

## **Relación entre morosidad y desempeño patrimonial en mutualistas ecuatorianas**

Henry Robert López Núñez<sup>1</sup>; Paúl Vicente Moina Sánchez<sup>2</sup>;  
Oswaldo Javier Jácome Izurieta<sup>3</sup>; Jorge Mauricio Salinas Arroba<sup>4</sup>

### **Resumen**

La relación entre morosidad y desempeño patrimonial en las entidades financieras ha cobrado importancia en la gestión de riesgos y sostenibilidad de las mutualistas ecuatorianas. El objetivo del estudio fue analizar el impacto de las tasas de morosidad en distintas carteras de crédito sobre el índice de capitalización neto. Se aplicó un enfoque cuantitativo, no experimental y de serie temporal, utilizando indicadores financieros de cuatro mutualistas reguladas por la SEPS. El método incluyó el desarrollo de una red neuronal multicapa para capturar relaciones no lineales entre variables. Los resultados revelan que la morosidad en microcréditos y consumo tiene un mayor impacto sobre el desempeño patrimonial, mientras que el crédito inmobiliario muestra un efecto más moderado. La precisión del modelo, medida por un MSE de 0.0217 y un R<sup>2</sup> de 0.5422, valida la capacidad predictiva de las variables analizadas. Se concluye que la morosidad afecta de forma diferencial el patrimonio, y que estrategias de gestión específicas son necesarias para fortalecer la estabilidad financiera.

**Palabras clave:** morosidad, desempeño patrimonial, mutualistas, redes neuronales, capitalización.

## **Relationship between Delinquency and Equity Performance in Ecuadorian Mutual Organizations**

### **Abstract**

The relationship between delinquency and equity performance in financial institutions has become increasingly important in the risk management and sustainability of Ecuadorian mutual savings banks. The objective of the study was to analyze the impact of delinquency rates in different credit portfolios on the net capitalization index. A quantitative, non-experimental, time series approach was applied, using financial indicators from four mutual savings banks regulated by the SEPS. The method included the development of a multilayer neural network to capture nonlinear relationships between variables. The results reveal that delinquency in microcredit and consumer credit has a greater impact on equity performance, while real estate credit shows a more moderate effect. The accuracy of the model, measured by an MSE of 0.0217 and an R<sup>2</sup> of 0.5422, validates the predictive capacity of the variables analyzed. It is concluded that delinquency differentially affects equity, and that specific management strategies are necessary to strengthen financial stability.

**Keywords:** delinquency, equity performance, mutual organizations, neural networks, capitalization.

**Recibido:** 18 de junio de 2025  
**Aceptado:** 21 de noviembre de 2025

<sup>1</sup> Universidad Técnica de Ambato, hr.lopez@uta.edu.ec, <https://orcid.org/0000-0002-8455-7572>

<sup>2</sup> Universidad Técnica de Ambato, pv.moina@uta.edu.ec, <https://orcid.org/0000-0001-5286-6787>

<sup>3</sup> Universidad Técnica de Ambato, oj.jacome@uta.edu.ec, <https://orcid.org/0009-0000-4160-0801>

<sup>4</sup> Universidad Técnica de Cotopaxi, jorge.salinas2626@utc.edu.ec, <https://orcid.org/0000-0003-1202-4969>

## I. INTRODUCCIÓN

La relación entre morosidad y desempeño patrimonial en las entidades financieras ha sido abordada en los últimos años desde múltiples perspectivas que enriquecen el debate sobre la solidez y capitalización de estas organizaciones (Sarango et al., 2023). Desde un enfoque aplicado a las cooperativas de ahorro y crédito, se ha identificado que un mejor aprovechamiento de los activos contribuye de manera significativa a la rentabilidad, mientras que una alta cobertura de crédito puede tener efectos negativos en la misma (Balladares & Ramona, 2012; Peláez-Quizhpi & Villacis-Yank, 2022; Velandia Holguín, 2017). Complementariamente, se observa que el tamaño de la entidad no necesariamente garantiza una mayor rentabilidad, lo que desafía las nociones tradicionales de economía de escala en el sector financiero (Sarango, 2021). Esta línea de análisis se conecta con estudios sobre la morosidad en cooperativas, donde se evidencia que la gestión eficiente del riesgo crediticio es clave para reducir los índices de impago (León-Vega & Espinoza-Alcívar, 2023; J. M. López et al., 2019).

Otra perspectiva relevante es la de la integración de los flujos financieros con la gestión logística en las cadenas de suministro, planteada como estrategia para optimizar el capital de trabajo y fortalecer el desempeño patrimonial de las entidades (Martínez & Suárez, 2019). Este enfoque sugiere que no solo la eficiencia operativa sino también la integración transversal de funciones financieras puede mejorar la capitalización. Sin embargo, esta visión contrasta con los retos que presentan los sectores más regulados, donde el acceso y tratamiento de la información financiera en un entorno digitalizado implica riesgos y limitaciones que afectan directamente la competitividad de las instituciones (Lazo Perez, 2014; Pacho-Velecela & Vásconez-Acuña, 2025; Sevillano et al., 2019).

Adicionalmente, en el ámbito de las cooperativas de ahorro y crédito, se ha demostrado que un mayor nivel de participación democrática entre los socios disminuye la morosidad y mejora la liquidez, aunque, paradójicamente, también puede afectar negativamente a la rentabilidad y suficiencia patrimonial debido a altos costos de autogestión (Carrillo Punina, 2019; Molina et al., 2020; Villa et

al., 2023). Esta relación tensa entre participación y rentabilidad desafía el modelo tradicional de capitalización basado exclusivamente en eficiencia financiera.

Desde un análisis más técnico de la estructura de capital en empresas latinoamericanas, se concluyó que no existe una correlación directa significativa entre el nivel de endeudamiento y el margen de utilidad neta (Lievano et al., 2020). Esta conclusión pone en entredicho algunos modelos tradicionales de gestión financiera que asumen una conexión directa entre endeudamiento y rentabilidad como forma de medir la capitalización efectiva.

Desde un enfoque más estructural, Montalvo (2020) señala que los procesos de recapitalización de la banca española post-crisis han estado marcados por una mala gestión inicial y regulaciones correctivas que, si bien estabilizaron el sistema, dejaron cicatrices profundas en el patrimonio neto de las entidades. Paralelamente, Gutiérrez (2020) confirma que la banca digital emergente, por su naturaleza tecnológica, redefine las estructuras patrimoniales tradicionales, disminuyendo la necesidad de activos fijos y aumentando la volatilidad financiera.

A nivel contable, la morosidad también presenta desafíos significativos, como lo discuten Jaén & Ródenas (2020), quienes analizan la resolución del ICAC de 2019 sobre la contabilización de gastos e ingresos derivados de la morosidad de los accionistas, proponiendo una mayor alineación entre contabilidad y fiscalidad para reflejar más fielmente la realidad patrimonial de las empresas. En contraste, Noguer (2019) plantea que ciertas prácticas de financiación engañosa, como el "papel pelota", distorsionan la información patrimonial, agravando los riesgos de insolvencia en las sociedades de capital. Posteriormente, Olmo & Brusca (2021) abordan la eficacia de los controles públicos sobre la morosidad municipal en España, señalando que, si bien se ha logrado una mejora general, las condiciones políticas y económicas locales siguen influyendo considerablemente en los resultados patrimoniales.

### Desarrollo

#### Teorías sobre morosidad

La morosidad ha sido objeto de múltiples

abordajes teóricos en los últimos años, especialmente a raíz del auge del endeudamiento privado y la reconfiguración de los sistemas de crédito. Una de las aproximaciones más influyentes ha sido el enfoque sociológico del dispositivo legal, donde la deuda se articula no solo como una obligación económica, sino también como una forma de control social. En este sentido, López & Daniel (2020) argumentan que el derecho, y por ende las reglas sobre morosidad, funcionan como dispositivos que normalizan conductas y producen subjetividades, ocultando su dimensión violenta bajo una apariencia neutral y técnica. Esta tesis es ampliada por Ayaviri-Panozo & Ramírez-Correa (2019), quienes desde una perspectiva de teoría económica sugieren que la morosidad es también una función de expectativas no satisfechas, donde la confirmación de expectativas y los costos de transacción juegan un papel central en la toma de decisiones de pago. Por otro lado, Horcajo (2019) destaca que cualquier sanción, incluida la asociada a la morosidad, debe ser justificada éticamente en términos de su función preventiva o retributiva, ubicando la teoría de la pena como un marco explicativo relevante para entender las respuestas institucionales frente al impago.

Desde la perspectiva de la teoría social latinoamericana, Castaños & Mascareño (2019) señalan que las dinámicas económicas como la morosidad no pueden entenderse sin considerar los procesos de fragmentación social que afectan la percepción de la deuda y del deber legal. En esta línea, Muse (2019) recupera los postulados fundacionales de la teoría crítica latinoamericana para mostrar cómo la deuda se inserta en una narrativa de opresión estructural, ligada a procesos históricos de exclusión y dependencia económica. Rodríguez (2019) complementa esta visión al señalar que la brecha entre teoría y práctica, tan visible en la pedagogía, también se observa en la gestión de la deuda, donde las políticas públicas muchas veces se diseñan sin considerar los saberes prácticos y las condiciones reales de los deudores.

Un enfoque alternativo se encuentra en la crítica metodológica a las teorías inductivas como la Grounded Theory. Duperré (2019) sostiene que, en contextos de morosidad, el exceso de confianza en los datos puede ocultar las estructuras de poder

que determinan quién se considera "moroso" y quién no, lo cual problematiza la neutralidad de los indicadores de impago. Bermúdez (2020), desde la teoría literaria, ofrece un aporte complementario al plantear que las metáforas sobre la deuda (como "carga" o "peso") revelan procesos de subjetivación y culpabilización del deudor que son internalizados culturalmente. Para culminar, Peña-Huertas et al. (2019) examinan el modo en que las cortes colombianas aplican distintas teorías de la propiedad en disputas sobre tierras, destacando cómo la lógica utilitarista ha sido desplazada por concepciones morales del trabajo y el mérito, analogía útil para pensar los marcos normativos en torno a la morosidad.

### **Modelos algorítmicos en morosidad y capitalización**

La evidencia reciente muestra que la estabilidad financiera y el desempeño patrimonial están fuertemente condicionados por cómo medimos y gestionamos el riesgo de crédito en contextos de información compleja, shocks estructurales y nuevas exigencias prudenciales. Por un lado, mediciones más finas del riesgo de concentración por nombre único demuestran que este componente puede explicar la mayor parte de la pérdida inesperada en carteras soberanas y que las aproximaciones analíticas tradicionales tienden a sobreestimarlos, con implicaciones directas sobre la holgura de capital y la capacidad prestable de las instituciones (Lütkebohmert et al., 2025). A nivel macroprudencial, el avance de las leyes climáticas como instrumentos de regulación financiera sugieren que una implementación más robusta reduce riesgos sistémicos, defaults y distorsiones de mercado, aunque su eficacia depende de la fortaleza institucional y la profundidad de los mercados (Alkatheeri et al., 2025).

Paralelamente, las reformas y episodios de crisis han motivado "modelos de alerta temprana" que, empleando *clustering* jerárquico, muestran que los diferenciales de rentabilidad y eficiencia discriminan mejor bancos fallidos de sobrevivientes que métricas CAMEL tradicionales, reforzando la centralidad de la calidad de ingresos para la solvencia (Owoo & Odei-Mensah, 2025). De forma complementaria, los mercados de criptoactivos

ilustran, desde otra perspectiva, que múltiples factores operativos y de gobernanza predicen quiebras de exchanges, y que modelos de *machine learning* robustecen la capacidad predictiva frente a especificaciones lineales clásicas, subrayando el valor de la analítica avanzada para gestionar riesgo en ecosistemas financieros no tradicionales (Sapkota, 2025).

La transformación digital reconfigura la relación entre morosidad, capitalización y eficiencia operativa, con impactos heterogéneos por tamaño y región: para una muestra amplia de bancos comerciales, la digitalización reduce el apetito de riesgo a través de mejoras en eficiencia operativa y gobierno corporativo, con efectos más intensos en entidades pequeñas, urbanas o rurales y en entornos con mejor infraestructura (Yu & Liu, 2025). En bancos pequeños y medianos, el desarrollo de finanzas digitales tiende a disminuir la asunción de riesgos y lo hace, en parte, mediado por los costos de gestión, lo que sugiere canales operativos concretos entre inversión tecnológica y perfil de riesgo (Ge et al., 2025).

Más allá del interior de las entidades, la sinergia entre *FinTech* y el desarrollo de mercados de datos mejora la eficiencia de asignación de crédito al mitigar asimetrías de información, reducir dependencia de colateral e intensificar la competencia bancaria, con efectos diferenciales según propiedad y entorno institucional (Wu et al., 2025). Incluso el diseño y la legibilidad de la regulación impactan la eficiencia de utilidades y los costos de cumplimiento, modulados por la madurez macroprudencial y el grado de digitalización del sistema, lo que vincula arquitectura normativa y desempeño financiero (Duan et al., 2025).

En el plano metodológico, los avances en ciencia de datos están desplazando la frontera de la predicción de incumplimiento y del *scoring* con datos escasos, desbalanceados o no estructurados, un escenario habitual en carteras minoristas y pymes. En el mercado de bonos, la incorporación de señales textuales de prospectos y metadatos, combinada con *topic models* variacionales, eleva sustancialmente la exactitud de la predicción de

default, demostrando el valor incremental de la información textual para anticipar deterioro (Zhu et al., 2025). En credit scoring corporativo, el uso de datos no etiquetados y fuentes múltiples permite mejorar precisión y robustez frente a los sesgos de etiquetado y ruido, abriendo espacio a arquitecturas semisupervisadas más estables (Xu et al., 2025).

## II. METODOLOGÍA

La presente investigación es de tipo cuantitativa, ya que se fundamenta en la recolección, tratamiento y análisis de datos numéricos provenientes de indicadores financieros de mutualistas ecuatorianas. El enfoque de la investigación es aplicado, puesto que busca generar resultados prácticos que permitan comprender cómo la morosidad en distintas carteras de crédito afecta el desempeño patrimonial, expresado en el índice de capitalización neto (Sarango, Pallmay, et al., 2024). Asimismo, se trata de un estudio correlacional y predictivo, dado que se pretende analizar la fuerza y dirección de las relaciones entre variables, así como predecir escenarios futuros de desempeño patrimonial a partir de tasas de morosidad (Sarango, Sinchiguano, et al., 2024).

El diseño de la investigación es no experimental y de series de tiempo. No experimental, porque las variables no serán manipuladas de manera intencional, sino que se observarán en su entorno natural mediante los registros financieros disponibles (Jaramillo et al., 2023). Los datos abarcan desde enero del 2022 hasta enero del 2025, particularmente contenida en los registros oficiales de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) en el apartado del portal estadístico (Proaño Altamirano et al., 2023).

La población objeto de estudio está constituida por cuatro mutualistas ecuatorianas reguladas por la SEPS. Para la muestra se considerarán aquellas mutualistas que dispongan de información completa y consistente en las variables requeridas para el análisis, de acuerdo con la base de datos. Respecto a las variables de estudio son las siguientes:

- Dependiente
  - ◊ Índice de capitalización neto  

$$\frac{(\text{Patrimonio} + \text{Resultados}) - \text{Otros ingresos}}{\text{Total activo}} \div \left( 1 + \frac{\text{Activos improductivos netos}}{\text{Total de activos}} \right)$$
- Independientes
  - ◊ Morosidad Crédito Productivo  

$$\frac{\text{Cartera improductiva productivo}}{\text{Cartera bruta productivo}}$$
  - ◊ Morosidad Consumo  

$$\frac{\text{Cartera improductiva consumo}}{\text{Cartera bruta consumo}}$$
  - ◊ Morosidad Crédito Inmobiliario  

$$\frac{\text{Cartera improductiva inmobiliario}}{\text{Cartera bruta inmobiliario}}$$
  - ◊ Morosidad Microcrédito  

$$\frac{\text{Cartera improductiva Microcrédito}}{\text{Cartera bruta Microcrédito}}$$

Para la recolección y tratamiento de los datos, se procedió inicialmente a realizar un proceso de limpieza y normalización de las variables seleccionadas. Posteriormente, se llevó a cabo un análisis de impacto de las variables independientes sobre la variable dependiente mediante la extracción y análisis de los pesos en una red neuronal artificial de tipo perceptrón multicapa (MLP) (Haro et al., 2023). Adicionalmente, se aplicaron técnicas de visualización como gráficos de impacto global y representaciones de la arquitectura de la red.

Para asegurar la trazabilidad y replicabilidad del enfoque, al cierre de esta metodología se incorporan los detalles técnicos del modelo predictivo (MLP): se empleó una red de alimentación directa con arquitectura 4-32-32-1 (cuatro entradas correspondientes a las morosidades por cartera

y una salida: ICN), funciones de activación ReLU en capas ocultas y salida lineal; optimizador Adam con tasa de aprendizaje 0.001, hasta 500 épocas con early stopping (paciencia=25) y batch size de 32. Todas las variables fueron normalizadas con StandardScaler ajustado exclusivamente sobre el conjunto de entrenamiento, y la evaluación se realizó con validación cruzada temporal (*TimeSeriesSplit*, k=5) más un hold-out final para prueba externa; como métricas se reportan MSE, MAE y R<sup>2</sup>. La partición respeta la secuencia cronológica (train: 2022-2024; test: 2025-01) para evitar leakage. El desarrollo se implementó en Python (TensorFlow/Keras y scikit-learn), registrando versiones y semilla de aleatoriedad. La selección del modelo final se basó en el menor MSE medio en validación, estabilidad de desempeño (IC95% por bootstrap bloqueado) y parsimonia. Como líneas base comparativas se incluyeron regresión lineal múltiple (MCO) y regresiones penalizadas (Ridge y Lasso con rejilla de α), reportadas bajo el mismo protocolo de normalización, partición y métricas (Pilamunga et al., 2024).

### III. RESULTADOS

La Tabla 1 resume la distribución de todas las variables con estadísticos clave (tamaño muestral, tendencia central y dispersión), mostrando que las morosidades presentan asimetrías importantes (p25 cercano a cero en Productivo y Microcrédito) y amplitud alta (máximo=1.0 en todas), mientras que el Índice de Capitalización Neto (ICN) exhibe una media de 0.4886 y variabilidad moderada (std=0.2294), lo que sugiere heterogeneidad entre entidades/meses y justifica el uso de modelos que captan no linealidades.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos

Variable	mean	std	min	p25	median	p75	max
Morosidad Crédito Productivo	0.2224	0.2594	0.0	0.0000	0.0523	0.4115	1.0
Morosidad Consumo	0.3961	0.2339	0.0	0.2059	0.3670	0.5232	1.0
Morosidad Crédito Inmobiliario	0.4582	0.2283	0.0	0.2866	0.5128	0.6292	1.0
Morosidad Microcrédito	0.3127	0.3048	0.0	0.0429	0.1869	0.5298	1.0
Índice Capitalización Neto	0.4886	0.2294	0.0	0.3127	0.4259	0.6069	1.0

La Tabla 2 presenta la matriz de correlaciones de Pearson: destacan asociaciones fuertes entre Consumo y Productivo (0.7436) y entre Inmobiliario y Microcrédito (0.5093), así como

relaciones con ICN de magnitud baja a moderada (por ejemplo, ICN-Microcrédito=0.4537 e ICN-Inmobiliario=0.3445), indicando que la capitalización se relaciona con múltiples carteras,

pero no de forma lineal simple; además, el signo negativo de ICN–Consumo (-0.1452) sugiere patrones diferenciados por segmento.

Tabla 2. Matriz de correlación (Pearson)

	Mor. Prod.	Mor. Consumo	Mor. Inmob.	Mor. Microcr.	ICN
Morosidad Crédito Productivo	1.0000	0.7436	0.2424	-0.1239	0.0734
Morosidad Consumo	0.7436	1.0000	0.4952	0.0159	-0.1452
Morosidad Crédito Inmobiliario	0.2424	0.4952	1.0000	0.5093	0.3445
Morosidad Microcrédito	-0.1239	0.0159	0.5093	1.0000	0.4537
Índice Capitalización Neto (ICN)	0.0734	-0.1452	0.3445	0.4537	1.0000

La Tabla 3 compara el desempeño de modelos en prueba: el MLP supera a las líneas base (MCO, Ridge y Lasso) con menor MSE (0.0217) y MAE (0.1032) y mayor R<sup>2</sup> (0.5422), evidenciando que un enfoque no lineal captura mejor la relación

entre morosidades y capitalización; no obstante, la mejora es gradual respecto a MCO/Ridge, por lo que conviene complementar con validación temporal y análisis de importancia (Permutation/SHAP) para robustecer la interpretación.

Tabla 3. Comparación de modelos (test)

Modelo	MSE	MAE	R <sup>2</sup>
<b>MCO</b>	0.0313	0.1398	0.3405
<b>Ridge (α=1.0)</b>	0.0314	0.1403	0.3366
<b>Lasso (α=0.01)</b>	0.0345	0.1477	0.2723
<b>MLP</b>	0.0217	0.1032	0.5422

El diagrama SHAP beeswarm muestra el aporte marginal de cada variable a la predicción del ICN (eje X): valores SHAP positivos empujan la predicción hacia arriba y negativos hacia abajo; el color codifica el valor de la característica (rosa=alto, azul=bajo). Se observa que Morosidad Crédito Inmobiliario concentra los mayores impactos positivos (puntos rosas a la derecha, hasta ≈0.20), seguida de Morosidad Microcrédito, indicando que valores altos en estas carteras tienden a aumentar la predicción del ICN en el modelo. Morosidad Consumo muestra aportes pequeños y más dispersos, con varios puntos

rosas levemente negativos (ligera presión a la baja), mientras Morosidad Crédito Productivo se concentra cerca de cero (efecto medio bajo). La amplitud vertical dentro de cada fila refleja heterogeneidad/no linealidad (el mismo nivel de morosidad puede tener impactos distintos según el contexto del resto de variables). En síntesis, el modelo aprendió una contribución positiva dominante de Inmobiliario y Microcrédito sobre el ICN, una señal débil y ambivalente en Consumo y un efecto modesto en Productivo—interpretaciones que describen el comportamiento del modelo, no causalidad (Ver Figura 1).

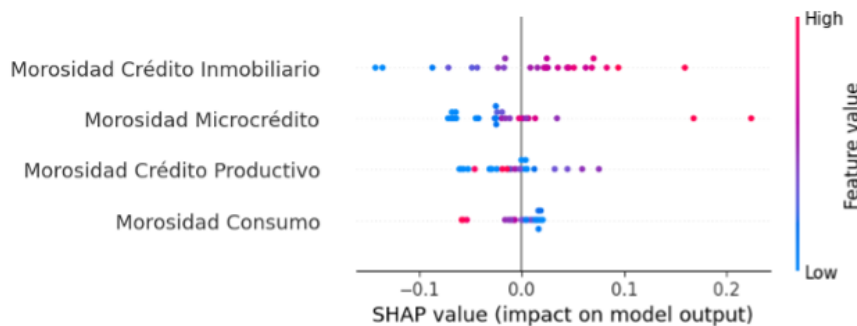


Figura 1. SHAP Value

La justificación para el uso de una red neuronal radica en su capacidad para capturar relaciones no lineales entre las variables financieras analizadas. Dado que las tasas de morosidad no afectan de manera lineal al desempeño patrimonial, era necesario emplear una herramienta de modelización flexible y robusta como las redes neuronales. Además, las redes permiten ponderar

automáticamente la importancia relativa de cada variable a través del ajuste de pesos sin necesidad de imponer supuestos estrictos sobre la distribución de los datos, lo cual es ideal en contextos financieros donde la información suele ser heterogénea y presentar interacciones complejas (Ver esquema en Figura 2).

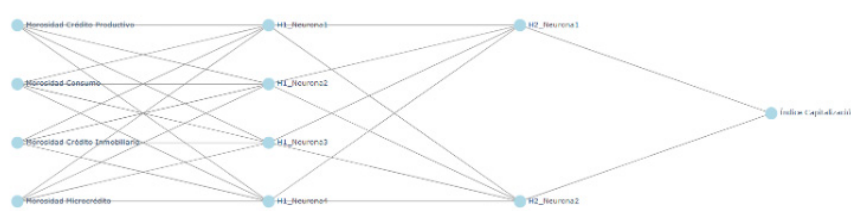


Figura 2. Propuesta inicial de red neuronal y capas

Para representar la estructura del modelo utilizado en el estudio mejorando el nivel explicativo minimizando el error, se elaboró un gráfico de la red neuronal artificial implementada. En dicho diagrama se muestra claramente la disposición de las capas: una capa de entrada compuesta por cuatro neuronas correspondientes a las variables de morosidad de las carteras de crédito productivo, consumo, inmobiliario y microcrédito; dos capas ocultas intermedias con

32 neuronas respectivamente, que permiten el aprendizaje de patrones complejos; y una capa de salida que estima el índice de capitalización neto. Cada neurona de una capa está conectada a todas las neuronas de la siguiente capa, reflejando una arquitectura de red totalmente conectada. Este tipo de visualización resulta fundamental para comprender de manera intuitiva cómo fluye la información y cómo se estructura el proceso de predicción dentro del modelo (Ver Figura 3).

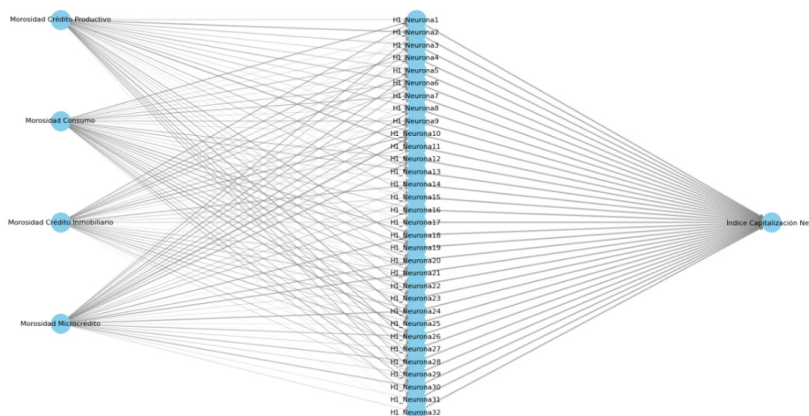


Figura 3. Red neuronal completa 4 entradas, 32 neuronas ocultas y 1 salida

El Error Cuadrático Medio (MSE) obtenido fue de 0.0217. Esta métrica cuantifica la diferencia promedio al cuadrado entre los valores predichos por el modelo y los valores reales observados. Un MSE bajo, como el encontrado en este estudio, indica que el modelo logra aproximar de manera precisa las predicciones al valor real. En otras palabras, los errores cometidos en las predicciones

son pequeños y están bien controlados, lo cual es crucial en un contexto financiero donde pequeñas desviaciones pueden representar diferencias significativas en el análisis de desempeño patrimonial.

El Error Absoluto Medio (MAE) fue de 0.1032. Este indicador mide la media de las diferencias absolutas entre las predicciones y los valores

reales, sin considerar la dirección del error (es decir, no importa si se sobrestima o subestima). Un MAE cercano a 0.1 implica que, en promedio, el modelo tiene un margen de error del 10% sobre la escala normalizada de los datos. Este nivel de error es considerado aceptable en estudios financieros de predicción, dado que la información financiera suele estar sujeta a múltiples factores externos y volatilidades inherentes.

Por otro lado, el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) fue de 0.5422. Este valor indica que aproximadamente el 54.22% de la variabilidad observada en el índice de capitalización neto puede ser explicada por el conjunto de variables independientes utilizadas (las tasas de morosidad). Un  $R^2$  superior al 50% en estudios sociales y financieros, donde múltiples factores pueden influir simultáneamente en el resultado, es un resultado positivo y demuestra que el modelo tiene un poder explicativo razonable.

Observando los valores, se aprecia que las conexiones no son homogéneas: algunas tasas de morosidad impactan positivamente en ciertas neuronas y negativamente en otras. Esto refleja que la red neuronal no interpreta las relaciones de forma lineal o uniforme, sino que adapta múltiples patrones de respuesta para capturar las

complejidades en el comportamiento financiero entre morosidad y desempeño patrimonial.

Por ejemplo, la morosidad de la cartera de consumo presenta pesos positivos importantes en algunas neuronas (como en H1\_Neurona2 y H1\_Neurona26), lo que sugiere que su aumento puede reforzar algunas activaciones internas relevantes para la predicción del desempeño patrimonial. De manera similar, la morosidad de microcrédito muestra valores tanto positivos como negativos en las conexiones, destacándose pesos relativamente altos, lo que indica que tiene un efecto significativo, pero no uniforme sobre el modelo.

El cálculo del impacto global se realizó sumando los valores absolutos de los pesos que cada variable de entrada mantiene con las 32 neuronas de la capa oculta. Este método permite cuantificar de manera agregada la importancia de cada variable dentro de la red neuronal.

Los resultados mostraron que la variable con mayor impacto global es la morosidad de microcrédito con un valor de aproximadamente 7.16, seguida de la morosidad de consumo con 6.96. En tercer lugar, se encuentra la morosidad de crédito productivo (6.22) y, finalmente, la morosidad de crédito inmobiliario (5.89) (Ver figura 4).

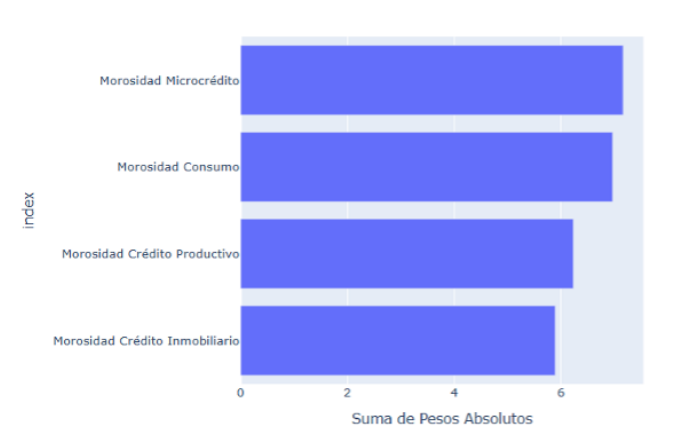


Figura 4. Impacto global de las variables en la red neuronal

Estos resultados indican que, dentro del modelo, el comportamiento de la morosidad en los microcréditos y en los créditos de consumo son los factores que más contribuyen a las decisiones internas de la red a la hora de predecir el índice de capitalización neto. Esto es consistente con la realidad financiera del sector mutualista, donde

los microcréditos y créditos de consumo suelen representar productos de mayor rotación y riesgo, afectando de forma directa los niveles de patrimonio y estabilidad de las instituciones.

#### Discusión de resultados

Los resultados obtenidos en el presente estudio



confirman de manera parcial las posturas teóricas planteadas por los diferentes autores analizados. La relación compleja y multifactorial entre morosidad y desempeño patrimonial se revela claramente en los patrones de impacto hallados en la red neuronal artificial. En primer lugar, los hallazgos que destacan la alta incidencia de la morosidad en microcréditos y consumo sobre el índice de capitalización neto son consistentes con las observaciones realizadas por Peláez-Quizhpi y Villacis-Yank, quienes encontraron que un mejor aprovechamiento de los activos incrementa la rentabilidad de las entidades, mientras que una alta exposición en créditos puede reducirla. Esta visión es reforzada por López, Hilario Velezmore y Hidalgo Lama quienes argumentaron que una eficiente gestión del riesgo crediticio resulta indispensable para controlar la morosidad y preservar la estabilidad patrimonial.

Por otro lado, el hallazgo de que no todas las tasas de morosidad afectan de manera uniforme al desempeño patrimonial dialoga críticamente con la propuesta de Amaro Martínez y Acevedo Suárez, quienes postularon que la integración transversal de funciones financieras puede contrarrestar efectos negativos de ciertos riesgos crediticios. Sin embargo, en las mutualistas ecuatorianas analizadas, los resultados muestran que la influencia de la morosidad depende del tipo de cartera, confirmando una heterogeneidad que no siempre puede ser mitigada por simples sinergias logísticas o contables.

Sevillano, Gorjón Rivas y Fernández Álvarez advirtieron que la digitalización y el tratamiento de grandes volúmenes de datos financieros representan desafíos significativos para las entidades en términos de gestión patrimonial. Los resultados actuales, basados en redes neuronales, reflejan la necesidad de herramientas de alta complejidad para entender relaciones no lineales, apoyando la visión de estos autores respecto a la evolución necesaria de los métodos de análisis financiero en entornos altamente digitalizados.

Respecto al papel de la participación democrática en las cooperativas, el análisis de Coba Molina, Díaz Córdova y Tapia Panchi sugiere que una mayor participación puede reducir la morosidad pero afectar la rentabilidad. Esta dualidad también es visible en los resultados

del modelo predictivo, donde algunas tasas de morosidad, si bien impactan negativamente el patrimonio, también podrían representar esfuerzos de inclusión social que, en el corto plazo, aumentan el riesgo financiero, pero en el largo plazo, podrían estabilizar la base de clientes.

Por otra parte, la investigación de Barrera Lievano, Parada Fonseca y Serrano Serrato que niega una correlación directa entre endeudamiento y margen de utilidad encuentra eco en los resultados obtenidos, dado que las tasas de morosidad no presentan un efecto uniforme, ni positivo ni negativo, sobre el índice de capitalización. Esto desafía los supuestos tradicionales de que simplemente reducir morosidad o aumentar préstamos aseguraría un mejor desempeño patrimonial.

Los trabajos de Montalvo sobre los efectos de regulaciones post-crisis, así como los aportes de Gutiérrez acerca del impacto de la digitalización bancaria, contextualizan los resultados en un panorama donde las mutualistas deben equilibrar sus estrategias financieras tradicionales con la adaptación a nuevos entornos tecnológicos y regulatorios. De igual manera, desde el ámbito contable, los aportes de Santos Jaén y Vela Ródenas sobre la necesidad de alinear contabilidad y fiscalidad, contrastan con las advertencias de Fachal Noguera sobre la manipulación contable mediante prácticas como el "papel pelota", recordando que la integridad de los datos financieros es crucial para que cualquier modelo predictivo, como el utilizado en esta investigación, sea fiable y relevante.

#### **IV. CONCLUSIONES**

La evidencia empírica obtenida a través de redes neuronales demuestra que la morosidad no solo afecta el desempeño patrimonial de las mutualistas ecuatorianas, sino que lo hace de forma diferencial dependiendo del tipo de cartera crediticia. Esta constatación refuerza la necesidad de superar enfoques normativos homogéneos y plantea el diseño de políticas de gestión de riesgo diferenciadas que atiendan las particularidades de los microcréditos y los créditos de consumo, segmentos que mostraron mayor sensibilidad en el modelo.

Los resultados, además, evidencian que la modelización no lineal es más eficaz para captar

las dinámicas reales del sistema financiero mutualista. Frente a las limitaciones de los análisis econométricos tradicionales, las redes neuronales permitieron revelar interacciones complejas entre variables que no se manifiestan bajo relaciones lineales, legitimando así su aplicación como herramienta complementaria en escenarios de alta incertidumbre y variabilidad como los de la economía popular y solidaria.

Otro aspecto destacado es que la heterogeneidad en el impacto de las distintas morosidades pone en tela de juicio la validez de ciertas premisas generalistas sobre rentabilidad y capitalización. Las carteras más dinámicas, como el microcrédito, resultan ser también las más riesgosas, lo que obliga a una lectura más estratégica del equilibrio entre inclusión financiera y sostenibilidad patrimonial.

## V. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alkathetri, H., Mertzanis, C., & Kampouris, I. (2025). Climate laws and financial stability. *Research in International Business and Finance*, 103151. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2025.103151>
- Avaviri-Panozo, A., & Ramírez-Correa, P. E. (2019). *Teorías más Utilizadas en la Negociación de Precios Colaborativos entre Empresas de la Cadena de Suministros*. 30, 201-210. <https://doi.org/10.4067/s0718-07642019000600201>
- Balladares, C., & Ramona, M. (2012). *Examen especial a las cuentas del activo de la cooperativa de ahorro y crédito Sinchi Runa Ltda. Ubicada en el cantón Saquisilí periodo 01 de enero al 31 de diciembre del 2010*. <http://repositorio.utc.edu.ec/handle/27000/1329>
- Bermúdez, V. (2020). *Teoría literaria y flexibilidad interdisciplinar*. 70, 43-63. <https://doi.org/10.17811/arc.70.1.2020.43-63>
- Carrillo Punina, Á. P. (2019). *Cultura organizacional y desempeño financiero en las cooperativas de ahorro y crédito ecuatorianas* (p. 1) [Http://purl.org/dc/demitype/Text, Universidad Nacional de La Plata]. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=357820>
- Castaños, E., & Mascareño, A. (2019). 14 *Visiones sobre la Teoría Social en América Latina*. 261-274.
- Duan, Y., Fan, X., & Wang, Z. (2025). Text readability of regulatory policies and bank profit efficiency. *Research in International Business and Finance*, 103096. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2025.103096>
- Duperré, J. (2019). *Teorizaciones sobre la no teoría: Un análisis de la Grounded Theory de Glaser y Strauss*. *Theorizations about non-theory: an analysis of the Theory Founded by Glaser and Strauss*. 9, 148-157.
- Ge, J., Tang, H., Dong, Y., Yang, Z., & Chen, C. (2025). Digital financial effect on risk-taking of small- and medium-sized commercial banks. *Finance Research Letters*, 77, 107109. <https://doi.org/10.1016/j.flr.2025.107109>
- Gutiérrez, P. (2020). *Digitalización del sector bancario*. 75, 53-77.
- Haro, A., Martínez, A., Nuela, R., Criollo, M., & Pico, J. (2023). Inteligencia de negocios en la gestión empresarial: Un análisis a las investigaciones científicas mundiales. En *LATAM Revista Latinoamericana De Ciencias Sociales y Humanidades* (Vol. 4, Número 1, pp. 5-10).
- Horcajo, D. R. (2019). *Pena (Teoría de la)*. <https://consensus.app/papers/pena-teor%C3%ADa-de-la/46f8fd6e3d6250c588b2047a5fc2f80b/>
- Jaén, J. M. S., & Ródenas, J. J. V. (2020). *Problemática contable de los accionistas morosos tras la Resolución del ICAC de marzo de 2019*. 133-152.
- Jaramillo, H. A. L., Pinos, C. A. E., Sarango, A. F. H., & Román, H. D. O. (2023). Histograma y distribución normal: Shapiro-Wilk y Kolmogorov Smirnov aplicado en SPSS: Histogram and normal distribution: Shapiro-Wilk and Kolmogorov Smirnov applied in SPSS. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 4(4), Article 4. <https://doi.org/10.56712/latam.v4i4.1242>
- Lazo Perez, M. S. (2014). Control interno para el incremento de la eficiencia operativa en las cooperativas dedicadas a la comercialización de café en la pro-

- vincia de Satipo. *Universidad Nacional del Centro del Perú*. <http://repositorio.uncp.edu.pe/handle/20.500.12894/4724>
- León-Vega, L. S., & Espinoza-Alcívar, E. I. (2023). Análisis de los factores que intervienen en el crecimiento de cartera vencida de empresas servicios financieros. *INNOVA Research Journal*, 8(3.1), Article 3.1. <https://doi.org/10.33890/innova.v8.n3.1.2023.2342>
- Lievano, J. A. B., Fonseca, S. P. P., & Serrato, L. V. S. (2020). Análisis empírico de correlación entre el indicador de estructura de capital y el indicador de margen de utilidad neta en PYMES. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 29, 99-115. <https://doi.org/10.46661/REVMETODOSCUANTECONEMPRESA.3520>
- López, G., & Daniel, J. (2020). *Desterritorializar el dispositivo de la teoría del derecho. Hacia una ontología político-jurídica de la actualidad*. 225-250.
- López, J. M., Velezmoro, M. A. H., & Lama, J. H. (2019). *Gestión del riesgo crediticio y su influencia en el nivel de morosidad de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José de Cartavio distrito de Santiago de Cao, provincia de Ascope, 2014-2016*. 30. <https://consensus.app/papers/gesti%C3%B3n-del-riesgo-crediticio-y-su-influencia-en-el-nivel-de-l%C3%B3pez-velezmoro/d8208d65523b5a948e7afod812201998/>
- Lütkebohmert, E., Sester, J., & Shen, H. (2025). Name concentration risk in Multilateral Development Banks' portfolios. *Global Finance Journal*, 67, 101154. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2025.101154>
- Martínez, D. A., & Suárez, J. A. A. (2019). *La integración de las finanzas al flujo logístico. Aplicación: Proceso de alimentación*. <https://consensus.app/papers/la-integraci%C3%B3n-de-las-finanzas-al-flujo-log%C3%ADstico/ad9b8886863d5beb9b7b267cd1962907/>
- Molina, E. C., Córdova, J. F. D., & Panchi, E. P. T. (2020). Impacto de los principios cooperativos en el sector financiero popular y solidario ecuatoriano. *Revista De Ciencias Sociales*, 26, 192-205. <https://doi.org/10.31876/rcs.v26i2.32434>
- Montalvo, J. (2020). *Crisis financiera, reacción regulatoria y el futuro de la banca en España*. 32, 497-528. <https://doi.org/10.25115/EEA.V32I2.3221>
- Muse, C. (2019). *GÉNESIS DE LA TEORÍA SOCIAL LATINOAMERICANA: POSTULADOS Y PRECURSORES. GENESIS OF LATINAMERICAN SOCIAL THEORY: POSTULATES AND PRECURSORS*. 9. <https://consensus.app/papers/g%C3%A9nesis-de-la-teor%C3%ADa-social-latinoamericana-postulados-y-muse/e328d8bc8eed5e95903a61a19c04ef84/>
- Noguer, N. F. (2019). *Sociedades de capital en concurso de acreedores (II): La financiación por papel pelota y la calificación culpable del concurso*. 203-226.
- Olmo, J., & Brusca, I. (2021). Determinantes del periodo medio de pago municipal y eficacia del principio de sostenibilidad de la deuda comercial. *Revista de Contabilidad*, 24, 1-18. <https://doi.org/10.6018/resar.370531>
- Owoo, N., & Odei-Mensah, J. (2025). Hierarchical clustering-based early warning model for predicting bank failures. *Research in International Business and Finance*, 77(B), 102944. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2025.102944>
- Pacho-Velecela, R. B., & Vásconez-Acuña, L. G. (2025). Impacto del control interno en la eficiencia operativa de las cooperativas de ahorro y crédito [Impact of internal control on the operating efficiency of credit unions]. *Revista Multidisciplinaria Perspectivas Investigativas*, 5(economica), Article economica. <https://doi.org/10.62574/rmpi.v5ieconomica.355>
- Peláez-Quizhpi, A. G., & Villacis-Yank, J. A. (2022). Modelo para la evaluación del desempeño financiero de las cooperativas de ahorro y crédito. *UDA AKADEM*. <https://doi.org/10.33324/udaakadem.v1i9.481>
- Peña-Huertas, R. del P., Ternera-Barrios, F., & Ruiz-González, L. E. (2019). Baldíos, teorías de la propiedad y altas Cortes en Colombia. *Jurídicas*. <https://doi.org/10.17151/JURID.2019.16.1.3>
- Pilamunga, B. O. C., López, M. B. C., Monar, K. R. G., & Sarango, A. F. H. (2024). Chi Cuadrado y tablas de contingencia aplicado en SPSS. *Código Científico Revista de Investigación*, 5(E3), Article E3. <https://>

- doi.org/10.55813/gaea/ccri/v5/nE3/329
- Proaño Altamirano, G. E., Haro Sarango, A., Meléndez Romo, H. E., Arcos Pérez, M. E., & Vásconez Acuña, L. G. (2023). Cartera de crédito en las cooperativas de ahorro y crédito: Un estudio del efecto pandemia: Credit unions' loan portfolio: a study of the pandemic effect. *Latam: revista latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 4(1), 194.
- Rodríguez, E. A. (2019). El distanciamiento entre la teoría y la práctica en la labor docente, un reto para las escuelas de profesorado. *Curriculum. Revista de Teoría, Investigación y Práctica educativa*. <https://doi.org/10.25145/J.QURRICUL.2019.32.10>
- Sarango, A. F. H. (2021). El tamaño de la empresa y su influencia en la productividad del sector comercio. *INNOVA Research Journal*, 6(3), Article 3. <https://doi.org/10.33890/innova.v6.n3.2021.1781>
- Sapkota, N. (2025). The crypto collapse chronicles: Decoding cryptocurrency exchange defaults. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 99, 102093. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2024.102093>
- Sarango, A. F. H., Carranza, E. A. G., Lescano, J. C. P., & Alcívar, S. J. N. (2023). Fortaleza financiera y eficiencia microeconómica: Un estudio en las cooperativas del segmento. *Código Científico Revista de Investigación*, 4(2), Article 2. <https://doi.org/10.55813/gaea/ccri/v4/n2/281>
- Sarango, A. F. H., Pallmay, E. R. C., Sarzosa, J. P. R., & Pozo, J. E. C. (2024). Tipos y clasificación de las investigaciones: Types and classification of investigations. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 5(2), Article 2. <https://doi.org/10.56712/latam.v5i2.1927>
- Sarango, A. F. H., Sinchiguano, B. E. O., Belduma, R. G. B., Herrera, B. J. S., & Alcívar, S. J. N. (2024). *Riesgo Crediticio en Mutualistas: Modelos de Predicción Basados en Morosidad y Rendimiento Financiero*. Know Press.
- Sevillano, J. M. M., Rivas, S. G., & Álvarez, A. I. F. (2019). *Retos para la gestión de la información financiera en una economía digitalizada: La perspectiva de las autoridades financieras*. 66-77.
- Velandia Holguín, H. (2017). *Análisis a los sistemas de control de lavado de activos en cooperativas de ahorro y crédito en Colombia*. <https://hdl.handle.net/20.500.14625/29493>
- Villa, V. M. V., Fernandez, G. M. Q., Pogo, M. E. P., & Allauca, K. M. V. (2023). Conjuntos borrosos aplicado al análisis financiero en las cooperativas de ahorro y crédito del Ecuador. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(3), Article 3. [https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v7i3.6257](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i3.6257)
- Wu, S., Pan, X., & Wang, F. (2025). FinTech—data market synergy and credit allocation efficiency. *International Review of Economics & Finance*, 103, 104515. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104515>
- Xu, Y., Chen, L., Sun, L., & Chen, Y. (2025). Corporate credit scoring with unlabeled and multi-source data. *Decision Support Systems*, 198, 114543. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2025.114543>
- Yu, Z., & Liu, J. (2025). The digital revolution in banking: Risk management in transformation. *International Review of Economics & Finance*, 103, 104444. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104444>
- Zhu, Y.-H., Zhang, Z.-L., & Liu, W.-A. (2025). Iterative under-sampling for delisting risk prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 153, 110830. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.110830>

#### Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe ningún conflicto de intereses en la realización de esta investigación ni en la publicación de este artículo.

#### Disponibilidad de datos y código fuente

Los datos utilizados para este estudio, así como el código fuente en Python desarrollado para el entrenamiento y validación de los modelos de red neuronal, se encuentran depositados en un repositorio público en Zenodo y están disponibles de forma permanente bajo la siguiente referencia.