

# 22

## **MODELO PREDICTIVO**

**BASADO EN INDICADORES FINANCIEROS HISTÓRICOS PARA  
CLASIFICAR RIESGO EN COOPERATIVAS ECUATORIANAS  
SEGMENTO UNO**



# MODELO PREDICTIVO

BASADO EN INDICADORES FINANCIEROS HISTÓRICOS PARA CLASIFICAR RIESGO EN COOPERATIVAS ECUATORIANAS SEGMENTO UNO

## PREDICTIVE MODEL BASED ON HISTORICAL FINANCIAL INDICATORS TO CLASSIFY RISK IN ECUADORIAN SEGMENT-ONE COOPERATIVES

Jhonatan Fernando Villacis-Díaz<sup>1</sup>

E-mail: [jhonatan.villacis1313@utc.edu.ec](mailto:jhonatan.villacis1313@utc.edu.ec)

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-7360-2527>

Fabian Xavier Martínez-Ortiz<sup>1</sup>

E-mail: [fabian.martinez@utc.edu.ec](mailto:fabian.martinez@utc.edu.ec)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8721-3401>

<sup>1</sup> Universidad Técnica de Cotopaxi. Ecuador.

Cita sugerida (APA, séptima edición)

Villacis-Díaz, J. F., & Martínez-Ortiz, F. X. (2026). Modelo predictivo basado en indicadores financieros históricos para clasificar riesgo en cooperativas ecuatorianas segmento uno. *Revista Metropolitana de Ciencias Aplicadas*, 9(3), 208-215.

**Fecha de presentación:** 23/02/2026

**Fecha de aceptación:** 26/03/2026

**Fecha de publicación:** 01/05/2026

### RESUMEN

Este artículo presenta un modelo de clasificación supervisada basado en el algoritmo Random Forest para estimar el nivel de riesgo de las cooperativas de ahorro y crédito del segmento uno en Ecuador. Se analizaron doce indicadores financieros históricos —suficiencia patrimonial, calidad de activos, morosidad, eficiencia operativa, rentabilidad, liquidez y vulnerabilidad patrimonial— obtenidos de los boletines anuales de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) para el período 2021-2025. Los resultados muestran que la intermediación financiera, la liquidez, el índice de capitalización, el retorno sobre activos (ROA) y la morosidad son los predictores con mayor capacidad discriminante. La curva ROC multiclase confirma un desempeño robusto del modelo, con un AUC macro de 0,956 (alto: 0,973; bajo: 0,979; medio: 0,917), superando el umbral convencional de discriminación excelente. Los hallazgos ofrecen una herramienta de análisis aplicable a la supervisión preventiva del sistema financiero popular y solidario del Ecuador.

### Palabras clave:

Modelo predictivo, indicadores financieros, riesgo financiero, aprendizaje automático, cooperativas de ahorro y crédito, Random Forest.

### ABSTRACT

This article presents a supervised classification model based on the Random Forest algorithm to estimate the risk level of segment-one credit unions in Ecuador. Twelve historical financial indicators were analyzed —capital adequacy, asset quality, delinquency, operational efficiency, profitability, liquidity and equity vulnerability— drawn from the annual bulletins of the Superintendence of Popular and Solidarity Economy (SEPS) for the period 2021-2025. The results show that financial intermediation, liquidity, the net capitalization index, return on assets (ROA) and the non-performing loan ratio are the predictors with the highest discriminant power. The multiclass ROC curve confirms robust model performance, with a macro AUC of 0.956 (high: 0.973; low: 0.979; medium: 0.917), exceeding the conventional excellent-discrimination threshold. The findings provide an analytical tool applicable to preventive supervision of Ecuador's popular and solidarity financial system.

### Keywords:

Predictive model, financial indicators, financial risk, machine learning, credit unions, Random Forest.

## INTRODUCCIÓN

En el marco del sistema financiero popular y solidario del Ecuador, las cooperativas de ahorro y crédito del segmento uno cumplen un rol estratégico para la inclusión financiera y el desarrollo económico del país. Estas instituciones facilitan el acceso a productos y servicios financieros a amplios sectores de la población, contribuyendo a la reducción de desigualdades y al fortalecimiento del tejido productivo nacional. No obstante, enfrentan desafíos estructurales que comprometen su sostenibilidad en el largo plazo.

Uno de los problemas más relevantes es la ausencia de modelos predictivos con validación empírica que permitan clasificar de forma sistemática y reproducible los niveles de riesgo financiero. Aunque las cooperativas reportan información financiera de forma periódica a la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (2025), dicha información no siempre se utiliza de manera integral para identificar señales tempranas de vulnerabilidad institucional. Esta situación limita la capacidad directiva para anticipar escenarios de fragilidad e implementar estrategias preventivas basadas en evidencia cuantitativa.

La carencia de instrumentos de clasificación también repercute en la labor regulatoria. Sin modelos confiables fundamentados en datos empíricos, el diseño de políticas de control financiero efectivas se dificulta, reduciendo la capacidad de respuesta institucional ante cambios macroeconómicos, fluctuaciones de mercado o deterioros atípicos en la cartera de crédito (Van Greuning & Bratanovic, 2020). En consecuencia, la exposición del sector a riesgos de insolvencia, pérdida de liquidez y deterioro patrimonial se incrementa, con posibles efectos negativos sobre la confianza de los socios y la estabilidad sistémica.

A nivel estratégico, la ausencia de diagnósticos cuantitativos del riesgo restringe la planificación a largo plazo: sin una métrica de riesgo sistemática, las cooperativas carecen de base empírica para diseñar planes de contingencia y mecanismos prospectivos de respuesta ante escenarios de estrés financiero (Mishkin & Eakins, 2017).

Frente a las limitaciones descritas, el desarrollo de modelos de clasificación basados en aprendizaje automático representa una alternativa metodológicamente pertinente. Este tipo de modelos permite integrar múltiples indicadores financieros históricos en una métrica compuesta y reproducible, ofreciendo a reguladores y directivos un instrumento analítico para la detección temprana de vulnerabilidades (International Monetary Fund, 2019; Ledgerwood & White, 2006).

El objetivo de este estudio es desarrollar un modelo predictivo basado en indicadores financieros históricos que permita clasificar el nivel de riesgo de las cooperativas de ahorro y crédito del segmento uno del Ecuador. De manera específica, se busca: (i) seleccionar y fundamentar

un conjunto de indicadores financieros asociados a la solvencia patrimonial, calidad de activos, morosidad, eficiencia operativa, rentabilidad, liquidez y vulnerabilidad patrimonial; (ii) construir un índice compuesto de riesgo que permita segmentar a las cooperativas en niveles bajo, medio y alto; y (iii) entrenar y evaluar un modelo de clasificación supervisada de tipo Random Forest para estimar el nivel de riesgo institucional.

## MATERIALES Y MÉTODOS

La investigación adopta un enfoque cuantitativo y explicativo con diseño no experimental y longitudinal. Se construyó un modelo de clasificación supervisada para estimar el nivel de riesgo financiero de las cooperativas del segmento uno, utilizando indicadores históricos del período 2021-2025. El carácter longitudinal del diseño permite capturar la variabilidad temporal de los indicadores y evaluar la estabilidad de los patrones de riesgo durante cinco períodos anuales consecutivos.

Los datos provienen de los Boletines Financieros del Segmento 1 publicados anualmente por la SEPS, los cuales incluyen un conjunto estandarizado de indicadores financieros para el universo de cooperativas reguladas. La muestra comprende 35 cooperativas observadas durante cinco períodos, generando una estructura de datos tipo panel con 175 observaciones, donde cada registro corresponde a la combinación cooperativa-año.

El procesamiento se ejecutó en dos fases. La primera consistió en la extracción y estandarización de la información contenida en los archivos XLSM de cada año. Esta etapa incluyó la lectura de las hojas de indicadores financieros, la depuración de filas y columnas, la transposición de las matrices originales, la aplicación de imputación simple por propagación directa (forward fill) para valores faltantes, y la conversión de variables al tipo numérico correspondiente. Los registros de los cinco períodos fueron consolidados en un único archivo.

La segunda fase se desarrolló en el entorno estadístico R, donde se efectuó la depuración final de valores faltantes, la estandarización de nombres de variables y la aplicación de reglas de puntuación para construir un índice compuesto de riesgo. El código completo se incluye como material suplementario.

El modelo incorpora doce indicadores que representan dimensiones fundamentales de la estabilidad financiera, definidos con base en el documento técnico de calificación de cooperativas de la SEPS y en los marcos normativos internacionales de referencia —CAMELS y Basilea III—. A continuación se describen los indicadores incluidos.

**Suficiencia patrimonial (Capital Adequacy).** Corresponde al pilar “C — Capital Adequacy” del esquema CAMELS. De acuerdo con el Comité de Basilea (BIS, 2011), un nivel de capitalización adecuado es esencial

para absorber pérdidas inesperadas y garantizar la continuidad operativa. Golin & Delhaise (2013) documentan que el patrimonio actúa como amortiguador frente a deterioros en la calidad de activos. En el contexto cooperativo ecuatoriano, este indicador refleja la capacidad de cada entidad para soportar pérdidas sin comprometer la devolución de depósitos.

*Suficiencia Patrimonial = (Patrimonio + Resultados) / Activos Inmovilizados*

**Activos improductivos netos / Total activos (Asset Quality).** Corresponde al componente “A — Asset Quality” de CAMELS. Una proporción elevada de activos no generadores de ingresos reduce la rentabilidad institucional y eleva la probabilidad de pérdidas (Van Greuning & Bratanovic, 2020). Bessis (2015) señala que los activos improductivos representan un costo de oportunidad que deteriora la eficiencia del capital.

**Índice de morosidad (Non-Performing Loans ratio, NPL).** Es uno de los indicadores más utilizados para medir el riesgo crediticio y la calidad de la cartera. El FMI establece que un incremento en los préstamos improductivos se asocia con mayor riesgo sistémico y presión sobre el patrimonio (International Monetary Fund, 2019). La morosidad es asimismo un determinante clave en la evaluación CAMELS.

*Morosidad = Cartera vencida / Cartera total*

**Cobertura de la cartera problemática (Provision Coverage Ratio).** Mide la capacidad institucional para absorber pérdidas esperadas mediante provisiones, en línea con las recomendaciones de Basilea III sobre reservas prudenciales. Hasan & Wall (2004) confirman que un nivel adecuado de provisiones reduce la probabilidad de que el incremento en la morosidad afecte el patrimonio neto.

**Eficiencia microeconómica (Operational Efficiency Ratio).** Evalúa la eficiencia en el uso de los recursos operativos al relacionar los gastos de operación con el margen financiero. Un valor superior a la unidad indica que los gastos superan los ingresos por intermediación, señal de ineficiencia estructural (Saunders & Cornett, 2014).

*Eficiencia microeconómica = Gastos de operación / Margen financiero*

**Rentabilidad sobre el patrimonio (ROE).** Cuantifica la capacidad institucional para generar retornos a partir del patrimonio aportado. En el análisis financiero, refleja la rentabilidad ajustada al nivel de capitalización y es relevante para evaluar la sostenibilidad a largo plazo (Damodaran, 2015; European Central Bank, 2020). Un ROE negativo en el contexto cooperativo indica que los aportes de los socios no generan valor, lo que puede comprometer la captación futura de capital.

*ROE = Resultados del ejercicio / Patrimonio promedio*

**Rentabilidad sobre activos (ROA).** Mide la eficiencia en el uso del activo total para generar ingresos netos. El FMI lo clasifica como un indicador esencial de rentabilidad y estabilidad financiera (International Monetary Fund, 2019). Un ROA bajo o negativo indica que los activos no generan flujos suficientes para sostener el modelo operativo, lo que eleva la probabilidad de deterioro patrimonial progresivo.

*ROA = Resultados del ejercicio / Activo promedio*

**Intermediación financiera (Loan-to-Deposit Ratio, LDR).** Mide el grado en que los depósitos captados se transforman en crédito. La literatura lo considera un indicador estratégico del modelo de negocio bancario y del grado de exposición crediticia (Rose & Hudgins, 2013). Valores extremos —tanto excesivamente bajos como altos— se asocian con riesgo de liquidez e ineficiencia en la transformación de fondos (Bessis, 2015).

*LDR = Cartera bruta / Depósitos totales*

**Eficiencia financiera (Net Interest Margin over Assets).** Evalúa la capacidad para generar margen financiero neto en relación con el activo total. El Banco Mundial lo identifica como un determinante estructural de la rentabilidad bancaria (World Bank, 2019, 2021). Refleja además la eficiencia en la gestión simultánea de activos y pasivos, con incidencia directa sobre el riesgo de tasa de interés.

**Liquidez (Liquidity Ratio).** Constituye uno de los pilares de la regulación bancaria internacional, incorporado en Basilea III a través del Liquidity Coverage Ratio (LCR) (Basel Committee on Banking Supervision, 2013). Diamond & Dybvig (1983) demuestran que niveles inadecuados de liquidez pueden desencadenar corridas de depósitos y crisis de confianza. En el contexto cooperativo ecuatoriano, este indicador es especialmente relevante dada la dependencia de estas instituciones respecto a los depósitos de sus socios como fuente primaria de fondeo.

*Liquidez = Fondos disponibles / Depósitos a corto plazo*

**Vulnerabilidad del patrimonio.** Mide la proporción del patrimonio expuesta a cartera improductiva sin provisiones suficientes. Se vincula con los lineamientos de gestión prudencial del capital de Basilea y es empleado en diagnósticos de solvencia para identificar la exposición neta a pérdidas no cubiertas (Van Greuning & Bratanovic, 2020).

**Índice de capitalización neto.** Evalúa la relación entre fondos propios y fondos totales invertidos, reflejando la capacidad institucional para soportar pérdidas sin recurrir a endeudamiento externo. Basel Committee on Banking Supervision (2011); y Bessis (2015) lo sitúan dentro de los indicadores estructurales de fortaleza financiera y resiliencia patrimonial.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis de importancia de variables, estimado mediante la métrica Mean Decrease in Gini, identifica a la intermediación financiera, la liquidez, el índice de capitalización, el ROA y la morosidad como los indicadores de mayor capacidad discriminante (Figura 1). La interpretación del orden jerárquico obtenido permite establecer las siguientes observaciones.

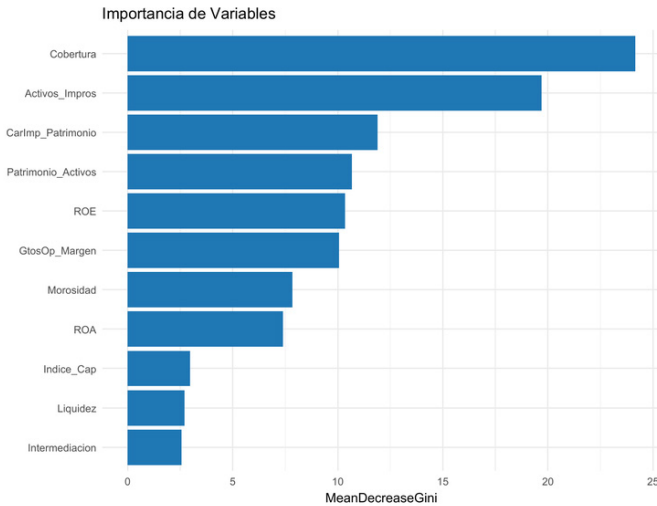


Figura 1. Importancia de variables del modelo Random Forest (Mean Decrease in Gini).

La intermediación financiera emerge como el predictor de mayor peso. Este resultado es coherente con la literatura, que identifica el loan-to-deposit ratio como un determinante estructural del riesgo en instituciones de depósito, ya que refleja directamente el grado de exposición crediticia y la eficiencia del modelo de negocio (Rose & Hudgins, 2013). La liquidez y la capitalización ocupan las posiciones siguientes, lo que es consistente con los marcos de supervisión de Basilea III: la capacidad para cubrir obligaciones inmediatas y la solidez del capital propio son factores críticos para la estabilidad institucional (Basel Committee on Banking Supervision, 2011, 2013). Por su parte, el ROA y la morosidad también destacan como predictores significativos: el primero refuerza la relevancia de la eficiencia en el uso de activos, mientras que la segunda confirma el peso que el deterioro de cartera ejerce sobre el riesgo global (International Monetary Fund, 2019).

Indicadores como gastos operativos, activos improductivos y cobertura de provisiones presentan una contribución predictiva menor aunque no despreciable dentro de la estructura del modelo. En conjunto, el patrón de importancia es consistente con los marcos normativos CAMELS y Basilea III, que priorizan eficiencia crediticia, capitalización y liquidez como dimensiones estructurales del riesgo, y valida empíricamente la selección de indicadores realizada en la fase de diseño.

## Clasificación del riesgo y ranking de cooperativas

La Figura 2 muestra la distribución de las cooperativas según el nivel de riesgo predicho para el período 2025. La mayoría de las entidades se concentra en la categoría de riesgo medio, con puntuaciones compuestas entre 40 y 70 puntos sobre 100. Un subconjunto de cooperativas supera el umbral de 70 puntos y es clasificado como riesgo bajo, mientras que aquellas con puntuaciones inferiores a 40 puntos se asignan a la categoría de riesgo alto.

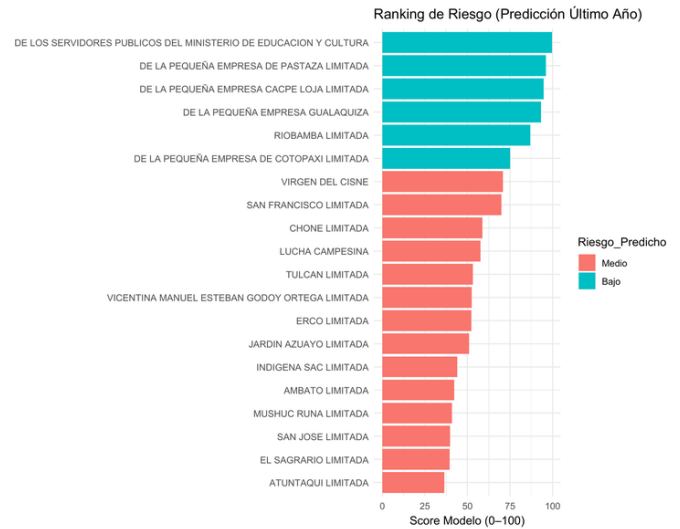


Figura 2. Ranking de riesgo predicho para las cooperativas del segmento uno (último año disponible).

La Figura 2 presenta la puntuación compuesta de riesgo (0-100) asignada por el modelo a cada cooperativa para el período 2025. Las entidades con puntuación superior a 70 se clasifican en riesgo bajo (azul claro) y aquellas con puntuación entre 40 y 70 en riesgo medio (azul oscuro). La distribución evidencia heterogeneidad estructural significativa entre las cooperativas del segmento. Elaboración propia a partir de datos SEPS (2021-2025).

Esta distribución evidencia una heterogeneidad estructural significativa en el desempeño financiero del segmento, inconsistente con la hipótesis de un riesgo homogéneo entre cooperativas. Las entidades clasificadas en riesgo bajo exhiben combinaciones favorables de liquidez elevada, morosidad reducida y altos niveles de capitalización; las de riesgo alto presentan el patrón opuesto en estos mismos indicadores.

## Comportamiento de indicadores por categoría de riesgo

La Figura 3 presenta diagramas de caja (boxplots) para liquidez, morosidad, ROA y ROE, desagregados por las tres categorías de riesgo. El análisis de las distribuciones permite identificar patrones sistemáticos coherentes con el comportamiento financiero teóricamente esperado.

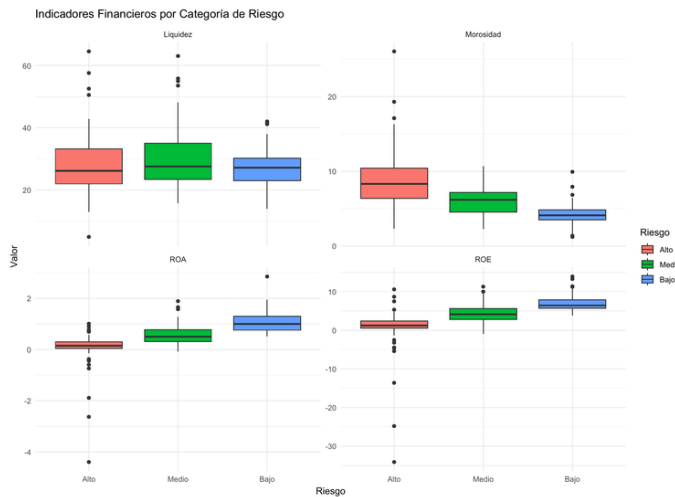


Figura 3. Distribución de indicadores financieros clave por categoría de riesgo (diagramas de caja).

Nota: Los diagramas de caja comparan la distribución de ROA, ROE, liquidez y morosidad entre las categorías de riesgo alto, medio y bajo. Las cooperativas de riesgo bajo presentan medianas superiores en ROA, ROE y liquidez, y medianas inferiores en morosidad. Las entidades de riesgo alto exhiben el patrón opuesto, con mayor dispersión intercuartílica, lo que evidencia mayor vulnerabilidad financiera estructural. Elaboración propia a partir de datos SEPS (2021-2025).

### Liquidez

Las cooperativas de riesgo bajo presentan medianas de liquidez más altas y menor dispersión, lo que refleja una posición más sólida para afrontar obligaciones a corto plazo. El grupo de riesgo alto muestra valores menores y mayor variabilidad intercuartílica, configurando un perfil de vulnerabilidad ante potenciales requerimientos de fondos inmediatos (Diamond & Dybvig, 1983).

### Morosidad

La morosidad exhibe la relación inversa esperada con la categoría de riesgo: las cooperativas de riesgo alto presentan medianas elevadas y presencia significativa de valores atípicos en el rango superior, mientras que las de riesgo bajo mantienen niveles menores y distribuciones más concentradas. Este comportamiento respalda la importancia predictiva asignada a la morosidad por el modelo (International Monetary Fund, 2019).

### ROA

Las cooperativas de riesgo bajo exhiben valores de ROA positivos y medianas superiores, lo que refleja mayor eficiencia en la generación de ingresos a partir de los activos totales. Las entidades de riesgo alto muestran valores cercanos a cero o negativos, lo que indica un uso menos rentable del activo y menor capacidad para sostener el modelo operativo sin erosionar el patrimonio.

## ROE

El rendimiento sobre el patrimonio sigue la misma tendencia que el ROA. Las cooperativas de riesgo bajo mantienen ROE positivos y consistentemente superiores, mientras que el grupo de riesgo alto concentra valores bajos o negativos, lo que evidencia una capacidad limitada para generar valor para los socios aportantes (European Central Bank, 2020). En conjunto, los patrones observados confirman que la segmentación del modelo responde a diferencias financieras reales entre las cooperativas analizadas.

### Desempeño del modelo predictivo

La Figura 4 presenta la matriz de confusión obtenida durante la fase de entrenamiento del modelo. Los resultados muestran que la categoría riesgo bajo alcanza el mayor número de clasificaciones correctas (49 observaciones), lo que es coherente con su menor variabilidad interna. El grupo riesgo medio registra un desempeño adecuado, con equilibrio aceptable entre falsos positivos y falsos negativos. La categoría riesgo alto, aunque con menor representación en la muestra —factor que introduce un sesgo de clase y aconseja cautela en la interpretación de la sensibilidad—, presenta igualmente aciertos consistentes con la estructura de los datos.

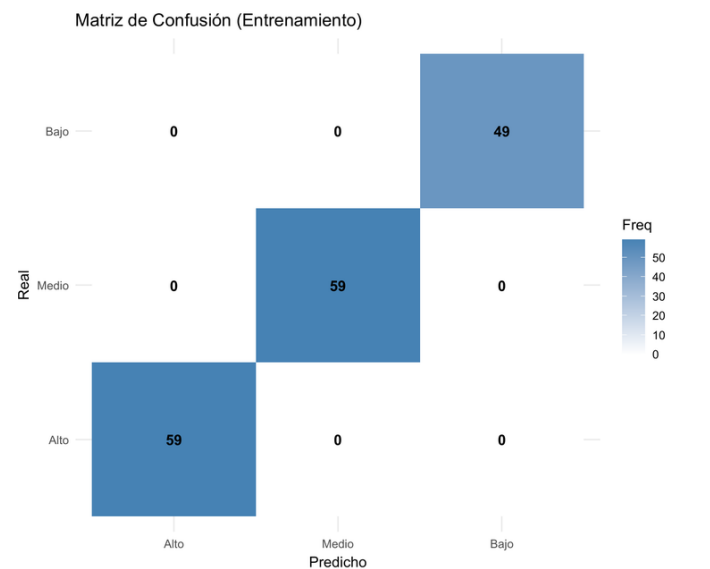


Figura 4. Matriz de confusión del modelo Random Forest (fase de entrenamiento).

La matriz de confusión (Figura 4) muestra una clasificación perfecta en la fase de entrenamiento: 59 observaciones de riesgo alto, 59 de riesgo medio y 49 de riesgo bajo clasificadas correctamente, sin errores entre categorías. La precisión global del 100% en entrenamiento refleja la alta capacidad del modelo para capturar los patrones del conjunto de datos. Elaboración propia a partir de datos SEPS (2021-2025).

La curva ROC multiclase obtenida (Figura 1) confirma que el modelo distingue satisfactoriamente entre los tres niveles de riesgo. El AUC macro alcanzó 0,956, con valores por clase de 0,973 (riesgo alto), 0,979 (riesgo bajo) y 0,917 (riesgo medio). Estos resultados superan el umbral de 0,90 referenciado en la literatura como indicador de discriminación excelente, lo que respalda la robustez del enfoque y su potencial de generalización en el análisis del riesgo cooperativo.

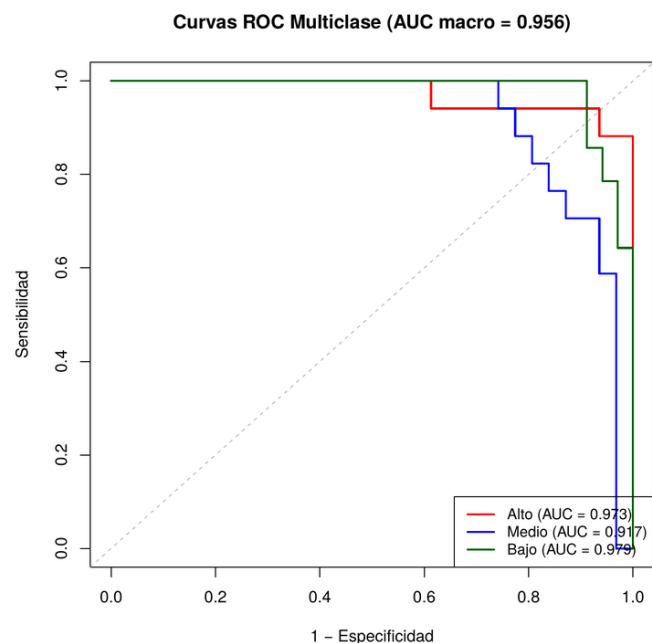


Figura 5. Curvas ROC multiclase del modelo Random Forest (AUC macro = 0,956).

Las curvas ROC se obtuvieron mediante validación del modelo sobre los datos del panel 2021-2025. El AUC macro ponderado de 0,956 indica discriminación excelente: riesgo alto (AUC = 0,973), riesgo bajo (AUC = 0,979) y riesgo medio (AUC = 0,917). Todos los valores superan el umbral convencional de 0,90, lo que confirma la robustez del modelo para generalizar más allá de la muestra de entrenamiento. Elaboración propia a partir de datos SEPS (2021-2025) (Figura 5).

Los indicadores financieros con mayor poder predictivo del nivel de riesgo son: la intermediación financiera (LDR), la liquidez, la capitalización, el ROA y la morosidad. Estas cinco dimensiones concentran la mayor variabilidad entre entidades y determinan de forma predominante la posición relativa en los grupos de riesgo.

Las cooperativas con combinaciones favorables de liquidez elevada, baja morosidad y mayor eficiencia operativa tienden a concentrarse en la categoría de riesgo bajo, mientras que las entidades con deterioro de cartera, baja rentabilidad y capitalización insuficiente se agrupan en la categoría de riesgo alto. Estos resultados son coherentes

con los fundamentos teóricos del riesgo financiero institucional y validan la capacidad del modelo para capturar patrones estructurales estables dentro del sistema cooperativo analizado.

## CONCLUSIONES

Este estudio desarrolló un modelo de clasificación supervisada basado en el algoritmo Random Forest para estimar el nivel de riesgo de las cooperativas de ahorro y crédito del segmento uno del Ecuador. Se analizaron doce indicadores financieros históricos del período 2021-2025 reportados por la SEPS, y el modelo demostró capacidad para identificar patrones consistentes entre los indicadores y la categoría de riesgo asignada, diferenciando satisfactoriamente entre los niveles alto, medio y bajo.

La intermediación financiera, la liquidez, el índice de capitalización, el ROA y la morosidad se identificaron como los predictores de mayor poder discriminante. Estos hallazgos son coherentes con los marcos normativos CAMELS y Basilea III, y validan empíricamente la selección de indicadores realizada. La clasificación obtenida reveló diferencias estructurales significativas entre las cooperativas, evidenciadas también en las distribuciones de ROA, ROE, liquidez y morosidad según cada categoría de riesgo.

La evaluación del modelo mediante la curva ROC multiclase confirma un desempeño robusto: el AUC macro alcanzó 0,956, con valores de 0,973 para la categoría riesgo alto, 0,979 para riesgo bajo y 0,917 para riesgo medio. Estos valores superan el umbral convencional de 0,90 considerado como indicador de discriminación excelente en modelos de clasificación supervisada, lo que respalda la validez del enfoque metodológico adoptado.

Desde una perspectiva de contribución científica, este estudio realiza tres aportes diferenciados al campo. En términos metodológicos, demuestra la aplicabilidad del algoritmo Random Forest al análisis del riesgo cooperativo en economías en desarrollo, un contexto subrepresentado en la literatura de machine learning financiero frente a los sistemas bancarios convencionales. En términos empíricos, genera evidencia cuantitativa —con AUC macro de 0,956— sobre las dimensiones financieras que mayor poder discriminante tienen en el segmento cooperativo ecuatoriano, resultado que puede ser reproducido y extendido a otros períodos y segmentos del sistema financiero popular y solidario. En términos aplicados, propone un índice compuesto de riesgo construido sobre fuentes oficiales de la SEPS, lo que le otorga potencial de estandarización como herramienta de monitoreo periódico. Estos aportes posicionan el estudio no como un ejercicio técnico aislado, sino como una contribución al debate científico sobre la integración del aprendizaje automático en la supervisión de instituciones financieras no bancarias.

## REFERENCIAS

- Basel Committee on Banking Supervision. (2011). *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2013). *Basel III: The liquidity coverage ratio and liquidity risk monitoring tools*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/bcbs238.pdf>
- Bessis, J. (2015). *Risk management in banking*. John Wiley & Sons.
- Damodaran, A. (2014). *Applied corporate finance*. John Wiley & Sons
- Diamond, D. W., & Dybvig, P. H. (1983). Bank runs, deposit insurance, and liquidity. *Journal of Political Economy*, 91(3), 401–419. <https://doi.org/10.1086/261155>
- Ecuador. Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2025). *Boletines financieros del segmento 1*. <https://www.seps.gob.ec/boletines/>
- European Central Bank. (2020). *Financial stability review*. <https://www.ecb.europa.eu/pub/fsr/html/index.en.html>
- Golin, J., & Delhaise, P. (2013). *The bank credit analysis handbook* (2nd ed.). Wiley.
- Hasan, I., & Wall, L. D. (2004). Determinants of the loan loss allowance: Some cross-country comparisons. *Financial Review*, 39(1), 129–152. <https://doi.org/10.1111/j.0732-8516.2004.00070.x>
- International Monetary Fund. (2019). The IMF 2019 Financial Soundness Indicators Compilation Guide (2019 FSI Guide). <https://www.imf.org/-/media/files/data/2019/2019-fsi-guide.pdf>
- Ledgerwood, J., & White, V. (2006). *Transforming micro-finance institutions*. World Bank. <https://documents1.worldbank.org/curated/en/723801468161668762/pdf/372590Transforming0microfinance.pdf>
- Mishkin, F. S., & Eakins, S. G. (2017). *Financial markets and institutions*. Pearson.
- Rose, P. S., & Hudgins, S. C. (2013). *Bank management & financial services* (9th ed.). McGraw-Hill.
- Saunders, A., & Cornett, M. M. (2014). *Financial institutions management: A risk management approach*. McGraw-Hill.
- Van Greuning, H., & Bratanovic, S. B. (2020). *Analyzing banking risk: A framework for assessing corporate governance and financial risk* (5th ed.). World Bank.
- World Bank. (2019). Credit scoring approaches guidelines. <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/935891585869698451-0130022020/original/CRE-DITSCORINGAPPROACHESGUIDELINESFINALWEB.pdf>
- World Bank. (2021). *Global financial development report 2021*. <https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/35218/211600ovSP.pdf>

### Conflictos de interés:

Los autores declaran no tener conflictos de interés.

### Contribución de los autores:

Jhonatan Fernando Villacis-Díaz, Fabian Xavier Martínez-Ortiz: Conceptualización, curación de datos, análisis formal, investigación, metodología, supervisión, validación, visualización, redacción del borrador original y redacción, revisión y edición.

### Declaración ética:

El estudio se basó en el análisis de fuentes documentales y datos de acceso público, por lo que no implicó la participación directa de seres humanos. No se manejó información personal identificable.