

Scoring de crédito y gestión del riesgo en créditos de consumo: análisis documental de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril, Ventanas, Ecuador (2026)

Credit Scoring and Risk Management in Consumer Lending: A Documentary Analysis of Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril, Ventanas, Ecuador (2026)

Credit scoring e gestione del rischio nel credito al consumo: analisi documentale della Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril, Ventanas, Ecuador (2026)

Adriana Carolina Ceruffo Rivera^I
aceruffor@unemi.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0002-9244-1534>

Maria Elena Carriel Cabrera^{II}
mcarriec6@unemi.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0002-5998-6727>

Correspondencia: aceruffor@unemi.edu.ec

Artículo de Investigación

* **Recibido:** 25 de julio de 2026 * **Aceptado:** 30 de julio de 2026 * **Publicado:** 11 de agosto de 2026

- I. Universidad Estatal de Milagro, Milagro, Ecuador.
- II. Universidad Estatal de Milagro, Milagro, Ecuador.

Resumen

El estudio analiza el papel del scoring de crédito en la gestión del riesgo de la línea de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril, ubicada en Ventanas, Ecuador, durante 2026. Se adoptó un diseño no experimental, transversal y descriptivo-analítico, sustentado en análisis documental del ensayo original, la ficha institucional del producto de crédito de consumo, normativa ecuatoriana y literatura científica especializada. Se examinaron las condiciones del producto, los requisitos documentales, los criterios de evaluación, los niveles de aprobación y los mecanismos de seguimiento, contrastándolos con principios contemporáneos de credit scoring y gestión del riesgo. Los resultados muestran que la cooperativa dispone de un proceso estructurado basado en capacidad de pago, ingresos, historial crediticio, endeudamiento, garantías y revisión por instancias de aprobación; sin embargo, la documentación analizada no evidencia un modelo formal de puntuación, probabilidad de incumplimiento, umbrales de decisión, validación predictiva ni monitoreo de desempeño del modelo. En consecuencia, existe una base informacional aprovechable para evolucionar hacia un scoring trazable y explicable. La ausencia de microdatos de cartera impide estimar estadísticamente su efecto sobre morosidad o recuperación, por lo que los hallazgos constituyen un diagnóstico documental orientado a fortalecer futuras decisiones crediticias con evidencia institucional.

Palabras clave: scoring de crédito; riesgo crediticio; crédito de consumo; cooperativas de ahorro y crédito; morosidad; gestión financiera

Abstract

This study analyzes the role of credit scoring in risk management for the consumer lending line of Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril, located in Ventanas, Ecuador, during 2026. A nonexperimental, cross-sectional, descriptive-analytical design was adopted, based on documentary analysis of the original academic essay, the institution's consumer credit product sheet, Ecuadorian regulation, and specialized scientific literature. Product conditions, documentary requirements, evaluation criteria, approval levels, and monitoring mechanisms were examined and contrasted with contemporary principles of credit scoring and credit risk management. Results show that the cooperative has a structured process based on repayment capacity, income, credit history, indebtedness, guarantees, and review by different approval bodies; however, the analyzed documentation does not demonstrate a formal scoring model, probability-of-default estimation, decision cutoffs, predictive validation, or model-performance monitoring. Consequently, the institution possesses an informational basis that could support progression toward a traceable and explainable scoring system. The absence of loan-level portfolio microdata prevents statistical estimation of its effect on delinquency or recovery; therefore, the findings should be interpreted as a documentary diagnosis intended to strengthen future credit decisions and to define the data, governance, validation, and monitoring

requirements needed for a subsequent empirical implementation within the cooperative's institutional context.

Keywords: credit scoring; credit risk; consumer credit; credit unions; delinquency; financial management

Riassunto

Lo studio analizza il ruolo del credit scoring nella gestione del rischio della linea di credito al consumo della Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril, situata a Ventanas, Ecuador, nel 2026. È stato adottato un disegno non sperimentale, trasversale e descrittivo-analitico, basato sull'analisi documentale del saggio accademico originale, della scheda istituzionale del prodotto di credito al consumo, della normativa ecuadoriana e della letteratura scientifica. Sono state esaminate le condizioni del prodotto, i requisiti documentali, i criteri di valutazione, i livelli di approvazione e i meccanismi di monitoraggio, confrontandoli con i principi contemporanei del credit scoring e della gestione del rischio di credito. I risultati mostrano un processo strutturato fondato su capacità di rimborso, reddito, storia creditizia, indebitamento, garanzie e revisione da parte di organi decisionali; tuttavia, la documentazione analizzata non evidenzia un modello formale di punteggio, una stima della probabilità di insolvenza, soglie decisionali, validazione predittiva o monitoraggio delle prestazioni del modello. L'istituzione dispone quindi di una base informativa utile per evolvere verso uno scoring tracciabile e spiegabile. L'assenza di microdati di portafoglio impedisce di stimarne statisticamente l'effetto su morosità o recupero; i risultati costituiscono pertanto una diagnosi documentale per orientare future decisioni creditizie.

Parole chiave: credit scoring; rischio di credito; credito al consumo; cooperative di risparmio e credito; morosità; gestione finanziaria

Introducción

La gestión del riesgo de crédito constituye una función central para las entidades que intermedian recursos, porque conecta la decisión individual de otorgamiento con la calidad agregada de la cartera, la liquidez y la sostenibilidad institucional. En el crédito de consumo, esta función adquiere especial relevancia por la heterogeneidad de los solicitantes, la frecuencia de las operaciones y la necesidad de decidir con información limitada sobre la capacidad y la voluntad futura de pago. Los enfoques clásicos de credit scoring surgieron precisamente para convertir atributos del solicitante y antecedentes de comportamiento en reglas de clasificación consistentes, reduciendo la dependencia de juicios exclusivamente subjetivos (Hand & Henley, 1997; Thomas, 2000). La literatura posterior ha mostrado que la utilidad del scoring no reside únicamente en

automatizar una aprobación, sino en ordenar información, estimar riesgo de incumplimiento, establecer puntos de corte, documentar excepciones y mantener mecanismos de seguimiento y recalibración a medida que cambia la cartera (Crook et al., 2007; Lessmann et al., 2015).

La evolución metodológica del scoring ha ampliado el repertorio de técnicas disponibles. Junto con la regresión logística y otros modelos estadísticos interpretables, la investigación ha incorporado árboles de decisión, ensambles, máquinas de soporte vectorial, redes neuronales y métodos de aprendizaje automático capaces de capturar relaciones no lineales (Louzada et al., 2016; Dastile et al., 2020; Shi et al., 2022). Sin embargo, una mayor capacidad predictiva no elimina exigencias de gobernanza. En aplicaciones financieras, la calidad de los datos, el desbalance entre buenos y malos pagadores, la estabilidad temporal, la explicabilidad de las decisiones y el control de posibles sesgos son determinantes para que el modelo sea útil y defendible (Brown & Mues, 2012; Bucker et al., 2022; Kozodoi et al., 2022). En consecuencia, un sistema de scoring debe entenderse como un proceso de gestión compuesto por datos, modelo, regla de decisión, validación, monitoreo y supervisión humana, no como una puntuación aislada.

En Ecuador, las cooperativas de ahorro y crédito operan dentro de un marco que exige gestionar el riesgo de crédito mediante políticas, procesos de otorgamiento, seguimiento y control acordes con la naturaleza de sus operaciones. La normativa de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS, 2023) refuerza la necesidad de identificar, medir, priorizar, controlar, mitigar, monitorear y comunicar el riesgo, mientras que los principios internacionales actualizados de gestión del riesgo de crédito enfatizan un entorno adecuado de riesgo, procesos sólidos de concesión, administración y monitoreo de cartera, y controles suficientes (Basel Committee on Banking Supervision [BCBS], 2025). En este contexto, la Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril dispone de una línea de consumo con requisitos documentales, análisis socioeconómico, consulta de buró, garantías según el monto y niveles definidos de aprobación. Esta estructura ofrece elementos potencialmente utilizables por un scoring, pero su mera existencia no demuestra que se haya configurado un modelo predictivo formal ni que este haya sido validado sobre resultados históricos de pago.

El ensayo académico que da origen al presente artículo planteó que el scoring podría mejorar la gestión de los créditos de consumo al hacer más objetiva la evaluación y reducir el riesgo de

morosidad. Para convertir ese planteamiento en un artículo científicamente sostenible, esta investigación adopta un alcance documental y diagnóstico: caracteriza el proceso actual, identifica qué componentes ya se alinean con la lógica del scoring y determina las brechas que deberían cerrarse antes de evaluar empíricamente su efecto. El objetivo es analizar la correspondencia entre la estructura vigente de evaluación de la línea de consumo y los componentes reconocidos de un sistema de scoring de crédito, considerando además las exigencias de gobernanza, validación y seguimiento del riesgo. Con ello se evita atribuir causalidad sin disponer de microdatos de solicitudes, pagos y mora. En consecuencia, la pregunta que guía el estudio es: ¿de qué manera la estructura actual de evaluación crediticia de la línea de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril se alinea con los principios de un sistema de scoring de crédito y qué brechas deben cerrarse para fortalecer la gestión del riesgo crediticio durante 2026?

Metodología

La investigación siguió un diseño no experimental, transversal y descriptivo-analítico, con estrategia de estudio de caso documental. Se eligió este diseño porque la fuente primaria disponible describe políticas, requisitos, criterios y circuitos de aprobación, pero no contiene una base de datos de operaciones individuales que permita estimar un modelo de probabilidad de incumplimiento o comparar estadísticamente resultados antes y después de una implementación. En consecuencia, la unidad de análisis fue el proceso documentado de evaluación y gestión del crédito de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril durante 2026, y no cada prestatario o contrato de crédito.

El corpus institucional estuvo conformado por el ensayo académico original y la ficha de “Características de productos de crédito” incorporada en su documentación de respaldo. De estos materiales se extrajeron: finalidad y destino del producto, montos y plazos, requisitos de identificación e ingresos, consulta del historial crediticio, evidencias sobre capacidad de pago, garantías, documentación presentada a comité, niveles de aprobación, documentos generados en el desembolso y referencias al proceso de cobranza. La información se trató como evidencia documental del diseño del proceso; cuando un componente no aparecía expresamente en los

documentos, se registró como “no evidenciado” y no como inexistente en la operación real de la cooperativa.

Como marco de contraste se realizó una revisión documental integrativa y dirigida de literatura académica y normativa publicada entre 1997 y 2026. Se priorizaron revisiones, estudios comparativos y trabajos empíricos de reconocida utilización en credit scoring, junto con publicaciones recientes sobre aprendizaje automático, datos alternativos, explicabilidad y equidad. También se incorporaron la norma de gestión del riesgo de crédito emitida por la SEPS y los principios de gestión del riesgo de crédito del Comité de Basilea. La selección no se planteó como revisión sistemática exhaustiva; su función fue construir criterios técnicos de comparación para el diagnóstico del caso.

El procedimiento analítico se desarrolló en cuatro fases. Primero, se efectuó una extracción estructurada de la ficha institucional y se organizó la información en una matriz de producto, solicitante, evaluación, aprobación, desembolso y seguimiento. Segundo, se definieron siete dimensiones de contraste: variables predictoras, calidad y trazabilidad de datos, regla de decisión, gobernanza y niveles de aprobación, validación del modelo, monitoreo posterior y explicabilidad/equidad. Tercero, cada dimensión se clasificó como alineación alta, parcial o no evidenciada, de acuerdo con la correspondencia entre la documentación del caso y los componentes descritos en la literatura. Cuarto, se sintetizaron las implicaciones para una eventual implementación de scoring, diferenciando los elementos que ya existen en el proceso de aquellos que requerirían desarrollo metodológico o tecnológico.

La validez del análisis se reforzó mediante triangulación entre tres tipos de evidencia: documentación institucional, normativa aplicable y literatura científica. No se calcularon tasas de mora, recuperación, AUC, Gini, sensibilidad, especificidad, calibración o pérdidas esperadas porque el expediente suministrado no contiene series de cartera ni etiquetas de desempeño individual. Esta limitación es metodológicamente relevante: el estudio puede determinar preparación, coherencia y brechas del proceso, pero no aceptar o rechazar causalmente la hipótesis de que un scoring ya haya reducido la morosidad. Esa comprobación exigiría una fase posterior con datos históricos de solicitudes y comportamiento de pago, una definición operacional de incumplimiento, partición temporal de muestras y validación fuera de muestra.

Resultados

El análisis documental evidencia que la línea de consumo posee una arquitectura operativa definida, con documentación de ingreso, análisis socioeconómico, consulta del historial crediticio, garantías y aprobación escalonada por monto. La Tabla 1 resume las características del producto que son relevantes para la gestión del riesgo y que, en un eventual scoring, deberían integrarse con información del solicitante y del comportamiento de pago.

Tabla 1

Características documentadas de la línea de crédito de consumo relevantes para la gestión del riesgo

Dimensión	Evidencia documental	Lectura para gestión del riesgo
Monto	Hasta USD 12.000.	Delimita exposición máxima por operación.
Plazo	Hasta USD 1.500: máximo 10 meses; USD 1.501–5.000: máximo 36 meses; USD 5.001–12.000: máximo 48 meses.	Vincula monto y horizonte de exposición.
Destino	Necesidades familiares, bienes y servicios, vehículo particular, salud, estudios, vacaciones y obligaciones personales.	Define el universo de uso del financiamiento de consumo.
Fuente de pago	Remuneración, salario, honorarios u otra renta periódica del solicitante.	Permite observar estabilidad y suficiencia de ingresos.
Evaluación	Análisis socioeconómico, capacidad y voluntad de pago, consulta de buró y documentación habilitante.	Aporta variables esenciales para una clasificación de riesgo.
Garantías	Requisitos diferenciados según monto y condición; se contemplan garantía personal y respaldos prendarios/hipotecarios o garante con inmueble en tramos superiores.	Funciona como mitigante; la ficha prioriza capacidad y voluntad de pago sobre la sola garantía.
Aprobación	Comité de crédito de oficina hasta USD 4.000; comité ampliado de USD 4.001 a USD 12.000.	Establece niveles de autoridad y control.
Desembolso y seguimiento	Pagaré, tabla de amortización, seguro de desgravamen, autorización de buró y gestión de cobranza conforme a tabla institucional.	Genera trazabilidad contractual y mecanismos posteriores al otorgamiento.

Nota. Síntesis elaborada a partir de la ficha institucional de características del crédito de consumo incluida en el material analizado. Los términos se reportan como evidencia documental de 2026 y no como oferta comercial verificada en tiempo real.

La estructura del producto muestra que el riesgo se administra mediante una combinación de restricciones de monto y plazo, evidencia de ingresos, respaldo documental y garantías diferenciadas. Además, la ficha establece que la decisión debe concentrarse en la capacidad y voluntad de pago y no únicamente en la garantía, principio compatible con la lógica de

evaluación de riesgo individual. No obstante, una política crediticia, aunque estructurada, no equivale por sí misma a un modelo de scoring: para ello se requiere una función de puntuación o probabilidad, una regla de corte y evidencia de validación.

Tabla 2

Flujo documentado de evaluación, aprobación y control del crédito de consumo

Etapas	Evidencia principal	Función de control
1. Recepción	Identificación, domicilio, comprobantes de ingresos, documentación laboral y patrimonial cuando corresponde.	Verificar identidad, elegibilidad y soporte de información declarada.
2. Consulta y análisis	Reporte actualizado de buró; evaluación socioeconómica por el oficial; análisis y recomendación.	Estimar capacidad de pago y antecedentes de comportamiento crediticio.
3. Garantías	Garante y/o respaldo real según monto y condiciones del producto.	Mitigar severidad potencial de pérdida, sin sustituir la evaluación de pago.
4. Revisión	Jefe de agencia/comité de crédito según el circuito institucional.	Aplicar segunda línea de revisión y consistencia de criterios.
5. Aprobación	Comité de oficina hasta USD 4.000; comité ampliado para USD 4.001–12.000.	Asignar autoridad conforme a exposición.
6. Formalización	Solicitud, pagaré, liquidación/tabla de amortización, seguro y autorizaciones.	Documentar obligación, condiciones y trazabilidad.
7. Cobranza	Gestión de cobranza y costos operativos previstos por la institución.	Actuar frente a atraso e incumplimiento posterior.

Nota. El flujo representa lo que puede reconstruirse de la documentación revisada. No se presume automatización donde los documentos no la describen.

Como se observa en la Tabla 2, el flujo actual incorpora controles en distintas etapas y distribuye responsabilidades entre el oficial de crédito y los comités de aprobación. Esta gobernanza es una fortaleza porque permite insertar un score como insumo dentro de una decisión controlada, preservando revisión humana y trazabilidad de excepciones.

Tabla 3

Matriz de alineación entre el proceso documentado y los componentes de un sistema de credit scoring

Dimensión	Situación evidenciada	Alineación	Brecha prioritaria
Variables del solicitante	Ingresos, capacidad de pago, historial crediticio, endeudamiento, documentación y garantías.	Alta	Normalizar variables, definición y periodicidad de actualización.

Dimensión	Situación evidenciada	Alineación	Brecha prioritaria
Datos y trazabilidad	Existe soporte documental y consulta de buró.	Parcial	Construir base histórica estructurada que vincule solicitud, decisión y desempeño de pago.
Regla de decisión	Análisis y recomendación del oficial, con aprobación por comités.	Parcial	Definir score/probabilidad, puntos de corte y reglas explícitas de excepción.
Validación predictiva	No se evidencia AUC/Gini, calibración, validación temporal o fuera de muestra.	No evidenciada	Diseñar protocolo de desarrollo, validación independiente y documentación técnica.
Monitoreo del modelo	Existe seguimiento/cobranza de créditos; no se evidencia monitoreo estadístico de un score.	Parcial	Controlar estabilidad, tasa de aprobación, mora por bandas de score y deriva de variables.
Explicabilidad y equidad	La revisión humana favorece explicación cualitativa, pero no se documentan métricas de un modelo.	Parcial	Registrar motivos de decisión, sesgos potenciales y métricas de equidad cuando se implemente scoring.
Gobernanza	Niveles de aprobación y comités definidos por monto.	Alta	Asignar propietario del modelo, validador, periodicidad de revisión y gestión de cambios.

Nota. Criterios de contraste: Hand y Henley (1997), Lessmann et al. (2015), Dastile et al. (2020), Bucker et al. (2022), SEPS (2023) y BCBS (2025).

La comparación técnica de la Tabla 3 permite distinguir entre preparación informacional y madurez analítica. La cooperativa ya recopila varias variables comúnmente relacionadas con riesgo —ingresos, capacidad de pago, historial crediticio, endeudamiento y garantías—, pero en la documentación revisada no se identificaron coeficientes, ponderaciones, estimaciones de probabilidad de incumplimiento, puntos de corte, indicadores de discriminación o calibración, ni un protocolo de monitoreo del desempeño del modelo. Por ello, el nivel general se interpreta como alineación parcial: existe materia prima para un scoring, pero no evidencia suficiente de un sistema predictivo formalmente desarrollado y validado.

Tabla 4
Evidencia científica seleccionada y su implicación para el caso

Referencia	Enfoque	Aporte aplicable al caso
Hand & Henley (1997)	Revisión de métodos estadísticos de scoring.	Fundamenta la clasificación objetiva a partir de características observables.
Crook et al. (2007)	Desarrollos en evaluación de riesgo de consumo.	Sitúa el scoring dentro del ciclo de vida del crédito y la gestión de cuentas.

Referencia	Enfoque	Aporte aplicable al caso
Brown & Mues (2012)	Comparación con datos desbalanceados.	Obliga a evaluar desempeño más allá de la exactitud global.
Lessmann et al. (2015)	Benchmark de algoritmos.	Justifica comparar modelos bajo un diseño experimental común.
Dastile et al. (2020)	Revisión de modelos estadísticos y de ML.	Resalta preprocesamiento, selección de variables y evaluación del modelo.
Djeundje et al. (2021)	Datos alternativos en scoring.	Muestra potencial de enriquecer información, condicionado por calidad y gobernanza.
Bussmann et al. (2021)	ML explicable en riesgo de crédito.	Refuerza la necesidad de interpretar y auditar decisiones.
Kozodoi et al. (2022)	Equidad y rentabilidad.	Incorpora evaluación explícita de fairness junto con desempeño económico.
Shi et al. (2022)	Revisión de ML en riesgo de crédito.	Confirma expansión de modelos complejos y necesidad de selección contextual.
Noriega et al. (2023)	Revisión sistemática de predicción de riesgo.	Destaca variables, algoritmos y retos de aplicación en diferentes bases.
Zhang & Yu (2024)	Revisión de riesgo de crédito de consumo.	Integra algoritmos, rasgos de datos y estrategias de aprendizaje.
Ayari et al. (2026)	Revisión sistemática reciente de scoring financiero.	Consolida tendencias recientes y desafíos de explicabilidad, datos y evaluación.

Nota. La tabla sintetiza trabajos utilizados como marco de contraste

La síntesis de evidencia de la Tabla 4 confirma que el avance metodológico del credit scoring ha desplazado la discusión desde la simple elección de un clasificador hacia un problema de ciclo de vida del modelo. La precisión predictiva sigue siendo importante, pero debe evaluarse junto con estabilidad, desbalance de clases, explicabilidad, equidad, disponibilidad de datos y utilidad económica. Aplicado al caso estudiado, esto implica que la primera prioridad no debería ser seleccionar el algoritmo más complejo, sino construir una base histórica confiable, definir el evento de incumplimiento y establecer un esquema de validación y gobernanza coherente con la escala de la cooperativa.

Discusión

Los resultados indican que la Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril no parte de un escenario desestructurado: la línea de consumo ya exige información que, conceptualmente, puede alimentar un modelo de scoring. Ingresos, capacidad de pago, historial crediticio y nivel

de endeudamiento corresponden a dimensiones tradicionalmente vinculadas con la evaluación de solvencia y comportamiento, mientras que la consulta de buró y el análisis socioeconómico aportan trazabilidad a la decisión. Esta base es consistente con la literatura clásica, que define el scoring como un procedimiento de clasificación basado en características observables del solicitante (Hand & Henley, 1997; Thomas, 2000), y con revisiones más recientes que subrayan la importancia de la selección y transformación de variables (Dastile et al., 2020; Noriega et al., 2023). El hallazgo relevante, por tanto, no es la ausencia de evaluación crediticia, sino la distancia entre un proceso documental basado en reglas y juicio experto y un sistema estadístico formal capaz de transformar esa información en una estimación reproducible de riesgo.

Esa distancia es importante porque la objetividad no se logra únicamente digitalizando formularios o asignando puntajes arbitrarios. Un scoring científicamente defendible requiere una variable objetivo claramente definida, datos históricos representativos, tratamiento del desbalance, validación fuera de muestra y monitoreo de degradación temporal. Brown y Mues (2012) demostraron que el desbalance de clases puede alterar de forma significativa la evaluación de clasificadores, mientras que Lessmann et al. (2015) y Louzada et al. (2016) muestran que el desempeño depende del algoritmo, el diseño experimental y la naturaleza del conjunto de datos. Estudios posteriores confirman que los métodos de aprendizaje automático pueden mejorar la discriminación en determinados contextos, aunque sus beneficios no son uniformes ni sustituyen la validación (Shi et al., 2022; Suhadolnik et al., 2023; Zhang & Yu, 2024). Para la cooperativa, esto sugiere una secuencia prudente: primero consolidar datos y definición de incumplimiento; después construir un modelo base interpretable; y solo entonces comparar alternativas más complejas con criterios predictivos y económicos.

La gobernanza aparece como una segunda dimensión crítica. La existencia de niveles de aprobación y revisión por comité puede facilitar un modelo “human-in-the-loop” en el que el score sea una señal cuantitativa y no una decisión automática irrevocable. Esta configuración es especialmente pertinente en instituciones cooperativas, donde la explicabilidad ante analistas, socios y órganos de control puede tener un valor operativo superior a pequeñas ganancias marginales de precisión. Bussmann et al. (2021) y Bucker et al. (2022) advierten que la explicabilidad y auditabilidad son componentes esenciales del uso responsable de modelos de

riesgo; Kozodoi et al. (2022) añade que la equidad puede generar tensiones con objetivos de rentabilidad y, por tanto, debe medirse explícitamente. En la misma dirección, la normativa ecuatoriana exige una gestión integral del riesgo de crédito y los principios de Basilea enfatizan procesos sólidos de concesión, administración, medición, monitoreo y control (SEPS, 2023; BCBS, 2025). Así, un eventual scoring debería documentar variables permitidas, motivos de rechazo, reglas de excepción, responsables de aprobación, periodicidad de recalibración y mecanismos de revisión.

Finalmente, la principal limitación del caso delimita también su agenda de investigación. El ensayo de origen proponía valorar la contribución del scoring a la disminución de la morosidad, pero los documentos disponibles no incluyen una serie de operaciones con fechas de originación, score, decisión, saldo, días de mora, recuperación y resultado final. En ausencia de esos datos, afirmar que el scoring reduce la cartera vencida sería metodológicamente improcedente. El aporte del presente artículo es previo y necesario: establece un diagnóstico de preparación y una arquitectura de evaluación para la fase empírica. Cuando exista una base histórica depurada, podría estimarse un modelo inicial —por ejemplo, regresión logística por su interpretabilidad— y compararlo con árboles o ensambles, utilizando partición temporal, AUC/Gini, calibración, matriz de costos y análisis de estabilidad. Solo esa fase permitiría cuantificar el efecto del sistema sobre decisiones, mora y recuperación, y convertir la hipótesis inicial en una proposición susceptible de contraste estadístico.

Conclusiones

El análisis documental concluye que la línea de consumo de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril cuenta con una base operativa compatible con la futura construcción de un scoring: recopila información económica y crediticia del solicitante, contempla análisis socioeconómico y buró de crédito, diferencia requisitos y garantías, y establece niveles de aprobación. Sin embargo, en la documentación revisada no se evidencia un modelo formal que produzca una puntuación o probabilidad de incumplimiento, ni reglas de corte, validación predictiva, calibración o monitoreo del desempeño. Por ello, el proceso actual debe caracterizarse como una evaluación crediticia estructurada con potencial de evolución hacia scoring, y no como evidencia suficiente de un sistema predictivo ya implementado y validado.

La contribución práctica del estudio consiste en precisar qué debe añadirse para realizar esa transición con rigor: una base histórica de solicitudes y resultados de pago, definición operacional de incumplimiento, variables trazables y actualizadas, modelo base interpretable, criterios de aprobación y excepción, validación fuera de muestra, monitoreo periódico, controles de explicabilidad y equidad, y responsabilidades de gobierno del modelo. Con los documentos disponibles no es posible demostrar una reducción de morosidad atribuible al scoring; esa relación deberá evaluarse en una investigación posterior con microdatos de cartera. De este modo, el diagnóstico evita inferencias no sustentadas y ofrece una ruta metodológica para que la institución transforme su información crediticia en decisiones más consistentes, medibles y auditables.

Referencias

- Ayari, H., Guetari, R., & Kraïem, N. (2026). Machine learning powered financial credit scoring: A systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 59, Article 13. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11416-2>
- Baesens, B., Van Gestel, T., Viaene, S., Stepanova, M., Suykens, J., & Vanthienen, J. (2003). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring. *Journal of the Operational Research Society*, 54(6), 627–635.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2025). Principles for the management of credit risk. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d595.htm>
- Bequé, A., & Lessmann, S. (2017). Extreme learning machines for credit scoring: An empirical evaluation. *Expert Systems with Applications*, 86, 42–53. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.05.050>
- Bhatore, S., Mohan, L., & Reddy, Y. R. (2020). Machine learning techniques for credit risk evaluation: A systematic literature review. *Journal of Banking and Financial Technology*, 4(1), 111–138. <https://doi.org/10.1007/s42786-020-00020-3>
- Brown, I., & Mues, C. (2012). An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets. *Expert Systems with Applications*, 39(3), 3446–3453. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.033>
- Bücker, M., Szepannek, G., Gosiewska, A., & Biecek, P. (2022). Transparency, auditability, and explainability of machine learning models in credit scoring. *Journal of the Operational Research Society*, 73(1), 70–90. <https://doi.org/10.1080/01605682.2021.1922098>
- Bussmann, N., Giudici, P., Marinelli, D., & Papenbrock, J. (2021). Explainable machine learning in credit risk management. *Computational Economics*, 57, 203–216. <https://doi.org/10.1007/s10614-020-10042-0>

- Chen, Y., Calabrese, R., & Martin-Barragan, B. (2024). Interpretable machine learning for imbalanced credit scoring datasets. *European Journal of Operational Research*, 312(1), 357–372. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.06.036>
- Cooperativa de Ahorro y Crédito 13 de Abril. (2026). Características de productos de crédito: Crédito de consumo [Documento institucional no publicado].
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.09.100>
- Dastile, X., Celik, T., & Potsane, M. (2020). Statistical and machine learning models in credit scoring: A systematic literature survey. *Applied Soft Computing*, 91, 106263. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106263>
- Djeundje, V. B., Crook, J., Calabrese, R., & Hamid, M. (2021). Enhancing credit scoring with alternative data. *Expert Systems with Applications*, 163, 113766. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113766>
- Dumitrescu, E., Hué, S., Hurlin, C., & Tokpavi, S. (2022). Machine learning for credit scoring: Improving logistic regression with non-linear decision-tree effects. *European Journal of Operational Research*, 297(3), 1178–1192. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.06.053>
- Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 160(3), 523–541. <https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.1997.00078.x>
- Jammalamadaka, K. R., & Itapu, S. (2023). Responsible AI in automated credit scoring systems. *AI and Ethics*, 3(2), 485–495. <https://doi.org/10.1007/s43681-022-00175-3>
- Kozodoi, N., Jacob, J., & Lessmann, S. (2022). Fairness in credit scoring: Assessment, implementation and profit implications. *European Journal of Operational Research*, 297(3), 1083–1094. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.06.023>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030>
- Louzada, F., Ara, A., & Fernandes, G. B. (2016). Classification methods applied to credit scoring: Systematic review and overall comparison. *Surveys in Operations Research and Management Science*, 21(2), 117–134. <https://doi.org/10.1016/j.sorms.2016.10.001>
- Montevecchi, A. A., de Carvalho Miranda, R., Medeiros, A. L., & Montevecchi, J. A. B. (2024). Advancing credit risk modelling with machine learning: A comprehensive review of the state-of-the-art. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 137, 109082. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109082>
- Noriega, J. P., Rivera, L. A., & Herrera, J. A. (2023). Machine learning for credit risk prediction: A systematic literature review. *Data*, 8(11), 169. <https://doi.org/10.3390/data8110169>
- Shi, S., Tse, R., Luo, W., D’Addona, S., & Pau, G. (2022). Machine learning-driven credit risk: A systemic review. *Neural Computing and Applications*, 34(17), 14327–14339. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07472-2>

- Suhadolnik, N., Ueyama, J., & Da Silva, S. (2023). Machine learning for enhanced credit risk assessment: An empirical approach. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(12), 496. <https://doi.org/10.3390/jrfm16120496>
- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2023). Norma para la gestión del riesgo de crédito en las cooperativas de ahorro y crédito y asociaciones mutualistas de ahorro y crédito para la vivienda (Resolución Nro. SEPS-IGT-IGS-INSESF-INR-INGINT-2023-0225).
- Thomas, L. C. (2000). A survey of credit and behavioural scoring: Forecasting financial risk of lending to consumers. *International Journal of Forecasting*, 16(2), 149–172. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(00\)00034-0](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00034-0)
- Zhang, X., & Yu, L. (2024). Consumer credit risk assessment: A review from the state-of-the-art classification algorithms, data traits, and learning methods. *Expert Systems with Applications*, 237, 121484. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121484>

© 2026 por los autores. Este artículo es de acceso abierto y distribuido según los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Compartir Igual 4.0 Internacional (CC BY-NC-ND 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)