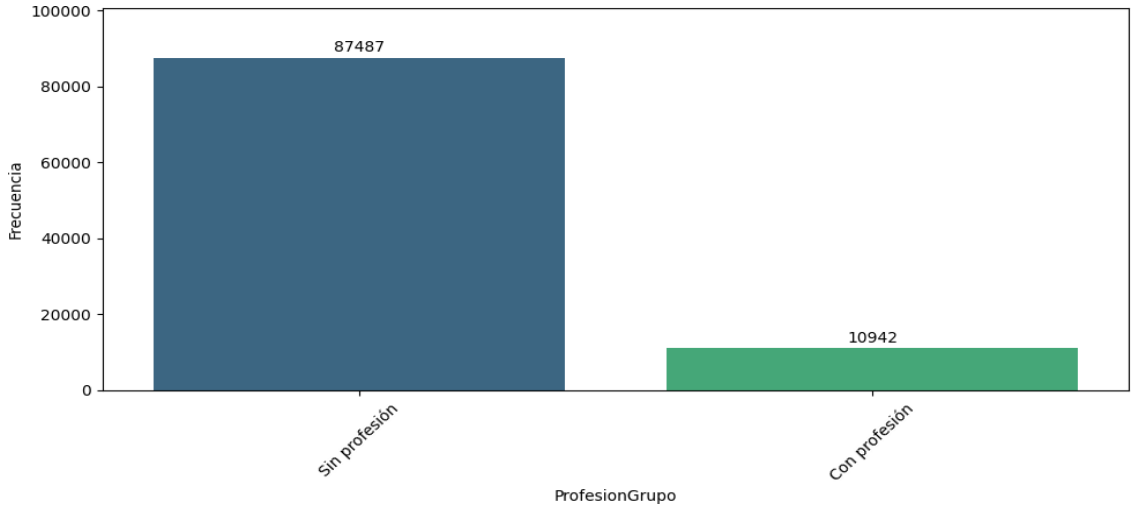


Tabla 9

Comportamiento de la variable Profesión por Incumplimiento

Profesión	n	% Participación	Default	
			0	1
Sin profesión	87487	88,88%	97,87%	2,13%
Con profesión	10.942	11,12%	97,75%	2,25%
Total	98.429	100,00%	97,86%	2,14%

Los resultados muestran que las tasas de incumplimiento son prácticamente equivalentes entre los dos grupos: 2,13% en socios sin profesión frente a 2,25% en socios con profesión.

Tabla 10

Prueba de asociación χ^2 para la variable Profesión

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Profesión	*0,586512727*	*1*	*0,4437708*	*0,002441053*	*98.429*

El resultado confirma que la diferencia no es significativa ($\chi^2(1, n = 98.429) = 0,59$; $p = 0,444$). El coeficiente de asociación V de Cramer (0,002) indica un efecto prácticamente nulo, lo que implica que la posesión de profesión no es un factor diferenciador en la probabilidad de default dentro de esta muestra.

En el contexto de la COAC Lucha Campesina, este hallazgo indica que la tenencia de profesión no condiciona el comportamiento crediticio de los socios. Tanto clientes con cómo sin profesión muestran tasas de incumplimiento similares, lo que sugiere que otros factores como ingresos, nivel de deuda y activos tienen mayor capacidad explicativa sobre la probabilidad de incumplimiento.

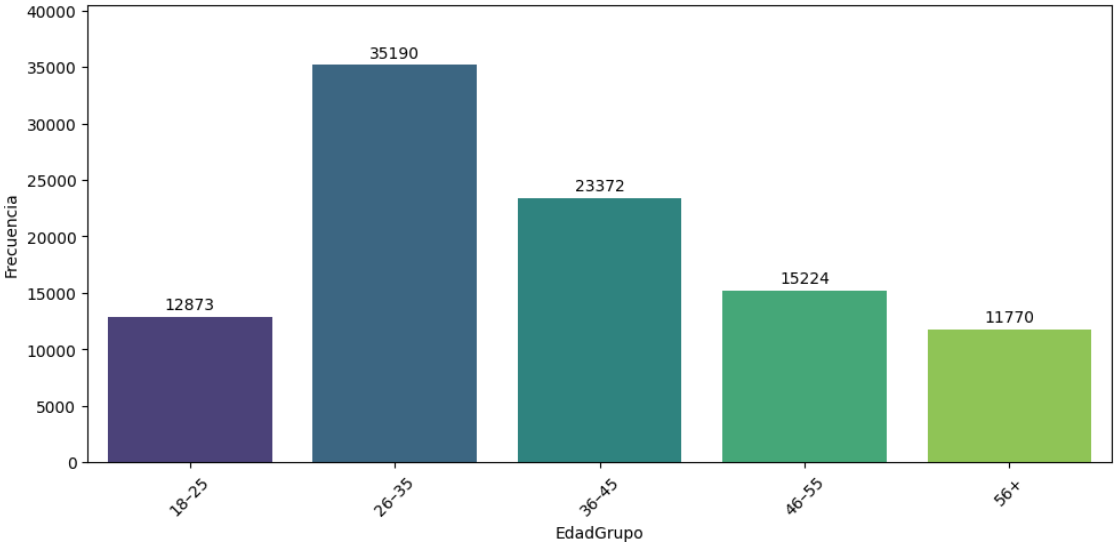
4.3.2.3.1.5. Edad

La variable Edad se refiere a la edad del solicitante al momento de acceder al crédito. En la literatura de riesgo de crédito, la edad suele considerarse un factor relevante, ya que está vinculada a la etapa del ciclo de vida, estabilidad laboral e ingresos, lo cual puede influir en la capacidad de pago (Altman & Sabato, 2007; Gaviria, 2006).

En la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, los resultados muestran que la mayor parte de los clientes se concentra en los grupos de 26–35 años (35,75%, n = 35.190) y 36–45 años (23,75%, n = 23.372), mientras que los segmentos de 18–25 años (13,08%, n = 12.873) y 56+ años (11,96%, n = 11.770) tienen menor participación.

Figura 13

Distribución de Edad



Respecto al comportamiento frente al incumplimiento, la tasa general de default es del 2,14%. No obstante, se observan diferencias relevantes entre grupos:

- Los jóvenes de **18–25 años** presentan la mayor tasa de default (**2,67%**).
- El grupo de **26–35 años** también supera la media, con **2,53%**.
- A medida que avanza la edad, las tasas de incumplimiento tienden a disminuir: **2,24%** en el grupo 36–45, **1,28%** en 46–55 y **1,33%** en 56+.

Tabla 11

Comportamiento de la variable Edad por Default

Edad	n	% Participación	Default	
			0	1
18–25	12.873	13,08%	97,33%	2,67%
26–35	35.190	35,75%	97,47%	2,53%
36–45	23.372	23,75%	97,76%	2,24%
46–55	15.224	15,47%	98,72%	1,28%
56+	11.770	11,96%	98,67%	1,33%
Total	*98.429*	*100,00%*	*97,86%*	*2,14%*

El contraste estadístico mediante χ^2 confirma que estas diferencias son estadísticamente significativas ($\chi^2(4, n = 98.429) = 135,11$; $p < 0,001$). Sin embargo, el coeficiente de asociación V de Cramer (0,037) indica un tamaño de efecto pequeño, lo cual sugiere que, si bien la edad influye en el comportamiento de pago, su capacidad explicativa aislada no es elevada.

Tabla 12

Prueba de asociación χ^2 para la variable Edad

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Edad	*135,1101268*	*4*	*3,1423E-28*	*0,037049505*	*98.429*

En el contexto de la COAC Lucha Campesina, este hallazgo es relevante porque los socios más jóvenes (18–35 años) constituyen un segmento importante de la cartera y presentan mayores tasas de incumplimiento que los clientes de mayor edad. Esto está relacionado con menor estabilidad laboral, ingresos más bajos y menor experiencia crediticia en los grupos jóvenes.

4.3.2.3.1.6. Cargas Familiares

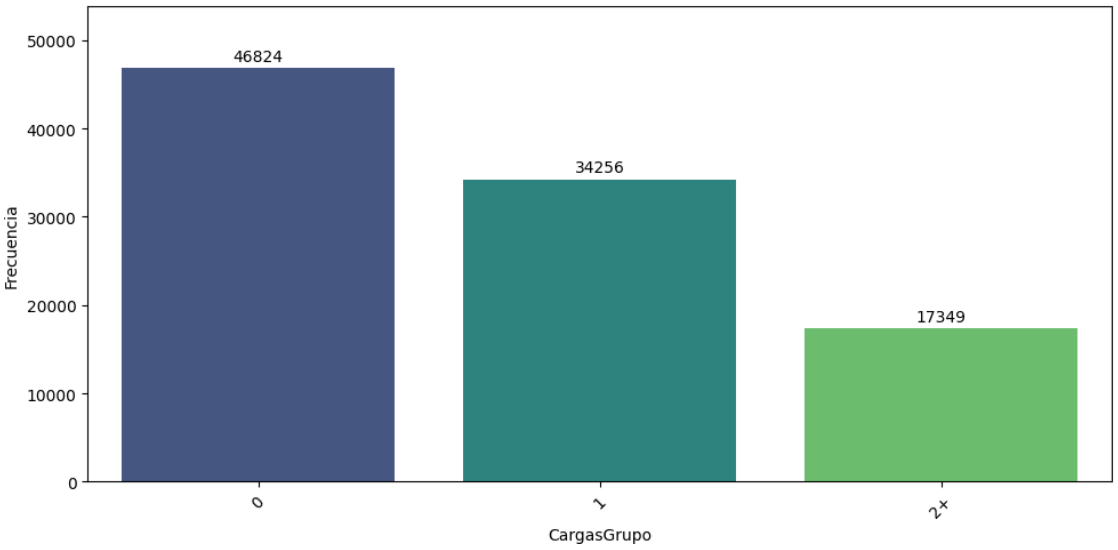
La variable Cargas Familiares recoge el número de dependientes que tiene cada solicitante de crédito. En la literatura de riesgo crediticio, se ha señalado que un mayor número de cargas puede presionar la capacidad de pago del deudor y, en consecuencia, incrementar el riesgo de incumplimiento (Altman & Sabato, 2007; Gaviria, 2006).

En la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, los resultados muestran que:

- La mayor parte de los socios no registra cargas familiares (47,57%, n = 46.824).
- Un 34,80% (n = 34.256) reporta una carga.
- Un 17,63% (n = 17.349) declara dos o más dependientes.

Figura 14

Distribución de Cargas Familiares



En relación con el incumplimiento, la tasa general de default es del 2,14%. Sin embargo, se evidencian diferencias relevantes:

- Los socios sin cargas familiares presentan la tasa más alta de default (2,53%).
- Los clientes con una carga familiar muestran el nivel más bajo (1,50%).
- Aquellos con dos o más cargas presentan una tasa intermedia (2,37%).

Tabla 13

Comportamiento de la variable Cargas Familiares por Incumplimiento

Cargas	n	% Participación	Default	
			0	1
0	46.824	47,57%	97,47%	2,53%
1	34.256	34,80%	98,50%	1,50%
2+	17.349	17,63%	97,63%	2,37%
Total	*98.429*	*100,00%*	*97,86%*	*2,14%*

El contraste estadístico mediante la prueba χ^2 confirma que estas diferencias son estadísticamente significativas ($\chi^2(2, n = 98.429) = 106,04$; $p < 0,001$). El coeficiente de V de Cramer (0,033) indica un tamaño de efecto pequeño, aunque mayor que el observado en variables como Profesión o Género.

Tabla 14

Prueba de asociación χ² para la variable Cargas Familiares

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Cargas	*106,0359222*	*2*	*9,4317E-24*	*0,032821995*	*98.429*

En el contexto de la COAC Lucha Campesina, este hallazgo es relevante: los socios sin cargas familiares muestran mayor tasa de incumplimiento, lo que se interpreta como un menor sentido de responsabilidad financiera o menor presión económica externa. En contraste, quienes tienen una carga presentan menor incumplimiento, esto debido a que perciben mayor compromiso en el cumplimiento de sus obligaciones. Los clientes con dos o más dependientes incrementan nuevamente su riesgo, probablemente por la presión económica adicional.

4.3.2.3.2. Variables Económicas

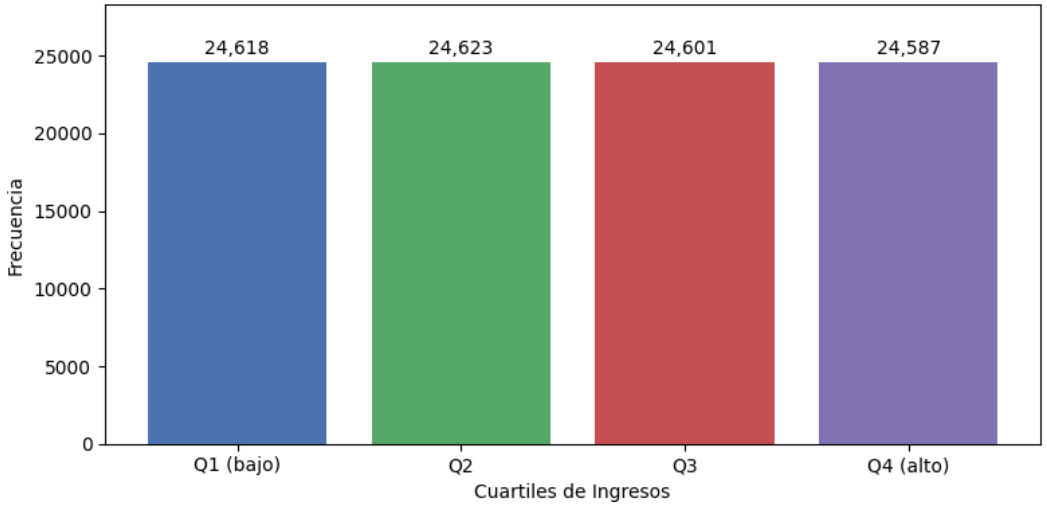
4.3.2.3.2.1. Ingresos

La variable Ingresos corresponde al monto declarado de ingresos al momento de la apertura del crédito. En la literatura sobre riesgo crediticio, se ha encontrado que niveles bajos de ingresos suelen asociarse con mayor probabilidad de incumplimiento, debido a la menor capacidad de pago y menor resiliencia ante shocks económicos (Altman & Sabato, 2007; Gaviria, 2006).

En la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, los ingresos se segmentaron en cuartiles para facilitar la comparación. Los resultados muestran una distribución homogénea de clientes en cada cuartil, con cerca de 25% de participación en cada grupo.

Figura 15

Distribución de Ingresos



Respecto al comportamiento frente al incumplimiento, se observa que:

- Los clientes con ingresos en el segundo cuartil (Q2) presentan la tasa más alta de incumplimiento (2,60%).
- El primer cuartil (Q1, ingresos bajos) también se ubica por encima de la media (2,43%).
- El tercer cuartil (Q3) registra la menor tasa de incumplimiento (1,39%).
- El cuartil alto (Q4) muestra un nivel intermedio (2,16%).

Tabla 15

Comportamiento de la variable Ingresos por incumplimiento

Ingresos	n	% Participación	Default	
			0	1
Q1 (bajo)	24.618	25,01%	97,57%	2,43%
Q2	24.623	25,02%	97,40%	2,60%
Q3	24.601	24,99%	98,61%	1,39%
Q4 (alto)	24.587	24,98%	97,84%	2,16%
Total	*98.429*	*100,00%*	*97,86%*	*2,14%*

El contraste χ^2 confirma diferencias estadísticamente significativas ($\chi^2(3, n = 98.429) = 100,10$; $p < 0,001$). No obstante, el tamaño del efecto es pequeño (V de Cramer = 0,032), por lo que la relación aislada entre ingresos y default es limitada en términos prácticos. La comparación entre

extremos operativos muestra que Q2 supera a Q3 en 1,21 puntos porcentuales (≈87% más), y excede la media (2,14%) en 0,46 p.p., lo que sugiere no linealidad del riesgo a lo largo del ingreso.

Tabla 16

Prueba de asociación χ² para la variable Ingresos

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Ingresos	*100,0976247*	*3*	*1,4808E-21*	*0,031889694*	*98.429*

Los resultados muestran que el riesgo de incumplimiento no se concentra únicamente en los clientes de ingresos bajos. Si bien estos presentan una tasa de default superior al promedio, también se observa un nivel elevado en el segundo cuartil, lo que indica que sectores con ingresos intermedios también enfrentan dificultades para cumplir con sus obligaciones.

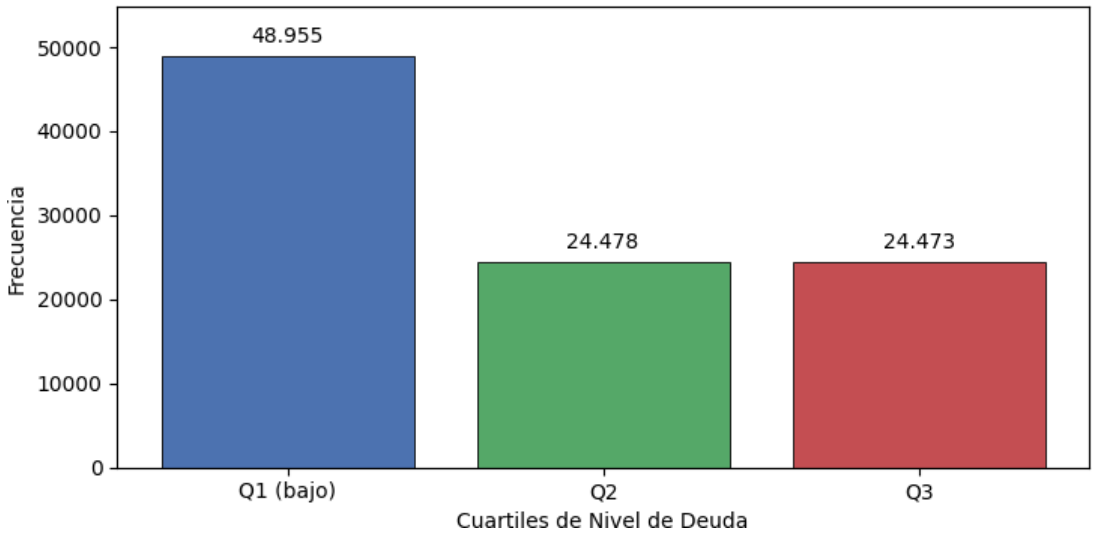
Este hallazgo resalta la importancia de no asumir linealidad simple entre nivel de ingresos y riesgo, y sugiere que deben considerarse variables adicionales como nivel de endeudamiento y estructura de gastos para explicar la probabilidad de incumplimiento.

4.3.2.3.2.2. Nivel de endeudamiento

La variable Nivel de Endeudamiento permite clasificar a los solicitantes de crédito en función de la proporción que representan sus obligaciones financieras respecto a su capacidad de pago. Esta medida es un indicador clave en la evaluación crediticia, pues un mayor nivel de endeudamiento suele asociarse con un incremento en el riesgo de incumplimiento (Altman & Sabato, 2007).

Figura 16

Nivel de Endeudamiento



La figura anterior se muestra la distribución de los clientes en tres grupos según el nivel de endeudamiento. El cuartil bajo (Q1) concentra el 50,0% de los prestatarios (n = 48.955), mientras que el segundo (Q2) y tercer cuartil (Q3) agrupan al 25,0% cada uno (n = 24.478 y n = 24.473, respectivamente). Esta segmentación evidencia que la mitad de la cartera mantiene un endeudamiento reducido, mientras que la otra mitad se distribuye en niveles más altos, lo que refleja heterogeneidad en la capacidad de apalancamiento de los socios de la Cooperativa.

Tabla 17

Comportamiento de la variable Nivel de Endeudamiento por incumplimiento

Nivel de Endeudamiento	**n**	**% Participación**	**Default**	
			0	**1**
Q1 (bajo)	48.955	50,00%	97,77%	2,23%
Q2	24.478	25,00%	98,20%	1,80%
Q3	24.473	25,00%	97,79%	2,21%
Total	*97.906*	*100,00%*	*97,89%*	*2,11%*

En términos de incumplimiento, la tasa global de default es del 2,11%. Al analizar por grupo, se observa que los clientes en Q2 presentan la menor probabilidad de entrar en mora (1,80%), seguidos por Q3 (2,21%) y Q1 (2,23%). Aunque las diferencias son pequeñas en magnitud, muestran que los extremos del endeudamiento (muy bajo o muy alto) están relacionados con una mayor vulnerabilidad, mientras que los niveles intermedios muestran un mejor desempeño de pago. La Tabla 15 resume el comportamiento detallado de esta variable frente al default.

Tabla 18

Prueba de asociación χ² para la variable Nivel de endeudamiento

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Nivel de Deuda	*15,85318966*	*2*	*0,00036101*	*0,012724879*	*97.906*

Para verificar la significancia estadística de estas diferencias, se aplicó la prueba de independencia χ^2. Los resultados (χ^2 (2, n = 97.906) = 15,85; p < 0,001) confirman que existe una asociación entre el nivel de endeudamiento y la probabilidad de incumplimiento. No obstante, el coeficiente V de Cramer fue de 0,013, lo que representa un tamaño de efecto muy bajo. Esto implica que, si bien la relación es estadísticamente significativa, su influencia práctica sobre la morosidad es limitada.

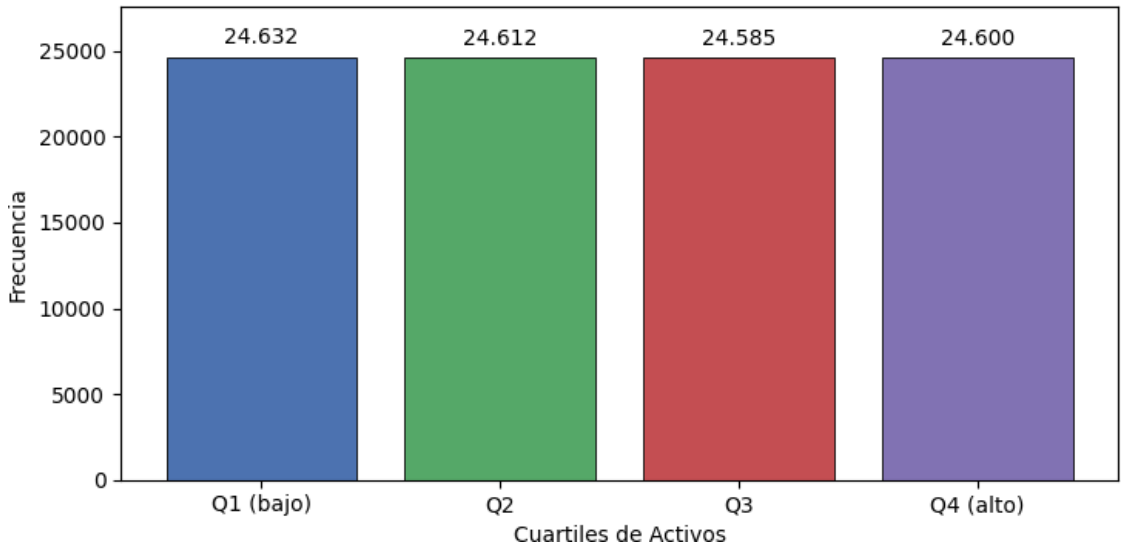
Desde la perspectiva institucional, este hallazgo es relevante: aunque el nivel de endeudamiento explica solo una fracción de la variabilidad del incumplimiento, permite identificar segmentos donde el riesgo es ligeramente mayor. En concordancia con la literatura en riesgo crediticio (Altman & Sabato, 2007; Gaviria, 2006), se confirma que el endeudamiento debe considerarse como una variable de control en el modelo logit, ya que refleja la presión financiera que enfrentan los socios y contribuye a la diferenciación de perfiles de riesgo dentro de la cartera de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

4.3.2.3.2.3. Activos

La variable Activos representa el total de bienes y recursos que posee el solicitante al momento de la evaluación crediticia. Este indicador patrimonial es clave porque refleja la solidez financiera del cliente y su capacidad de responder ante obligaciones crediticias. Estudios previos destacan que un mayor nivel de activos tiende a estar asociado con un menor riesgo de incumplimiento, al servir como un respaldo frente a contingencias (Altman & Sabato, 2007; Gaviria, 2006).

Figura 17

Distribución de Activos



La Figura muestra la distribución de los clientes en los cuatro cuartiles definidos. La participación es equilibrada en todos los grupos, con alrededor del 25% de la cartera en cada uno: Q1 (n = 24.632), Q2 (n = 24.612), Q3 (n = 24.585) y Q4 (n = 24.600). Esta segmentación equitativa facilita la comparación del comportamiento de default según el nivel de activos.

Tabla 19

Comportamiento de la variable Activos por Incumplimiento

Activos	n	% Participación	Default	
			0	1
Q1 (bajo)	24.632	25,03%	96,49%	3,51%
Q2	24.612	25,00%	97,98%	2,02%
Q3	24.585	24,98%	98,31%	1,69%
Q4 (alto)	24.600	24,99%	98,65%	1,35%
Total	*98.429*	*100,00%*	*97,86%*	*2,14%*

Los resultados muestran que, en términos globales, la tasa de incumplimiento de la cartera es del 2,14%. Sin embargo, se identifican diferencias significativas entre cuartiles: el Q1 (bajo) presenta el mayor nivel de default con un 3,51%, seguido de Q2 (2,02%) y Q3 (1,69%). Por su parte, el Q4 (alto) exhibe la menor tasa de incumplimiento, con apenas 1,35%. Estos resultados sugieren que la acumulación de activos constituye un factor protector frente al riesgo de mora, mientras que los clientes con menor respaldo patrimonial son más propensos al incumplimiento. La Tabla 20 resume estos hallazgos.

Tabla 20

Prueba de asociación χ^2 para la variable Activos

Variable	chi2	dof	p	cramers_v	n
Activos	319,0906379	3	7,3384E-69	0,05693712	98.429

Para comprobar la significancia estadística de las diferencias observadas, se aplicó la prueba de independencia χ^2. El contraste resultó significativo ($\chi^2(3, n = 98.429) = 319,09$; $p < 0,001$), confirmando la existencia de relación entre el nivel de activos y el default. Además, el coeficiente V de Cramer fue de 0,057, lo que, si bien corresponde a un tamaño de efecto bajo-moderado, es superior al observado en variables previas como género, estado civil o ingresos. Esto refuerza la relevancia práctica de la variable activos en la explicación del comportamiento de pago.

En términos institucionales, este resultado es de gran importancia para la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. La evidencia empírica muestra que los clientes con mayor nivel de activos son más estables financieramente y menos propensos al incumplimiento, lo que coincide con los hallazgos de la literatura sobre riesgo crediticio (Altman & Sabato, 2007). En consecuencia, la variable Activos se considera fundamental dentro del modelo logit, pues contribuye a identificar perfiles de bajo riesgo y mejora la capacidad discriminante del modelo para la cartera de consumo.

4.3.3. Construcción del modelo de regresión logística (Logit)

La construcción del modelo de regresión logística binaria tuvo como propósito estimar la probabilidad de incumplimiento de los créditos de consumo otorgados por la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina en el período 2022–2024. El modelo se fundamenta en la literatura sobre riesgo crediticio, donde el análisis logit se ha consolidado como una de las herramientas más empleadas para la predicción del default, dado que permite modelar una variable dependiente dicotómica (Altman & Sabato, 2007; Gaviria, 2006).

4.3.3.1. Variable dependiente

La variable dependiente se definió como default, codificada con el valor 1 si la operación presentaba más de 31 días de mora, y 0 en caso contrario. La elección del umbral de 31 días responde a la normativa de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) y a

criterios técnicos utilizados en estudios previos, donde este punto marca una transición relevante en el deterioro de la cartera.

4.3.3.2. Selección de variables independientes

El proceso de selección de variables inició con un análisis exploratorio de datos (EDA), en el que se identificaron patrones de comportamiento entre las características de los clientes y su relación con el default. Se incluyeron inicialmente variables sociodemográficas (género, estado civil, tipo de educación, profesión, edad y cargas familiares) y variables económicas (ingresos, nivel de endeudamiento y activos).

La pertinencia de las variables se evaluó mediante:

- **Pruebas de asociación χ^2 y V de Cramer** en las variables categóricas, con el fin de determinar su relación con el incumplimiento.
- **Coeficientes de correlación (Pearson y Spearman)** en las variables continuas, para identificar posibles problemas de multicolinealidad y descartar redundancias.
- **Criterios prácticos de disponibilidad y relevancia** para la gestión del riesgo crediticio en la cooperativa, asegurando que las variables seleccionadas puedan ser aplicadas en la práctica institucional.

Con el fin de evaluar su pertinencia se aplicaron tres procedimientos complementarios:

1. **Valor de Información (Information Value, IV)**:

La Tabla 22 muestra los resultados del IV para cada variable respecto al incumplimiento. Según la literatura metodológica (Siddiqi, 2006; Hand & Henley, 1997), valores superiores a 0,3 evidencian un fuerte poder predictivo. En este caso, las variables Ingresos (1,40), Activos (1,31) y Nivel de Deuda (1,09) alcanzan valores elevados, confirmando su relevancia para explicar el incumplimiento. Variables como Edad (0,42) presentan un poder moderado, mientras que otras como Profesión (0,0003) y Tipo de Educación (0,00005) exhiben un IV prácticamente nulo, lo que sugiere baja capacidad de discriminación entre clientes cumplidores y en incumplimiento.

Tabla 21

Resultados del Information Value (IV)

Variable	Info_value
Ingresos	1.404.503
Activos	1.312.905
Nivel de Deuda	1.094.887
Edad	0.420708
Estado Civil	0.108778
Cargas Familiares	0.075302
Género	0.035651
Profesión	0.000304
Tipo de Educación	0.000047

2. **Correlación con el default (Spearman)**:

Los coeficientes de correlación (Tabla XX) permiten explorar la relación entre cada variable y la variable dependiente. Aunque en general los valores son bajos (lo que es esperable en fenómenos de crédito por su naturaleza multicausal), destacan *Activos* (-0,058), *Estado Civil* (-0,045) y *Edad* (-0,035) con mayor asociación negativa respecto al default, lo que confirma su aporte diferenciado.

Tabla 22

Correlación Spearman de las variables independientes frente al Default

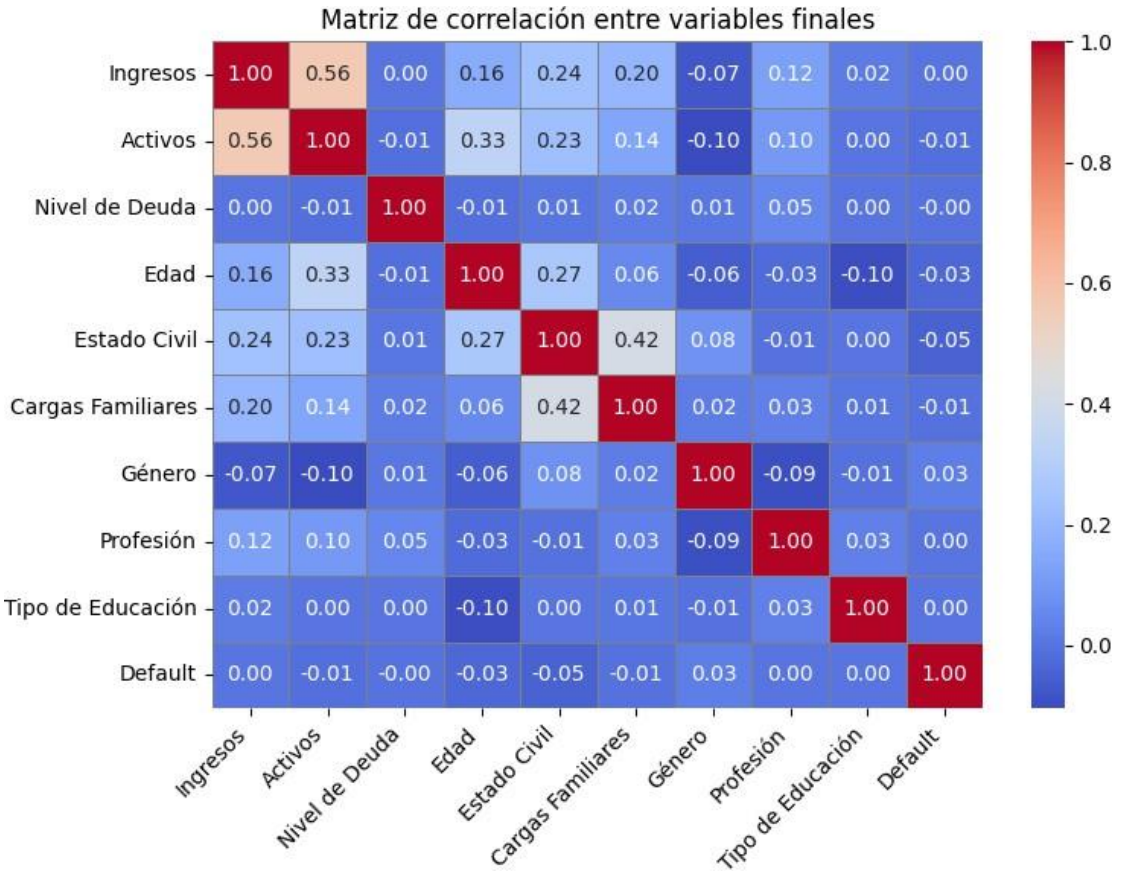
Variable	Spearman vs Default
Género	0,026
Profesión	0,003
Tipo de Educación	0,001
Nivel de Deuda	-0,008
Ingresos	-0,014
Cargas Familiares	-0,016
Edad	-0,035
Estado Civil	-0,045
Activos	-0,058

3. **Análisis de multicolinealidad:**

La matriz de correlaciones entre las variables finales (Figura 15) muestra que no existen correlaciones excesivamente altas (ninguna superior a 0,8). El mayor grado de asociación se observa entre Ingresos y Activos (r = 0,56), lo que refleja la coherencia entre ambas variables económicas, pero no compromete la estabilidad del modelo logit. Por tanto, se justifica la inclusión conjunta, dado que aportan matices distintos: los ingresos representan la capacidad corriente de pago y los activos reflejan el patrimonio acumulado.

Figura 18

Matriz de correlación entre variables finales



La evidencia empírica permitió retener en el modelo las variables con mayor poder explicativo: *Ingresos, Activos, Nivel de Deuda, Edad, Estado Civil, Género y Cargas Familiares*. En contraste, *Profesión* y *Tipo de Educación*, aunque fueron evaluadas, no mostraron significancia estadística ni capacidad predictiva relevante, por lo que su contribución se considera marginal.

Estos resultados respaldan la decisión de construir el modelo con un balance adecuado entre factores económicos y sociodemográficos, garantizando pertinencia estadística y aplicabilidad práctica en la gestión del riesgo de crédito de la COAC Lucha Campesina.

4.3.3.3. Transformación y recodificación de variables

Algunas variables fueron transformadas para mejorar su interpretabilidad y estabilidad en el modelo:

- **Edad e ingresos** se segmentaron en cuartiles, generando categorías que permiten comparar grupos homogéneos de clientes.
- **Nivel de endeudamiento** se agrupó en tres rangos (Q1 bajo, Q2 y Q3), atendiendo a la distribución de la cartera.
- **Cargas familiares** se recodificaron en tres categorías: 0, 1 y 2+.
- **Género, estado civil, tipo de educación y profesión** fueron recodificadas como variables binarias (dummy), diferenciando entre presencia y ausencia del atributo.

Estas transformaciones facilitaron la inclusión de variables categóricas en el modelo y mejoraron la estabilidad de los coeficientes estimados.

4.3.3.4. Muestra y período de análisis

La base utilizada corresponde a los créditos de consumo de la cooperativa durante el período 2022–2024, con un total de 98.429 observaciones. La tasa de incumplimiento promedio en la muestra fue del 2,14%, lo que evidencia un problema de desbalance de clases, común en este tipo de estudios.

4.3.3.5. Estimación del modelo

La regresión logística binaria constituye la herramienta estadística empleada para modelar la probabilidad de incumplimiento (default) en la cartera de créditos de consumo. Su fundamento radica en la función *logit*, que permite establecer una relación no lineal entre la variable dependiente dicotómica y las variables explicativas. Formalmente, el modelo logit se expresa como:

$$\mathbf{logit}(\boldsymbol{p}_{\boldsymbol{i}}) = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \sum_{j=1}^{k} \beta_0 X_{ij}$$

Donde

- p_i representa la probabilidad de que el cliente i incurra en default,
- β_0 es la constante del modelo
- β_j los coeficientes asociados a las variables explicativas X_{ij}.

Esta transformación asegura que los valores estimados de probabilidad se encuentren en el intervalo [0,1] condición indispensable para variables dependientes binarias.

Aplicado al caso de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, el modelo incluye como predictores las variables: edad, estado civil, género, ingresos, activos, nivel de deuda, cargas familiares, profesión y educación. La estimación se realizó mediante el método de máxima verosimilitud, criterio estándar en la literatura (Hosmer et al, 2013).

$$\begin{aligned}\mathbf{logit}(\boldsymbol{p}_i) = \beta_0 + \beta_1(\text{Edad}) + \beta_2(\text{Estado Civil}) + \beta_3(\text{Género}) + \beta_4(\text{Ingresos}) + \beta_5(\text{Activos}) + \beta_6(\text{Nivel de Deuda}) \\ + \beta_7(\text{Cargas Familiares}) + \beta_8(\text{Profesión}) + \beta_9(\text{Educación})\end{aligned}$$

En la Tabla 24 se presentan los coeficientes estimados, junto con los errores estándar, valores p, odds ratios (OR) e intervalos de confianza al 95%. Los resultados muestran que variables como la edad, el estado civil, el género, los ingresos y las cargas familiares presentan efectos estadísticamente significativos, mientras que profesión, educación y nivel de deuda no resultan significativas al nivel convencional del 5%.

De manera empírica, la ecuación estimada para la probabilidad de incumplimiento se expresa como:

$$\begin{aligned}\mathbf{logit}(\boldsymbol{p}_{\boldsymbol{i}}) = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = -3.427 - 0.013 \cdot Edad_i - 0.855 \cdot EstadoCivil_i - 0.13 \cdot Educación_i + 0.085 \cdot Profesión_i \\ + 0.000 \cdot Activos_i + 0.000001 \cdot Ingresos_i - 0.000035 \cdot NivelDeuda_i + 0.439 \cdot Género_i \\ + 0.135 \cdot CargasFamiliar_i\end{aligned}$$

donde p_i representa la probabilidad de default del individuo iii, y las variables explicativas corresponden a las características sociodemográficas y económicas seleccionadas.

El modelo permite calcular directamente la log-odds de incumplimiento, mientras que la probabilidad se obtiene mediante la función logística:

$$pi = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_i + \cdots + \beta_k X_{ki})}}$$

En esta formulación, los coeficientes negativos (por ejemplo, edad o estado civil) reflejan una reducción en la probabilidad de incumplimiento, mientras que los coeficientes positivos (como género codificado para hombres o número de cargas familiares) incrementan el riesgo relativo de default.

El análisis de los odds ratios confirma esta interpretación: pertenecer al género masculino incrementa en 1,55 veces la probabilidad relativa de incumplimiento frente al género femenino, mientras que tener cargas familiares eleva el riesgo en un 14%. Por el contrario, estar en unión conyugal disminuye de manera significativa la probabilidad de default, con un OR de apenas 0,42.

En síntesis, la estimación formal del modelo de regresión logística evidencia que tanto factores económicos como sociodemográficos inciden de manera significativa en el comportamiento crediticio, constituyendo una base empírica robusta para la evaluación posterior del desempeño del modelo (AUC, KS, matriz de clasificación) y su aplicación en la gestión institucional del riesgo de crédito.

4.3.4. Evaluación del modelo

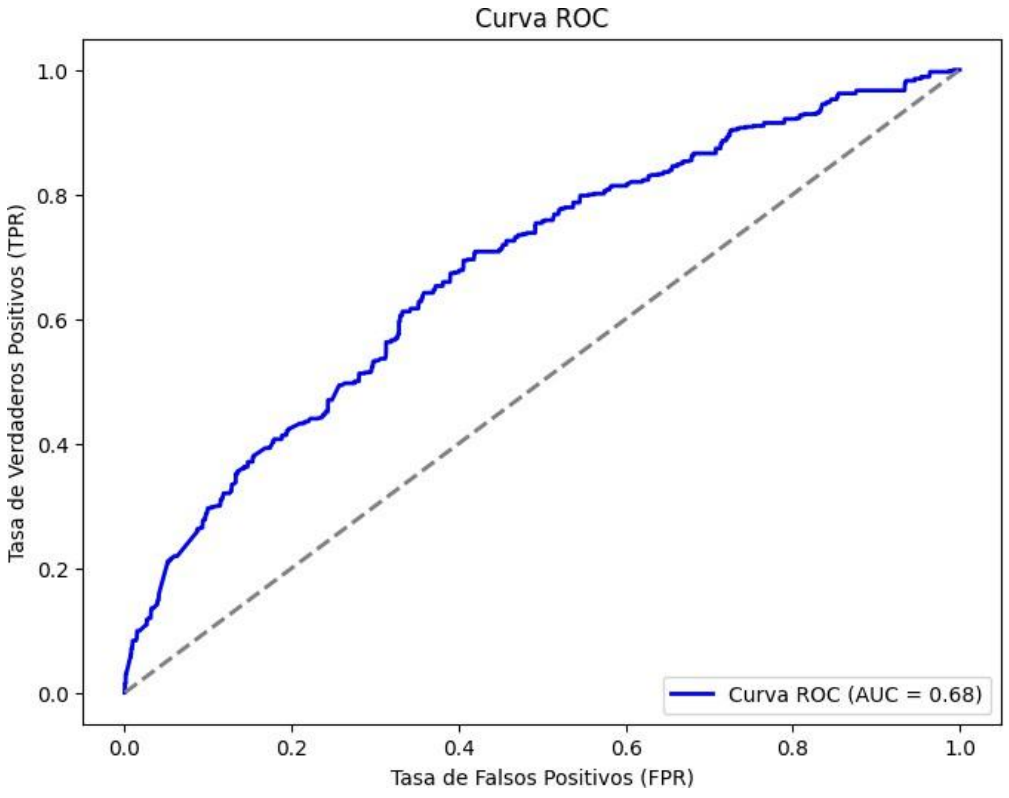
Una vez estimado el modelo de regresión logística binaria, se evaluó su capacidad discriminante sobre el conjunto de prueba mediante métricas estándar en riesgo crediticio: AUC-ROC, estadístico KS, matriz de confusión y métricas derivadas (accuracy, sensibilidad/recall, precisión, especificidad). Estas medidas son recomendadas por la literatura metodológica para modelos de clasificación binaria en crédito (Hosmer et al, 2013; Hand & Henley, 1997; Altman & Sabato, 2007).

4.3.4.1. Curva ROC y AUC

La curva ROC del modelo muestra un área bajo la curva (AUC-ROC) = 0,6813 en test, lo que indica capacidad de discriminación moderada superior al azar (0,5) pero por debajo de niveles considerados altos (>0,75). En carteras con fuerte desbalance de clases, AUC entre 0,65 y 0,75 suele considerarse aceptable para una primera especificación.

Figura 19

Curva ROC

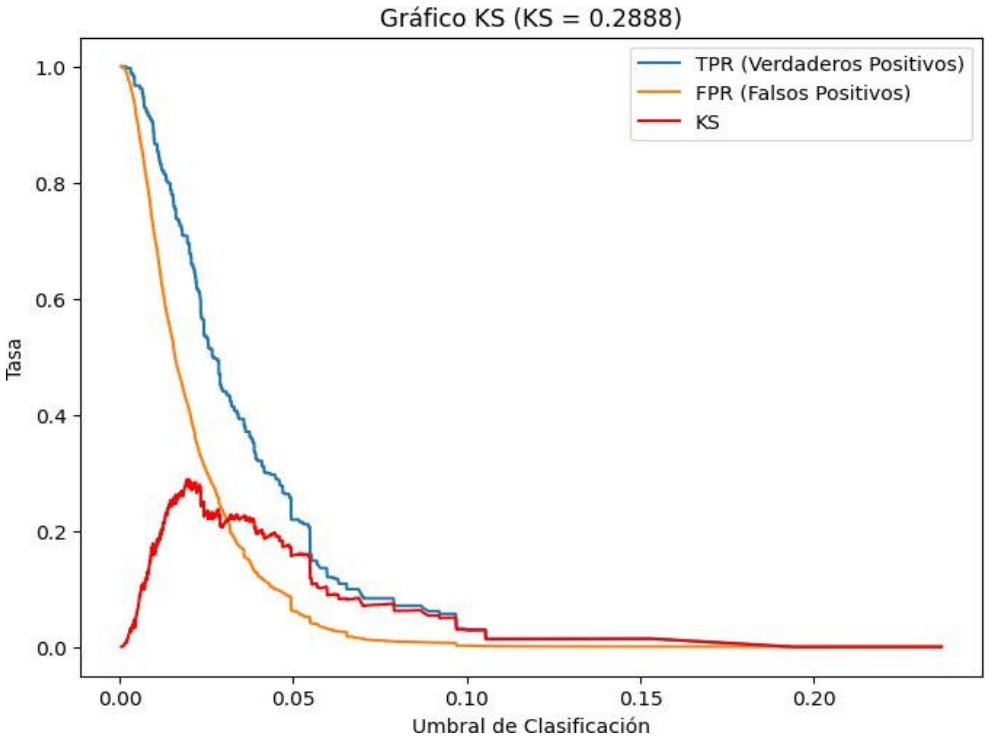


4.3.4.2. Estadístico KS

El KS sobre el conjunto de prueba se ubicó en torno a 0,29, lo que refleja una separación baja-moderada entre las distribuciones acumuladas de buenos y malos pagadores. Este resultado es coherente con el AUC observado y sugiere margen para mejorar la potencia discriminante del modelo.

Figura 20

Estadístico KS



4.3.4.3. Matriz de confusión y métricas de clasificación

Con el umbral estándar de 0,50 para clasificar default (1) vs. no default (0), la matriz de confusión en test fue:

- **TN =** 28.895, FP = 0, FN = 634, TP = 0

A partir de ello:

- **Accuracy** ≈ 0,9785 (97,85%)
- **Especificidad (clase 0)** = 1,00
- **Recall/Sensibilidad (clase 1)** = 0,00
- **Precisión (clase 1)** = 0,00

La accuracy alta se explica por el desbalance (solo ~2,14% de defaults). El modelo clasifica muy bien a los no incumplidos, pero no detecta incumplidos con el umbral 0,50 (recall=0). Este patrón es típico cuando la clase positiva es minoritaria.

4.3.4.4. Distribución de probabilidades de default (scores) y umbral de clasificación

La distribución de probabilidades estimadas por el logit (scores entre 0 y 1) se concentra en valores bajos, consistente con la baja prevalencia de default. Esta concentración provoca que, manteniendo umbral = 0,50, prácticamente ninguna observación supere el corte y sea clasificada como default.

Desde la óptica operativa, el umbral puede ajustarse para elevar la sensibilidad (recall) a costa de más falsos positivos. Alternativas habituales:

- Bajar el umbral (p. ej., 0,20–0,30) para mejorar recall en la clase 1.
- Seleccionar el punto de corte por criterio KS máximo o por curvas costo-beneficio (según capacidad de gestión de revisiones manuales).
- Re-entrenar el logit con clase ponderada o técnicas de balanceo (p. ej., *class_weight*, sobremuestreo/SMOTE) para desplazar scores de la clase minoritaria y mejorar la detección sin depender exclusivamente del umbral.

4.3.4.5. Discusión

En conjunto, los resultados muestran un desempeño global aceptable del modelo (AUC=0,6813; KS≈0,29) y una limitación en la identificación de la clase default con el umbral estándar (recall=0). Dado el desbalance estructural de la cartera, esto es esperable y sugiere medidas de mejora:

(i) ajuste del umbral,
(ii) ponderación de clases o balanceo de la muestra y
(iii) exploración de modelos complementarios (p. ej., árboles/ensembles) como referencia de contraste, manteniendo la regresión logística como modelo base por su interpretabilidad y alineación con la práctica regulatoria.

4.3.5. Interpretación de los coeficientes del modelo

La Tabla 22 presenta los coeficientes estimados del modelo logit, junto con sus odds ratios (OR), intervalos de confianza al 95% y niveles de significancia estadística. El análisis permite identificar

qué variables contribuyen de manera significativa a explicar la probabilidad de default en la cartera de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina en el período de estudio.

Tabla 23

Coeficientes estimados del modelo logit

Variable	Beta (β)	se	p_value	OR	OR_low	OR_high	z
Edad	-0.013257	0.002117	0.000000	0.986831	0.982745	0.990934	-6.262.431
Estado Civil	-0.854921	0.058481	0.000000	0.425317	0.379257	0.476970	-14.618.789
Tipo de Educación	-0.137896	0.273196	0.613734	0.871189	0.509997	1.488.187	-0.504750
Profesión	0.085060	0.069753	0.222671	1.088.783	0.949659	1.248.288	1.219.456
Activos	0.000000	0.000000	0.182835	1.000.000	1.000.000	1.000.000	1.332.075
Ingresos	0.000001	0.000000	0.001404	1.000.001	1.000.000	1.000.001	3.193.763
Nivel de Deuda	-0.000035	0.000037	0.352371	0.999965	0.999892	1.000.038	-0.930000
Género	0.438567	0.051189	0.000000	1.550.485	1.402.475	1.714.114	8.567.590
Cargas Familiares	0.134764	0.027334	0.000001	1.144.267	1.084.578	1.207.241	4.930.338
const	-3.427.178	0.292720	0.000000	0.032478	0.018299	0.057645	-11.708.043

Variables significativas

- **Edad (β = –0,013; OR = 0,987; p < 0,01).**

  El coeficiente negativo indica que, a medida que aumenta la edad del solicitante, la probabilidad de incumplimiento disminuye. En términos prácticos, por cada año adicional, el odds de caer en default se reduce aproximadamente en 1,3%. Este hallazgo es consistente con la literatura, que reporta un menor riesgo de incumplimiento en prestatarios de mayor edad debido a mayor estabilidad laboral y madurez financiera (Altman & Sabato, 2007).

- **Estado Civil (β = –0,855; OR = 0,425; p < 0,01).**

  Estar en pareja reduce significativamente la probabilidad de default en comparación con los clientes solteros. El odds ratio de 0,425 sugiere que los clientes con pareja tienen alrededor de un 57,5% menos de probabilidad de incumplimiento. Este resultado coincide

con estudios que asocian el estado civil con mayor responsabilidad financiera y soporte del hogar (Gaviria, 2006).

- **Ingresos ($\beta \approx 0{,}000001$; OR ≈ 1,000001; $p < 0{,}01$).**

  El coeficiente, aunque estadísticamente significativo, tiene un efecto marginal prácticamente nulo en términos económicos debido a la escala de la variable. La interpretación debe hacerse con cautela, dado que valores elevados de ingresos pueden estar altamente correlacionados con otras variables patrimoniales, atenuando el efecto directo sobre el default.

- **Género ($\beta = 0{,}439$; OR = 1,550; $p < 0{,}01$).**

  El resultado muestra que los hombres tienen 55% más probabilidad de caer en incumplimiento respecto a las mujeres. Este hallazgo reafirma lo observado en el análisis descriptivo y se alinea con estudios previos en microfinanzas que evidencian un mejor comportamiento de pago en mujeres (Gaviria, 2006).

- **Cargas Familiares ($\beta = 0{,}135$; OR = 1,144; $p < 0{,}01$).**

  Cada carga familiar adicional aumenta en torno al 14% la probabilidad de incumplimiento, lo cual es coherente con la idea de que un mayor número de dependientes eleva las obligaciones financieras y, por tanto, incrementa el riesgo de sobreendeudamiento.

Variables no significativas

- **Tipo de Educación, Profesión, Activos y Nivel de Deuda** no resultaron significativas al 95% de confianza. Aunque en teoría se esperaba que un mayor nivel educativo o profesional reduzca el riesgo, y que un mayor endeudamiento o nivel de activos incida en la probabilidad de default, en la muestra analizada estos factores no presentan un efecto estadísticamente relevante. Esto podría explicarse por la homogeneidad de la población en ciertos aspectos socioeconómicos o por la interacción de estas variables con otras más determinantes en el modelo.

Interpretación global

El modelo confirma que las variables sociodemográficas como la edad, el género, el estado civil y las cargas familiares son factores significativos para explicar el riesgo de incumplimiento en la cartera de consumo de la cooperativa. En contraste, algunas variables financieras (activos y nivel de deuda) no mostraron significancia estadística, lo que sugiere que el comportamiento de pago en esta población depende en mayor medida de factores personales y de ingresos que de la estructura patrimonial declarada.

En comparación con estudios previos, como el de Gaviria (2006), se ratifica el rol protector del estado civil y de la condición femenina frente al riesgo de default, mientras que la edad aparece nuevamente como un factor estabilizador. Estos resultados aportan evidencia empírica útil para la gestión de riesgos de la cooperativa, reforzando la necesidad de incorporar variables sociodemográficas en sus modelos de evaluación crediticia, más allá de los indicadores financieros tradicionales.

4.3.5.1. Comparación con estudios previos y evidencia empírica

Con el fin de contextualizar los resultados, la Tabla 23 presenta una comparación entre hallazgos de estudios previos y los obtenidos en la COAC Lucha Campesina. En general, se confirma la relevancia de factores sociodemográficos como edad, género, estado civil y cargas familiares, mientras que las variables estrictamente financieras (activos, deuda, educación, profesión) no alcanzaron significancia estadística en este caso

Tabla 24

Comparación entre hallazgos de la literatura y resultados de esta tesis

Variable	Evidencia en literatura previa	Resultado en la COAC Lucha Campesina (esta tesis)	Coincidencia / Discusión

Edad	Mayor edad → menor riesgo de incumplimiento (Altman & Sabato, 2007).	Coef. negativo y significativo: cada año adicional reduce 1,3% el odds de default.	Coincide: la edad es un factor estabilizador.
Estado Civil	Estar casado/en pareja reduce riesgo de default (Gaviria, 2006).	OR=0,425: los clientes con pareja tienen 57,5% menos riesgo.	Coincide plenamente con la literatura.
Ingresos	Mayores ingresos suelen reducir el riesgo (estudios clásicos de scoring).	Coef. positivo pero mínimo, aunque significativo (efecto marginal).	Divergencia: puede deberse a multicolinealidad con Activos/Deuda.
Género	Mujeres muestran menor probabilidad de incumplimiento (Gaviria, 2006).	OR=1,55 para hombres (55% más riesgo).	Coincide con hallazgos previos.
Cargas Familiares	Más dependientes → mayor presión financiera y riesgo (literatura de microcrédito).	Cada carga aumenta 14% el riesgo de default.	Coincide y refuerza evidencia empírica.
Tipo de Educación	Mayor educación → menor riesgo (aunque resultados no siempre significativos).	No significativo en el modelo.	Divergencia: en esta muestra no aporta poder explicativo.
Profesión	Tener profesión reduce riesgo (evidencia mixta).	No significativo.	Divergencia: posiblemente por homogeneidad de la muestra.
Activos	Mayores activos deberían reducir riesgo (modelos financieros clásicos).	No significativo.	Divergencia: activos declarados no muestran incidencia.
Nivel de Deuda	Sobreendeudamiento aumenta riesgo (teoría financiera).	No significativo.	Divergencia: no se observa efecto claro, quizá por composición de cartera.

En síntesis, la comparación entre los resultados de la presente investigación y la evidencia previa muestra una alta coherencia en los factores sociodemográficos edad, estado civil, género y cargas familiares que inciden en la probabilidad de incumplimiento, confirmando su relevancia como determinantes del riesgo crediticio. Sin embargo, se identifican divergencias en variables financieras como ingresos, activos, nivel de endeudamiento y profesión, cuya falta de significancia

estadística en el modelo aplicado a la COAC Lucha Campesina sugiere que su efecto puede estar mediado por particularidades de la muestra y el contexto institucional. Esta discusión resalta la importancia de ajustar los modelos de riesgo a las realidades específicas de cada entidad financiera, sin dejar de contrastarlos con los hallazgos académicos existentes, lo cual enriquece la validez interna y externa del estudio.

4.3.6. Análisis complementario

Además de los análisis descriptivos y la estimación del modelo logit, resulta pertinente incluir herramientas adicionales que permitan contrastar y enriquecer la evaluación del desempeño predictivo. Estos análisis complementarios ofrecen una visión más amplia de la capacidad del modelo para discriminar entre clientes cumplidores y en incumplimiento, apoyando la toma de decisiones estratégicas en la gestión del riesgo crediticio. En este apartado se presentan dos aproximaciones relevantes: (i) el árbol de decisión, que permite explorar las reglas de clasificación y la jerarquía de variables relevantes, y (ii) la tabla cruzada de clasificación, que facilita observar de manera directa los aciertos y errores de predicción tanto en términos absolutos como relativos. Con ello, se busca aportar evidencia robusta que complemente el análisis principal y que refuerce la validez práctica de los resultados obtenidos.

4.3.6.1. Árbol de Decisión

El árbol de decisión constituye una herramienta complementaria al modelo logit, que permite representar de manera gráfica y jerárquica las reglas de clasificación asociadas al default. Este enfoque no solo busca medir la probabilidad de incumplimiento, sino también mostrar la secuencia de variables que, en conjunto, incrementan o reducen la probabilidad de mora, generando un esquema interpretativo claro para la gestión del riesgo de crédito (Breiman et al., 1984; Quinlan, 1993).

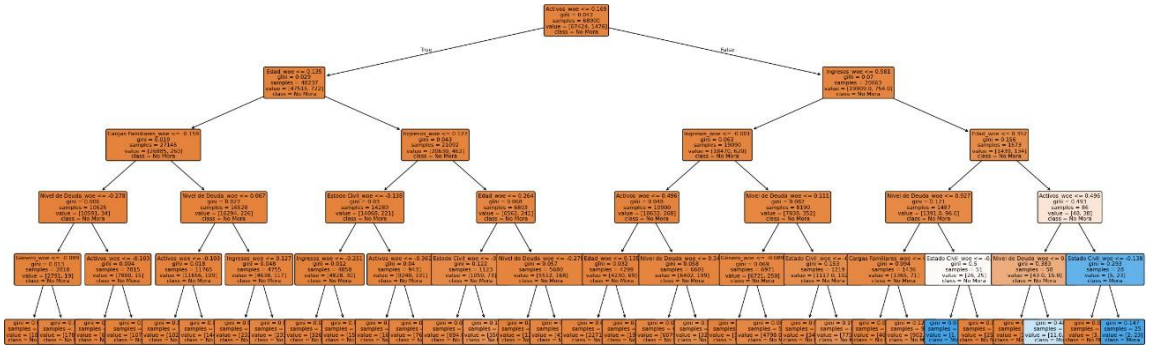
a. Resultados

La Figura 18 presenta el árbol de decisión obtenido a partir de la base de datos de créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. El nodo raíz muestra a la variable Activos (woe) como el primer factor discriminante en la clasificación de clientes en default y no default. Posteriormente, aparecen como variables relevantes Ingresos (woe), Edad (woe),

Estado Civil (woe) y Cargas Familiares (woe), lo que confirma la importancia de los factores económicos y sociodemográficos en el comportamiento de pago.

Figura 21

Árbol de decisión



Se observa que las ramas con mayor concentración de incumplimiento corresponden a clientes con menores ingresos y activos, combinados con características específicas como mayor número de cargas familiares o determinados estados civiles. En contraste, las ramas que presentan bajas tasas de default se asocian a clientes con mayores activos y estabilidad en sus condiciones económicas y familiares.

b. Discusión

El árbol confirma lo hallado en los análisis bivariados previos: las variables económicas (activos, ingresos y nivel de endeudamiento) presentan un mayor peso explicativo que las variables sociodemográficas (género, profesión o educación). Sin embargo, la visualización jerárquica aporta un valor agregado, pues facilita la comprensión de cómo se combinan las características de los clientes en la clasificación.

En términos prácticos, este resultado respalda la posibilidad de usar árboles de decisión como complemento en las políticas de otorgamiento y seguimiento crediticio, al ofrecer reglas claras de clasificación que pueden ser traducidas en criterios operativos para los analistas de crédito.

4.3.6.2. Tabla cruzada por calificación

La tabla cruzada resume el desempeño del modelo al clasificar los clientes en las categorías *Default* y *No Default*. En la Tabla 24 se muestran las frecuencias absolutas y en la Tabla 25 los porcentajes correspondientes por fila.

Tabla 25

Frecuencias absolutas de clasificación

	Pred: No Default	**Pred: Default**	**Total**
Real: No Default	15.665	13.231	28.896
Real: Default	201	432	633
Total	*15.866*	*13.663*	*29.529*

El modelo logra clasificar correctamente al 68,25% de los clientes en default, lo cual es positivo dado que la detección de incumplimientos es crítica para la gestión del riesgo crediticio. Sin embargo, también se observa una proporción relevante de falsos negativos (31,75%), es decir, clientes en incumplimiento que el modelo predice como solventes.

Tabla 26

Porcentajes de clasificación por fila

	Pred: No Default	**Pred: Default**	**Total**
Real: No Default	54%	46%	100%
Real: Default	32%	68%	100%
Total	*54%*	*46%*	*100%*

En cuanto a los clientes que no entran en default, el modelo logra clasificar correctamente al 54,21%, aunque existe un 45,79% de falsos positivos, lo cual implica que casi la mitad de los clientes solventes son etiquetados como en riesgo. Este comportamiento es relativamente común

en modelos de crédito con bases de datos desbalanceadas, donde la proporción de clientes cumplidores es muy superior a la de incumplidores (Altman & Sabato, 2007).

Desde una perspectiva institucional, estos resultados implican que el modelo privilegia la detección de incumplimientos, aunque a costa de clasificar como riesgosos a muchos clientes que realmente cumplen. Esto tiene un efecto conservador en la gestión crediticia de la COAC Lucha Campesina, restringiendo potencialmente operaciones a clientes de bajo riesgo, pero reforzando el control de la morosidad.

En síntesis, el análisis complementario confirma la relevancia de incorporar enfoques adicionales al modelo logit, tales como los árboles de decisión y las tablas cruzadas de clasificación. Estas herramientas no solo permitieron identificar combinaciones de variables asociadas al incumplimiento, sino también evaluar la proporción de aciertos y errores de clasificación de manera más tangible. A pesar de las limitaciones derivadas del desbalance de clases, los resultados respaldan la solidez del modelo y ofrecen elementos prácticos para la gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. De esta forma, se cuenta con una base empírica que servirá como punto de referencia para validar la capacidad predictiva del modelo y su aplicabilidad en la toma de decisiones.

4.3.6.3. Contraste con Random Forest

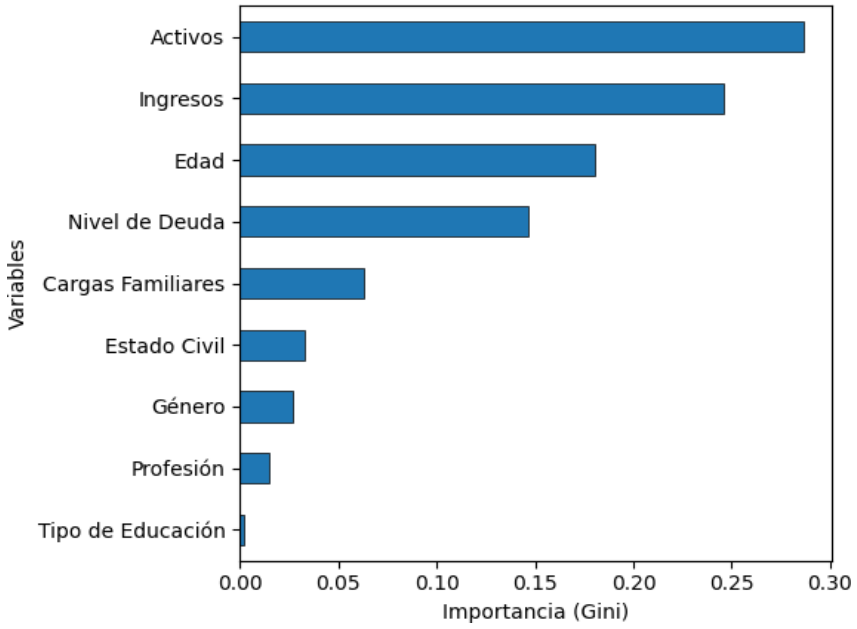
Con el propósito de contrastar el desempeño del modelo logit y validar los hallazgos desde una perspectiva no paramétrica, se estimó un modelo alternativo de Random Forest, técnica de ensemble learning reconocida por su capacidad predictiva en problemas de clasificación (Breiman, 2001). Este ejercicio se incluyó como análisis complementario, manteniendo el logit como modelo principal debido a su interpretabilidad y facilidad de aplicación práctica en la gestión crediticia.

a. Importancia de variables

La Figura 19 presenta la importancia de las variables bajo el criterio de Gini. Se observa que activos, ingresos y edad son las variables con mayor peso explicativo, seguidas por nivel de deuda y cargas familiares. Factores como profesión y tipo de educación muestran una contribución marginal, lo que coincide con los resultados del logit donde estas variables no resultaron estadísticamente significativas.

Figura 22

Importancia de las Variables - Random Forest

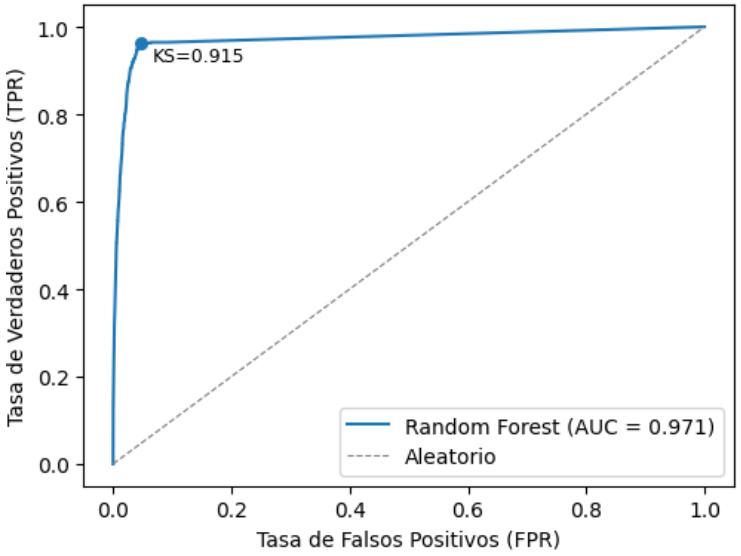


b. Curva ROC y estadístico KS

En la Figura 20 se muestra la curva ROC, con un **AUC de 0.971**, valor que refleja una capacidad predictiva sobresaliente para discriminar entre clientes en default y no default. El estadístico **KS alcanza 0.915**, superando ampliamente el umbral de 0.4 sugerido en la literatura (Anderson, 2007), lo que confirma la potencia discriminante del modelo.

Figura 23

Curva ROC - Random Forest

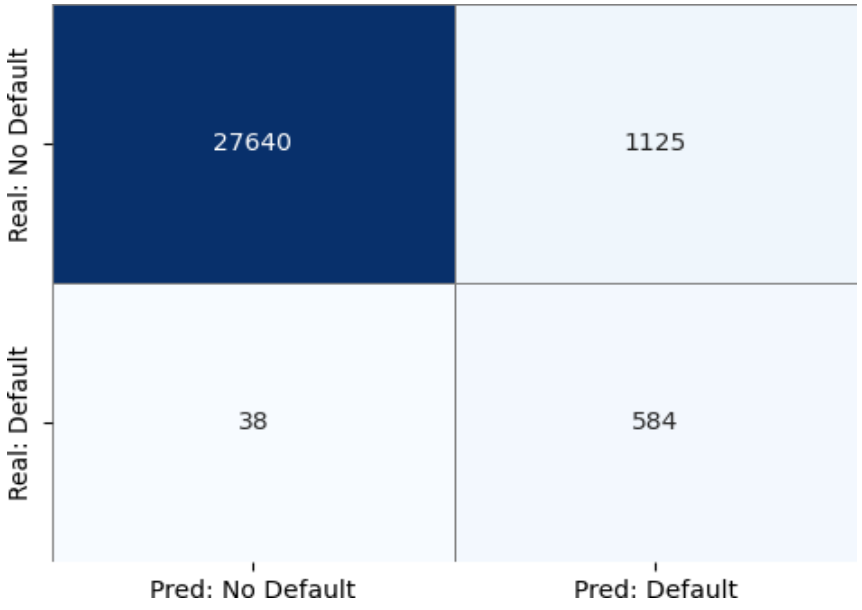


c. Matriz de confusión y métricas de clasificación

Los resultados de la matriz de confusión (Figura X) evidencian una alta capacidad de detección de clientes en incumplimiento: el modelo clasifica correctamente el 93.9% de los casos en default y el 96.1% de los casos sin default. No obstante, la precisión para la clase minoritaria (default) es de apenas 0.34, lo cual indica la existencia de un número considerable de falsos positivos.

Figura 24

Matriz de confusión - Random Forest



El reporte de métricas muestra:

- **Accuracy global: 96.0%**.
- **Recall para default: 93.9%**, lo que implica que el modelo identifica correctamente casi todos los incumplimientos.
- **Precisión para default: 34.1%**, evidenciando que una parte de los clientes señalados como de riesgo son en realidad solventes.

Figura 25

Métricas Random Forest

```
=== Métricas Random Forest (Test) ===
Accuracy : 0.9604
Precision: 0.3417
Recall   : 0.9389
F1-score : 0.5011
AUC-ROC  : 0.9713
KS       : 0.9154

=== Reporte de clasificación ===
              precision    recall  f1-score   support

           0     0.9986    0.9609    0.9794     28765
           1     0.3417    0.9389    0.5011       622

    accuracy                         0.9604     29387
   macro avg     0.6702    0.9499    0.7402     29387
weighted avg     0.9847    0.9604    0.9693     29387
```

d. Análisis y discusión

El Random Forest confirma que los factores económicos (activos e ingresos) concentran la mayor capacidad predictiva, complementando lo evidenciado por el logit. Sin embargo, aunque el desempeño predictivo del Random Forest es superior (AUC = 0.971 vs. 0.681 del logit), este modelo carece de la interpretabilidad necesaria para sustentar políticas crediticias basadas en parámetros claros y comunicables a los analistas y directivos.

Por ello, se mantiene la regresión logística como modelo principal de esta investigación, mientras que el Random Forest aporta un respaldo empírico adicional y evidencia la consistencia de los determinantes del default identificados.

4.3.7. Discusión de resultados

El análisis de las variables independientes, complementado con las pruebas de asociación y el modelo logit, permitió identificar los factores que presentan mayor incidencia en el default. Los resultados mostraron que variables como edad, estado civil, ingresos, género y cargas familiares resultan significativas estadísticamente, mientras que otras, como educación, profesión, activos y nivel de endeudamiento, no alcanzaron niveles de significancia en el modelo. Estos hallazgos coinciden parcialmente con lo reportado por Gaviria (2006) y Altman & Sabato (2007), quienes destacan la importancia de los factores sociodemográficos y financieros en el comportamiento de pago, aunque con variaciones según el contexto institucional y la composición de las carteras.

En el caso de la COAC Lucha Campesina, la tasa general de incumplimiento fue relativamente baja (2,14%), lo que refleja un perfil de riesgo controlado en la cartera de consumo. Sin embargo, el modelo logit, con un AUC-ROC de 0,681 y un KS de 0,29, evidenció una capacidad predictiva moderada, lo que sugiere la necesidad de considerar ajustes metodológicos como el uso de técnicas de balanceo de clases o modelos complementarios. La discusión de resultados, por tanto, se centra en contrastar los hallazgos empíricos con la literatura, identificar las fortalezas del modelo y reconocer las limitaciones inherentes a los datos disponibles.

En síntesis, la validación desarrollada en este capítulo permitió valorar el aporte del modelo de regresión logística propuesto para la estimación de la probabilidad de incumplimiento en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. La aplicación de datos históricos institucionales permitió identificar variables asociadas con el comportamiento de pago, estimar probabilidades individuales de incumplimiento y evaluar el desempeño del modelo mediante indicadores estadísticos y predictivos. Los resultados evidenciaron una capacidad discriminante moderada, por lo que el modelo no debe asumirse como un mecanismo automático de aprobación o rechazo de créditos, sino como una herramienta técnica de apoyo para diferenciar perfiles de riesgo, priorizar el seguimiento preventivo y fortalecer la gestión crediticia. Asimismo, la consulta a expertos en gestión de riesgo permitió complementar la valoración empírica, al

reconocer la pertinencia institucional, interpretabilidad y aplicabilidad potencial del modelo dentro de los procesos de análisis y monitoreo de cartera. De esta manera, la validación confirmó que la propuesta aporta una base objetiva y sustentada en evidencia para mejorar la gestión preventiva del riesgo crediticio, siempre que su uso se acompañe de seguimiento periódico, actualización de datos y criterio profesional en la toma de decisiones financieras.

CONCLUSIONES

La sistematización teórica referencial permitió dar respuesta al primer objetivo específico, al determinar los fundamentos que sustentaron la investigación sobre la regresión logística, la probabilidad de incumplimiento y la gestión del riesgo crediticio en créditos de consumo del sector cooperativo. La revisión documental evidenció que la medición del riesgo requiere herramientas capaces de integrar variables sociodemográficas, económicas y de comportamiento de pago. En este sentido, se estableció la pertinencia del modelo de regresión logística debido a su capacidad para estimar una variable dependiente binaria asociada al incumplimiento, ofreciendo resultados interpretables para apoyar la gestión institucional.

El análisis de la situación de la gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina permitió responder al segundo objetivo específico, al reconocer que, aunque la cartera de consumo presentó una proporción mayoritaria de operaciones en cumplimiento, la presencia de morosidad justificó el fortalecimiento de mecanismos preventivos. La evaluación de la base institucional correspondiente al período 2022-2024 permitió identificar que el deterioro crediticio no respondió a una sola dimensión, sino a la interacción de factores económicos, sociodemográficos y de comportamiento crediticio, destacando variables como ingresos, activos, nivel de deuda, edad, estado civil, género y cargas familiares.

El diseño de la propuesta, orientada al desarrollo del modelo de regresión logística, dio respuesta al tercer objetivo específico al transformar la información histórica de la cartera en una estructura cuantitativa capaz de estimar la probabilidad de incumplimiento. El procedimiento técnico, que abarcó la depuración de la base de datos, la definición de la variable dependiente, la selección de predictores y la estimación de parámetros, permitió formular una herramienta técnica para la clasificación de perfiles de riesgo. Esta herramienta no sustituyó el criterio profesional de los analistas, sino que lo complementó con evidencia estadística para apoyar la gestión crediticia.

Finalmente, en correspondencia con el cuarto objetivo específico y con el alcance del objetivo general de la investigación, la validación empírica mediante datos históricos y la consulta a expertos permitieron valorar la capacidad predictiva y la pertinencia institucional de la propuesta. Los indicadores de desempeño mostraron una capacidad discriminante moderada, ratificando que el modelo debe emplearse como una herramienta de apoyo técnico para el seguimiento preventivo

de la cartera. Asimismo, la valoración experta reconoció la utilidad, aplicabilidad e interpretabilidad del modelo para la toma de decisiones financieras, por lo que la investigación aportó un enfoque técnico y preventivo pertinente para el contexto cooperativo, sujeto a actualización periódica y acompañamiento profesional en su aplicación.

RECOMENDACIONES

Se recomienda que la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina considere el modelo de regresión logística propuesto como una herramienta técnica de apoyo para la gestión preventiva del riesgo crediticio en la cartera de consumo. Su uso debe orientarse a complementar el criterio profesional de los analistas, no a reemplazarlo, debido a que los resultados del modelo evidenciaron una capacidad discriminante moderada y requieren ser interpretados junto con información institucional, conocimiento del socio y criterios prudenciales de evaluación crediticia.

Resulta conveniente que la Cooperativa incorpore de manera gradual las probabilidades estimadas de incumplimiento dentro de sus procesos de análisis, seguimiento y monitoreo de cartera. Esta incorporación debe realizarse mediante criterios técnicos de clasificación de riesgo que permitan identificar operaciones con mayor exposición, priorizar acciones de seguimiento preventivo y fortalecer la toma de decisiones financieras. Para ello, se sugiere definir umbrales internos de alerta que respondan al perfil de riesgo de la institución y que puedan ajustarse conforme se observe el comportamiento real de la cartera.

También se recomienda mantener procesos periódicos de actualización, depuración y validación de la base de datos institucional. La calidad de la información constituye una condición esencial para preservar la utilidad del modelo, por lo que es necesario registrar de manera consistente las variables sociodemográficas, económicas, crediticias y de comportamiento de pago de los socios. La actualización de la base permitirá recalibrar los parámetros del modelo, incorporar nuevas observaciones y reducir el riesgo de pérdida de capacidad predictiva ante cambios en las condiciones económicas o en el comportamiento del portafolio crediticio.

Asimismo, se recomienda que la aplicación del modelo se acompañe de un proceso de monitoreo continuo de su desempeño. Indicadores como AUC, KS, matriz de confusión, sensibilidad, especificidad y precisión deben revisarse periódicamente para valorar si el modelo mantiene su

capacidad de diferenciación entre operaciones cumplidas e incumplidas. En caso de observarse deterioro en su desempeño, la Cooperativa debería considerar la recalibración del modelo, el ajuste de umbrales o la incorporación de nuevas variables disponibles en su sistema de información.

Desde el punto de vista institucional, se recomienda fortalecer la capacitación del personal vinculado con la evaluación, aprobación y seguimiento de créditos de consumo. La interpretación de probabilidades de incumplimiento, niveles de riesgo y alertas preventivas requiere que los analistas comprendan el alcance y las limitaciones del modelo. Esta capacitación contribuiría a evitar un uso mecánico de los resultados y permitiría integrar la herramienta dentro de una gestión crediticia más objetiva, preventiva y sustentada en evidencia.

Finalmente, se recomienda continuar desarrollando investigaciones aplicadas sobre modelos de riesgo crediticio en el sector financiero popular y solidario. Futuras investigaciones podrían ampliar el período de análisis, incorporar otros segmentos de cartera, contrastar el desempeño de la regresión logística con modelos alternativos y evaluar la evolución del modelo una vez aplicado en la gestión institucional. Estos desarrollos permitirían fortalecer la evidencia empírica sobre herramientas de estimación de incumplimiento adaptadas a la realidad de las cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance, 23*(4), 589–609.
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the U.S. market. *Abacus, 43*(3), 332–357.
- Armando, D., Rivas, C., & Burgos, J. E. (2016). La gestión de cartera de crédito y el riesgo crediticio como determinante de morosidad o liquidez de las empresas comerciales. *Observatorio de la Economía Latinoamericana, 223.* http://www.eumed.net/cursecon/ecolat/ec/2016/riesgo.html
- Basel Committee on Banking Supervision. (2006). *International convergence of capital measurement and capital standards: A revised framework*. Bank for International Settlements.
- Bessis, J. (2015). *Risk management in banking* (4th ed.). Wiley.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning, 45*, 5–32.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and regression trees*. Wadsworth.
- Crook, J. N., Edelman, D. B., & Thomas, L. C. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research, 183*(3), 1447–1465.
- Flores, E. (2022). *Riesgo de crédito como factor determinante en la sostenibilidad financiera de la empresa Automotores de la Sierra S.A.*
- Gárates, J. (2017). *Relación entre gestión del riesgo crediticio y morosidad en clientes del segmento empresa del BBVA Continental, Moyobamba, 2016.* https://hdl.handle.net/20.500.12692/31207
- Greene, W. H. (2018). *Econometric analysis* (8th ed.). Pearson.
- Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A, 160*(3), 523–541.
- Hernández-Sampieri, R., Fernández-Collado, C., & Baptista-Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6.ª ed.). McGraw-Hill.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3rd ed.). Wiley.

- Lapo-Maza, M. del C., Tello-Sánchez, M. G., & Mosquera-Camacás, S. C. (2021). Rentabilidad, capital y riesgo crediticio en bancos ecuatorianos. *Investigación Administrativa, 50*(127), 1–23. https://doi.org/10.35426/IAV50N127.02
- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H. V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. *European Journal of Operational Research, 247*(1), 124–136.
- Luque, A., & Peñaherrera, J. (2021). Cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador: El desafío de ser cooperativas. *REVESCO. Revista de Estudios Cooperativos, 138*. https://doi.org/10.5209/REVE.73870
- Macías, F. I. (2018). *Las metodologías de medición del riesgo crediticio en el Banco Nacional de Fomento y su influencia en los niveles de morosidad institucional: caso específico, sucursal del cantón Pichincha, período 2012-2014.*
- Mahon, D. (1978). *Organización y gestión de cooperativas de ahorro y crédito.*
- Miguéis, V. L., Camanho, A. S., & Cunha, J. F. (2012). Customer data mining for lifestyle segmentation. *Expert Systems with Applications, 39*(10), 9359–9366.
- Mullo, M. (2020). *Riesgos crediticios: cooperativas de ahorro y crédito*. Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. https://www.seps.gob.ec/wp-content/uploads/Administracion-Riesgo-de-Credito.pdf
- Noriega, M. M. (2018). El sistema cooperativo de ahorro y crédito del Ecuador a través de la historia. *Observatorio de la Economía Latinoamericana*. https://www.eumed.net/rev/oel/2018/07/sistema-cooperativo-ecuador.html
- Quinlan, J. R. (1993). *C4.5: Programs for machine learning*. Morgan Kaufmann.
- Rivera-Rodríguez, D., & Mendoza-Cedeño, Á. (2020). Gestión del microcrédito y riesgo crediticio en las instituciones financieras del cantón Chone. *Polo del Conocimiento, 5*.
- Rodríguez, A. (2020). *Modelo de gestión de riesgo de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Crediambato Limitada.*
- Saunders, A., & Allen, L. (2002). *Credit risk measurement: New approaches to value at risk and other paradigms* (2nd ed.). Wiley.
- Siddiqi, N. (2006). *Credit risk scorecards: Developing and implementing intelligent credit scoring*. Wiley.

- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2022). *Normativa y lineamientos para la administración integral de riesgos en el sector financiero popular y solidario*. SEPS.
- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2023). *Boletines estadísticos del sector financiero popular y solidario*. SEPS.
- Thomas, L. C. (2009). *Consumer credit models: Pricing, profit, and portfolios*. Oxford University Press.
- Tobar, J. (2024). *Evaluación y gestión del riesgo de crédito dentro de las instituciones financieras.*
- Vargas, A., & Mostajo, S. (2014). Medición del riesgo crediticio mediante la aplicación de métodos basados en calificaciones internas. *Investigación & Desarrollo*, *2*(14), 5–25. http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2518-44312014000200002

ANEXOS

Los anexos incluidos en este capítulo contienen los archivos digitales que respaldan el proceso metodológico aplicado para el desarrollo del modelo logit de probabilidad de incumplimiento de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina.

Dado que estos archivos contienen información sensible y de carácter reservado, se entregan en formatos comprimidos y encriptados, de conformidad con los principios de confidencialidad institucional, la normativa vigente y la ética académica.

Estos anexos se entregan únicamente al tutor y tribunal evaluador del trabajo doctoral.

Anexo 1 Base de datos utilizada en el estudio

La base de datos empleada para la estimación del modelo logit contiene información crediticia real y datos personales de los socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. Por su nivel de sensibilidad, se presenta como archivo digital en formato comprimido y encriptado (.7z), adicional del archivo en formato *.ipynb* con el código usado para el muestreo aleatorio.

Contenido del archivo:

- Base de datos en formato Excel original.
- Código usado en Colab en formato *.ipynb*

Nota de Confidencialidad:

El archivo requiere una contraseña para ser abierto. La clave será proporcionada únicamente al tutor y al tribunal evaluador previa solicitud.

Anexo 2 Resumen técnico y fragmento ilustrativo del script del modelo logit

El presente anexo contiene un resumen técnico y un fragmento ilustrativo del script utilizado para la construcción del modelo logit de probabilidad de default. Dado que el desarrollo completo del código forma parte de procesos internos de carácter confidencial, se incluye únicamente una versión sintetizada que refleja las etapas esenciales del procedimiento: limpieza de datos, transformación de variables, estimación del modelo, generación de métricas y elaboración de

salidas analíticas. Este contenido tiene un fin exclusivamente demostrativo y permite comprender de manera general la estructura metodológica aplicada en el análisis.

El archivo se entrega en formato. Por motivos de seguridad, el archivo también se presenta comprimido y encriptado (.7z).

Nota de Confidencialidad:

El archivo requiere una contraseña. La clave será entregada únicamente al tutor y al tribunal evaluador.

Anexo 3 Diccionario de Datos de las Variables Utilizadas en el Estudio

El presente anexo contiene el diccionario de datos correspondiente a las variables empleadas en la construcción, análisis y estimación del modelo logit desarrollado para determinar la probabilidad de default en los créditos de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina. Se incluyen las definiciones operacionales, el tipo de dato y la descripción funcional de cada variable, tanto para aquellas utilizadas directamente en el modelo estadístico como para las que forman parte del conjunto general de datos analizado. Este diccionario constituye un insumo esencial para la transparencia metodológica, la trazabilidad del proceso de investigación y la reproducibilidad del modelo desarrollado, permitiendo al lector comprender la estructura y naturaleza de la información utilizada en el estudio.

Nota Final

Los anexos incorporados forman parte del proceso de construcción, estimación y validación del modelo de regresión logística propuesto para la gestión del riesgo crediticio. En ellos se presentan evidencias metodológicas y técnicas que respaldan los resultados desarrollados en la investigación, tales como la estructura de la base de datos, el diccionario de variables, los criterios de depuración, la codificación de la variable dependiente, fragmentos ilustrativos del procesamiento estadístico, salidas principales del modelo y registros vinculados con la validación de la propuesta.

Debido a que la información utilizada proviene de registros institucionales de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Lucha Campesina, los anexos se presentan en forma anonimizada, resumida o parcial, con el propósito de proteger los datos personales de los socios, preservar la

confidencialidad institucional y cumplir con la normativa aplicable sobre tratamiento de información sensible. Esta decisión no limita la trazabilidad metodológica del estudio, ya que se incluyen los elementos necesarios para verificar la estructura del análisis, la consistencia de las variables utilizadas y la correspondencia entre los datos procesados, los resultados obtenidos y las conclusiones formuladas.