UNIVERSIDAD INDOAMÉRICA

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS, ADMINISTRATIVAS Y NEGOCIOS

MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS CON MENCIÓN EN INNOVACIÓN Y DIRECCIÓN ESTRATÉGICA

TEMA:

UTILIZACIÓN DE BIG DATA Y ANÁLISIS PREDICTIVO EN LA PLANIFICACIÓN ESTRATÉGICA DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO 29 DE OCTUBRE

Trabajo de Titulación previo a la obtención del título de Magister en

Autor

Econ. Edison Paúl Toapanta Valladares

Tutor(a)

PhD. Giovanna Alejandra Cuesta Chávez

AMBATO – ECUADOR

2025

AUTORIZACIÓN POR PARTE DEL AUTOR PARA LA CONSULTA, REPRODUCCIÓN PARCIAL O TOTAL, Y PUBLICACIÓN ELECTRÓNICA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Edison Paúl Toapanta Valladares, declaro ser autor del Trabajo Titulación con el nombre "UTILIZACIÓN DE BIG DATA Y ANÁLISIS PREDICTIVO EN LA PLANIFICACIÓN ESTRATÉGICA DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO 29 DE OCTUBRE", como requisito para optar al grado de **Maestría en administración de empresas con mención en innovación y dirección estratégica** y autorizo al Sistema de Bibliotecas de la Universidad Indoamérica, para que con fines netamente académicos divulgue esta obra a través del Repositorio Digital Institucional (RDI-UTI).

Los usuarios del RDI-UTI podrán consultar el contenido de este trabajo en las redes de información del país y del exterior, con las cuales la Universidad tenga convenios. La Universidad Indoamérica no se hace responsable por el plagio o copia del contenido parcial o total de este trabajo.

Del mismo modo, acepto que los Derechos de Autor, Morales y Patrimoniales, sobre esta obra, serán compartidos entre mi persona y la Universidad Indoamérica, y que no tramitaré la publicación de esta obra en ningún otro medio, sin autorización expresa de la misma. En caso de que exista el potencial de generación de beneficios económicos o patentes, producto de este trabajo, acepto que se deberán firmar convenios específicos adicionales, donde se acuerden los términos de adjudicación de dichos beneficios.

Para constancia de esta autorización, en la ciudad de Ambato, a los 27 días del mes de marzo de 2025, firmo conforme:
Autor: Edison Paúl Toapanta Valladares

Firmado electrónicamente por:
EDISON PAUL
TOAPANTA VALLADARES

Firma: …….
Número de Cédula: 0503205213
Dirección: Cotopaxi, Latacunga, La Matriz
Correo Electrónico: eddytova@gmail.com
Teléfono: 0990542552

APROBACIÓN DEL TUTOR

En mi calidad de Tutor del Trabajo de Titulación "UTILIZACIÓN DE BIG DATA Y ANÁLISIS PREDICTIVO EN LA PLANIFICACIÓN ESTRATÉGICA DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO 29 DE OCTUBRE" presentado por Edison Paúl Toapanta Valladares, para optar por el Título **Maestría en administración de empresas con mención en innovación y dirección estratégica**

CERTIFICO

Que dicho Trabajo de Titulación ha sido revisado en todas sus partes y considero que reúne los requisitos y méritos suficientes para ser sometido a la presentación pública y evaluación por parte los Examinador que se designe.

Ambato, 27 de marzo del 2025

Firmado electrónicamente por:
GIOVANNA ALEJANDRA
CUESTA CHAVEZ

PhD. Giovanna Alejandra Cuesta Chavez
DIRECTORA

DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD

Quien suscribe, declaro que los contenidos y los resultados obtenidos en el presente Trabajo de Titulación, como requerimiento previo para la obtención del Título de **Maestría en Administración de Empresas con Mención en Innovación y Dirección Estratégica**, son absolutamente originales, auténticos y personales y de exclusiva responsabilidad legal y académica del autor

Ambato, 27 de marzo del 2025

Firmado electrónicamente por:
EDISON PAUL TOAPANTA VALLADARES

Econ. Edison Paúl Toapanta Valladares
AUTOR

APROBACIÓN DE LECTORES

El Trabajo Titulación ha sido revisado, aprobado y autorizada su impresión y empastado, sobre el Tema: UTILIZACIÓN DE BIG DATA Y ANÁLISIS PREDICTIVO EN LA PLANIFICACIÓN ESTRATÉGICA DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO 29 DE OCTUBRE, previo a la obtención del Título de **Maestría en Administración de Empresas con mención en Innovación y Dirección Estratégica**, reúne los requisitos de fondo y forma para que el estudiante pueda presentarse a la sustentación del Trabajo Titulación.

Ambato, 27 de marzo del 2025

MARCO ANTONIO RIOS PONCE

Firmado digitalmente por MARCO ANTONIO RIOS PONCE
Fecha: 2025.03.31 19:23:18 -05'00'

……..
Ing. Marco Antonio Ríos Ponce, PhD.
PRESIDENTE DE TRIBUNAL

Firmado electrónicamente por:
TARQUINO FIDEL PATIÑO ESPIN

……..
Ing. Patiño Espín Tarquino Fidel, Mg
EXAMINADOR

Firmado electrónicamente por:
GIOVANNA ALEJANDRA CUESTA CHAVEZ

……
Eco. Giovanna Alejandra Cuesta Chávez, PhD.
DIRECTORA

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mi perseverancia, a mi pasión por los datos y a mi insaciable curiosidad por entender cómo la información puede transformar el mundo financiero.

A cada desvelo, a cada línea de código, a cada predicción que me acercó un paso más a este logro. A la persona que fui cuando empecé y a la que soy ahora, con más conocimiento, más experiencia y más determinación.

A mi familia, por su apoyo incondicional. A mi hijo y esposa, porque cada esfuerzo es por ellos y para ellos. Y a mí mismo, porque nunca dejé de apostar por mi propio crecimiento.

Hoy, más que nunca, entiendo que los datos cuentan historias, pero la mía la escribo yo.

Econ. Edison Paúl Toapanta Valladares

AGRADECIMIENTO

Quiero comenzar agradeciendo a todas las personas que, con su apoyo y guía, hicieron posible la realización de esta tesis.

En primer lugar, agradezco a mi directora de tesis, Eco. Alejandra Cuesta por su orientación constante, por siempre estar dispuesta a darme su consejo sabio y por desafiarme a ser mejor en cada paso de este proyecto. Su paciencia y compromiso fueron esenciales para llevar esta investigación hasta su culminación.

Agradezco también a mi familia, especialmente a mi esposa, mi hijo, padres y hermanos por su amor incondicional y por ser mi motor en cada momento de este camino. Sin su apoyo emocional y su comprensión, este logro no habría sido posible.

Por último, agradezco a mí mismo por haber creído en este proyecto desde el principio, por la disciplina y la constancia que me permitieron llegar hasta aquí, y por nunca dejar de aprender y crecer a lo largo de este proceso.

Econ. Edison Paúl Toapanta Valladares

ÍNDICE DE CONTENIDOS

APROBACIÓN DEL TUTOR iii

DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD iv

APROBACIÓN DE LECTORES v

DEDICATORIA vi

AGRADECIMIENTO vii

ÍNDICE DE CONTENIDOS viii

ÍNDICE DE TABLAS x

ÍNDICE DE FIGURAS xi

ABSTRACT xiii

1 CAPÍTULO I 4

FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA 4

1.1 Antecedentes 4

1.1.1 Historia de la Cooperativa de ahorro y crédito 29 de Octubre 4

1.1.2 Importancia del Big data en el sector financiero 5

1.1.3 Modelo de Ramdom Forest para los determinantes de la fragilidad 10

1.1.4 Ventajas del Random Forest frente a los modelos tradicionales 14

1.1.5 Planteamiento del problema 16

1.2 Preguntas de investigación 17

1.3 Objetivos 17

1.4 Justificación 18

1.5 Pregunta científica 19

1.6 Metodología utilizada 19

1.7 Resultados Esperados 22

2 CAPÍTULO II 24

MEDOTOLOGÍA 24

3.1 Diseño de Investigación 24

3.2 Población y Muestra 26

3.3 Recopilación de Datos 27

3.4 Instrumentos y Herramientas 28

3.5 Procedimientos 29

3.6 Análisis de Datos 30

4 CAPÍTULO III 37

PROPUESTA 37

5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 52

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Resultados Estimacion Ramdon Forest 42

Tabla 2 Estrategias basadas en los resultados del modelo..... 48

ÍNDICE DE FIGURAS

Gráfico 1 Total cartera de crédito mensual coop 29 de Octubre 2025 -2023 (Miles de USD) 31

Gráfico 2 Total activo mensual coop 29 de Octubre 2025 -2023 (Miles de USD) 32

Gráfico 3 Total patrimonio mensual coop 29 de Octubre 2025 -2023 (Miles de USD) 34

Gráfico 4 Total utilidad neta mensual coop 29 de Octubre 2025 -2023 (Miles de USD) 35

Gráfico 5 Importancia de las variables 44

UNIVERSIDAD TEGNOLOGICA INDOAMÉRICA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS, ADMINISTRATIVAS Y NEGOCIOS

MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS CON MENCIÓN EN INNOVACIÓN Y DIRECCIÓN ESTRATÉGICA

TEMA: UTILIZACIÓN DE BIG DATA Y ANÁLISIS PREDICTIVO EN LA PLANIFICACIÓN ESTRATÉGICA DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO 29 DE OCTUBRE

AUTOR: Econ. Edison Paúl Toapanta Valladares
TUTORA: PhD. Giovanna Alejandra Cuesta Chávez

RESUMEN EJECUTIVO

Este estudio tiene como objetivo aplicar un modelo de Big Data utilizando Random Forest para identificar y predecir los determinantes clave que afectan la fragilidad financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre. El análisis se centra en variables críticas como la solvencia, rentabilidad, eficiencia administrativa, y otros factores económicos. A través del modelo de Random Forest, se busca comprender cómo cada una de estas variables contribuye a la estabilidad financiera de la cooperativa, permitiendo prever su comportamiento frente a diferentes escenarios económicos. Los resultados obtenidos destacan que las variables de eficiencia administrativa, solvencia y rentabilidad son los principales factores que afectan la fragilidad financiera de la cooperativa. Estos hallazgos proporcionan una base sólida para el desarrollo de estrategias financieras a corto, mediano y largo plazo, orientadas a mejorar la estabilidad, optimizar la asignación de recursos y reducir los riesgos financieros. Además, el estudio propone una planificación estratégica basada en los resultados predictivos, lo que permitirá a la cooperativa tomar decisiones más informadas y eficaces en su gestión financiera. Se desarrollaron recomendaciones estratégicas clave, que incluyen la optimización de la eficiencia administrativa, el fortalecimiento de la solvencia, la mejora de la rentabilidad y la implementación de una gestión proactiva de riesgos financieros.

DESCRIPTORES: Big Data, Random Forest, fragilidad financiera, solvencia, rentabilidad, eficiencia administrativa.

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA INDOAMÉRICA

Master's Degree in Business Administration with major in Innovation and Strategic Management - MBA

AUTHOR: TOAPANTA VALLADARES EDISON PAUL

TUTOR: PHD. CUESTA CHAVEZ GIOVANNA

ABSTRACT

Using Big Data and Predictive Analysis in the Strategic Planning of "29 de Octubre" Credit Union

This study aims to apply a Big Data model using Random Forest to identify and predict the key determinants that affect the financial fragility of "29 de Octubre" Credit Union. The analysis focuses on critical variables such as solvency, profitability, administrative efficiency, and other economic factors. Through the Random Forest model, the study intends to understand how each of these variables contributes to the union's financial stability, allowing for the prediction of its behavior under different economic scenarios. The results highlight that administrative efficiency, solvency, and profitability are the main factors influencing the union's financial fragility. These findings provide a solid foundation for the development of short-, medium-, and long-term financial strategies aimed at improving stability, optimizing resource allocation, and reducing financial risks. Additionally, the study proposes a strategic planning framework based on predictive results, enabling the credit union to make more informed and effective financial management decisions. Key strategic advice was developed, including optimizing administrative efficiency, strengthening solvency, improving profitability, and implementing proactive financial risk management.

KEYWORDS: Big Data, Random Forest, financial fragility, solvency, profitability, administrative efficiency.

INTRODUCCIÓN

En la era actual, el Big Data se ha consolidado como una herramienta fundamental para la toma de decisiones estratégicas en diversas industrias, con un impacto notable en el sector financiero (Arcos et al, 2022). Las organizaciones ahora tienen acceso a grandes volúmenes de datos que, cuando se analizan adecuadamente, pueden proporcionar una visión más clara y detallada de los comportamientos y tendencias del mercado (Al-Hashedi & Magalingam, 2021). Esta capacidad de manejar y procesar información a gran escala permite a las instituciones financieras optimizar sus operaciones, prever posibles riesgos y mejorar su capacidad de adaptación a los cambios en el entorno económico y financiero (Bermúdez & Ochoa , 2020).

El sector financiero ha sido uno de los primeros en adoptar tecnologías de Big Data debido a su alta dependencia de datos precisos y en tiempo real para la toma de decisiones críticas (Vergara, 2021). En particular, el análisis predictivo se ha convertido en una herramienta indispensable para medir la fragilidad financiera y la liquidez de las instituciones. A través de modelos analíticos complejos, se puede identificar la vulnerabilidad de las instituciones ante fluctuaciones económicas, lo que permite prever posibles crisis o situaciones de insolvencia antes de que se materialicen, asegurando así la estabilidad de la organización (Bermúdez & Ochoa , 2020).

Uno de los principales enfoques en la medición de la fragilidad financiera es el análisis de los indicadores clave que determinan la solidez de una entidad. La liquidez y la eficiencia administrativa son dos factores cruciales que influyen directamente en la capacidad de una institución para enfrentar sus obligaciones financieras (Bejarano, 2017). El uso de Big Data permite una evaluación más precisa de estos factores al integrar y analizar diversos indicadores económicos y financieros, como la relación entre

patrimonio y activos, los gastos operacionales, las inversiones y las provisiones para cartera de créditos. Con esta información, las entidades pueden tomar decisiones más informadas sobre cómo mejorar su gestión interna y fortalecer su estabilidad (Salazar & Girón, 2021).

El análisis predictivo, que es una de las aplicaciones más poderosas del Big Data, utiliza modelos estadísticos y algoritmos de machine learning para prever comportamientos futuros basados en patrones históricos (Borrero, 2020). Este enfoque es esencial para predecir la evolución de variables críticas, como la rentabilidad, la solvencia y el crecimiento económico (Herrero-Corona, 2022). Al incorporar variables macroeconómicas como la inflación o la oferta monetaria, las instituciones financieras pueden anticipar las fluctuaciones del mercado y ajustar sus estrategias de manera proactiva, reduciendo así los riesgos asociados a posibles crisis financieras (Tigua & Cruz, 2021).

En este contexto, la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre tiene la oportunidad de utilizar Big Data y análisis predictivo para medir su fragilidad financiera y optimizar su estrategia de liquidez (Ruiz-Capillas, 2014). Esta cooperativa, al igual que otras entidades financieras, enfrenta desafíos relacionados con la gestión eficiente de sus recursos, la estabilidad de sus inversiones y la gestión de riesgos. A través de la implementación de modelos predictivos basados en Big Data, podrá identificar áreas críticas en su operación y diseñar estrategias que le permitan mejorar su solidez financiera, reducir riesgos y fortalecer su competitividad en un entorno económico cambiante (Arcienagas & Pantoja, 2020).

El propósito de este proyecto es aplicar el modelo Random Forest, un algoritmo de machine learning ampliamente utilizado para el análisis predictivo, para predecir el

comportamiento de la fragilidad financiera de la cooperativa. Utilizando indicadores como la eficiencia administrativa, la solvencia, la rentabilidad, las provisiones para cartera de créditos y variables macroeconómicas, se desarrollará un modelo que ayudará a la cooperativa a tomar decisiones estratégicas basadas en datos concretos (Hernández, Álvarez, & Cantón, 2021). Este enfoque no solo tiene el potencial de mejorar la eficiencia operativa, sino que también proporcionará a la cooperativa una ventaja competitiva en el mercado al anticiparse a las fluctuaciones económicas y financieras (Azungah, 2018).

1 CAPÍTULO I

FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

1.1 Antecedentes

1.1.1 Historia de la Cooperativa de ahorro y crédito 29 de Octubre

Fundada el 29 de octubre de 1964, la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre nació como una iniciativa de un grupo de trabajadores del sector público con el propósito de ofrecer alternativas financieras accesibles y solidarias a sus miembros. En sus inicios, su objetivo principal era fomentar el ahorro y brindar crédito a sus socios bajo principios de cooperación y ayuda mutua. Con más de cinco décadas de trayectoria, la cooperativa se ha consolidado como una de las instituciones financieras más importantes del Ecuador, destacándose por su compromiso con la inclusión financiera y el desarrollo económico de sus socios. Desde su fundación, ha experimentado un crecimiento sostenido, alcanzando cerca de 500,000 socios en todo el país y expandiendo su red a 34 agencias en 20 provincias. Su éxito se basa en la oferta de productos financieros accesibles, diseñados para cubrir las necesidades de crédito, ahorro e inversión de sus miembros (SEPS, 2024).

A nivel microeconómico, la cooperativa juega un rol clave en la asignación eficiente de recursos dentro del mercado financiero, facilitando el acceso a financiamiento para individuos, microempresarios y pequeñas empresas. Su cartera de crédito ha mostrado un crecimiento constante, pasando de 248.6 millones de USD en febrero de 2015 a 697.5 millones de USD en mayo de 2023. Este incremento refleja su creciente participación en la economía local a través del otorgamiento de créditos. No obstante, este crecimiento también conlleva el reto de una gestión eficiente del riesgo crediticio, ya

que un mayor volumen de préstamos puede incrementar los niveles de morosidad (Arcienagas & Pantoja, 2020).

Uno de los principales desafíos que enfrenta la cooperativa es la optimización de sus activos y la mejora de su rentabilidad operativa. A pesar de que sus activos totales aumentaron de 379.9 millones de USD en 2015 a 950.1 millones de USD en 2023, la rentabilidad neta ha presentado fluctuaciones, con periodos de baja utilidad e incluso pérdidas en algunos meses. Esto pone de manifiesto la necesidad de fortalecer la eficiencia operativa y optimizar la asignación de recursos, garantizando que el crecimiento de los activos se traduzca en mayores beneficios para la cooperativa y sus socios (Cedeño, 2020).

El patrimonio de la cooperativa, que ascendió de 42.2 millones de USD en 2015 a 100.3 millones de USD en 2023, es un indicador clave de su solidez financiera. Sin embargo, su ritmo de crecimiento ha sido menor en comparación con el de la cartera de crédito y los activos, lo que podría generar presión sobre la acumulación de reservas y la capacidad de absorción de pérdidas. En este contexto, una gestión eficiente del patrimonio es esencial para garantizar la estabilidad y sostenibilidad de la cooperativa a largo plazo (SEPS, 2024).

1.1.2 Importancia del Big data en el sector financiero

En la actualidad, el Big Data se ha consolidado como una de las principales fuerzas transformadoras en múltiples sectores, siendo el sector financiero uno de los más beneficiados por esta tecnología (Gonzáles, Espilco, & Aragón, 2023). Big Data hace referencia a la recopilación, almacenamiento y procesamiento de grandes volúmenes de datos, que no solo incluyen información estructurada, sino también datos no estructurados. El sector financiero, con su creciente volumen de datos generados por

transacciones, interacciones con clientes, cambios en el mercado y variables económicas, ha encontrado en el Big Data una herramienta invaluable para mejorar su eficiencia operativa, predecir tendencias y gestionar riesgos (Manzano & Avalos, 2023).

La importancia del Big Data en el sector financiero radica principalmente en la capacidad de transformar grandes cantidades de datos en información útil y procesable. Las instituciones financieras, como bancos, cooperativas de crédito, fondos de inversión y aseguradoras, manejan una enorme cantidad de datos diariamente, desde transacciones financieras hasta interacciones con clientes (González, 2020). Sin embargo, la verdadera revolución del Big Data no solo se encuentra en su capacidad para almacenar estos datos, sino en su habilidad para analizarlos y extraer patrones y predicciones que antes eran impensables (Moftah et al, 2022).

Uno de los aspectos más destacados del Big Data en el sector financiero es su capacidad para mejorar la toma de decisiones (Castillo et al, 2020). Tradicionalmente, las decisiones financieras se basaban en información histórica y en análisis realizados por equipos de expertos, lo que, si bien efectivo, no siempre garantizaba la precisión necesaria en un entorno económico dinámico (Florencondia, Ladignon, & Manfre, 2024). Hoy en día, gracias al Big Data, las instituciones financieras pueden acceder a datos en tiempo real y analizarlos de manera instantánea. Esto permite una toma de decisiones más ágil, precisa y basada en datos, lo que a su vez mejora la competitividad de las instituciones frente a otros actores del mercado (Valderrama-Purizaca et al, 2021).

El análisis de Big Data permite a las instituciones financieras predecir comportamientos futuros con una precisión nunca antes vista. Los modelos predictivos, impulsados por algoritmos avanzados de machine learning y aprendizaje automático, pueden analizar datos históricos y actuales para prever el comportamiento de los

mercados, el riesgo crediticio, la evolución de las tasas de interés, las fluctuaciones de divisas e incluso las tendencias de consumo de los clientes (Delgado et al, 2022). Estas predicciones son fundamentales para la planificación estratégica, la gestión de riesgos y la optimización de los productos y servicios ofrecidos por las instituciones financieras (Cedeño, 2020).

En cuanto a la gestión de riesgos, el Big Data ha demostrado ser crucial para identificar, medir y mitigar riesgos financieros de manera más efectiva. A través de la recopilación y el análisis de datos relacionados con el comportamiento de los clientes, las condiciones del mercado y los indicadores económicos, las instituciones financieras pueden identificar patrones de riesgo, desde el riesgo de crédito hasta el riesgo de mercado y el riesgo operativo. Por ejemplo, el análisis de datos transaccionales y de comportamiento de los clientes permite detectar señales tempranas de posibles impagos o morosidad, lo que permite a las instituciones tomar medidas preventivas para minimizar el impacto de estos riesgos (Zúñiga et al, 2023).

Además, el Big Data es esencial para la evaluación de la fragilidad financiera de las instituciones. En este sentido, permite medir la solidez de una entidad financiera a través de indicadores clave como el patrimonio, la solvencia, la liquidez y la eficiencia operativa. Estas métricas son fundamentales para conocer la capacidad de la institución para enfrentar crisis económicas o fluctuaciones del mercado. Por ejemplo, la relación entre activos y patrimonio es un indicador crucial para determinar la capacidad de una institución financiera para absorber pérdidas sin comprometer su estabilidad (Mariño & Melo, 2019).

Uno de los principales usos del Big Data en el sector financiero es en la gestión del fraude y la seguridad. Con el aumento de las transacciones digitales y el uso de

tecnologías como pagos móviles y criptomonedas, las instituciones financieras enfrentan amenazas crecientes relacionadas con el fraude (Herrera & Castillo, 2021). Los algoritmos de Big Data pueden analizar millones de transacciones en tiempo real, identificando patrones inusuales o actividades sospechosas que podrían indicar fraude. Este enfoque proactivo permite a las instituciones detectar y prevenir fraudes antes de que causen daños significativos, protegiendo tanto a los clientes como a la propia institución (Díaz & Arcoma, 2023).

Además de la gestión de riesgos y la prevención de fraudes, el Big Data ha revolucionado la personalización de productos y servicios en el sector financiero. Las instituciones financieras, que operan en un entorno altamente competitivo, ahora pueden ofrecer productos y servicios diseñados específicamente para las necesidades de cada cliente. A través del análisis de grandes volúmenes de datos sobre el comportamiento, las preferencias y las interacciones de los clientes, las instituciones pueden crear productos financieros a medida, como préstamos, seguros e inversiones (Ruiz & Armoa, 2023). La personalización no solo mejora la experiencia del cliente, sino que también permite a las instituciones financieras optimizar su oferta, atraer a nuevos clientes y fortalecer su relación con los existentes (Rodríguez, 2022).

El Big Data también ha permitido una mayor eficiencia operativa en el sector financiero. Las instituciones ahora pueden automatizar y optimizar diversos procesos internos, desde la gestión de carteras hasta la asignación de recursos (Moncayo et al, 2024). Además, la capacidad de integrar y analizar datos de diversas fuentes, como los informes financieros, las transacciones de clientes y los datos del mercado, facilita la toma de decisiones en tiempo real y mejora la eficiencia operativa. Esto es especialmente

relevante en un entorno donde las instituciones deben reaccionar rápidamente a los cambios del mercado, la regulación y las expectativas de los clientes (Upegui, 2021).

En términos de compliance y cumplimiento regulatorio, el Big Data también juega un papel fundamental. Las instituciones financieras deben cumplir con una serie de normativas nacionales e internacionales, como las regulaciones de la Basel III o las directrices de la Ley de Protección de Datos Personales (Pineda, 2022). El análisis de Big Data facilita el cumplimiento de estas normativas al proporcionar las herramientas necesarias para realizar auditorías, monitorear transacciones sospechosas y garantizar la transparencia. A través del análisis de grandes volúmenes de datos, las instituciones pueden demostrar su cumplimiento regulatorio de manera más efectiva y eficiente, minimizando el riesgo de sanciones y protegiendo su reputación (Matouch, 2023).

La innovación en productos y servicios es otra de las grandes ventajas del Big Data en el sector financiero. Los datos permiten identificar nichos de mercado y segmentos de clientes que previamente podían haber sido pasados por alto. Con el uso de Big Data, las instituciones pueden diseñar productos y servicios innovadores que satisfagan las necesidades específicas de grupos de clientes de manera más efectiva. Esto no solo mejora la competitividad de las instituciones, sino que también impulsa la inclusión financiera al ofrecer productos a segmentos de la población que históricamente han estado desatendidos (Flores & Cadena, 2019).

El Big Data ha transformado la forma en que las instituciones financieras operan, tomando decisiones, gestionando riesgos, mejorando la eficiencia y cumpliendo con las normativas. Esta tecnología no solo ofrece ventajas operativas, sino que también permite una mejor comprensión del comportamiento del cliente y del mercado, optimizando la toma de decisiones a todos los niveles. En el contexto de la Cooperativa de Ahorro y

Crédito 29 de Octubre, el Big Data tiene el potencial de mejorar significativamente la gestión de riesgos, la evaluación de la fragilidad financiera y la planificación estratégica, lo que redundará en una mayor solidez y sostenibilidad a largo plazo (Suárez et al, 2020).

1.1.3 Modelo de Ramdom Forest para los determinantes de la fragilidad

El modelo Random Forest es uno de los algoritmos más populares en el campo del aprendizaje automático (machine learning) debido a su capacidad para manejar datos complejos y generar predicciones precisas. Este modelo pertenece a la categoría de los algoritmos de ensamblaje, lo que significa que combina varios modelos simples (árboles de decisión) para crear un modelo más robusto y preciso (Flores & Cadena, 2019). En el contexto del sector financiero, y específicamente para la evaluación de la fragilidad financiera, el modelo Random Forest se presenta como una herramienta poderosa para identificar los determinantes clave que influyen en la estabilidad de las instituciones financieras (Borrero, 2020).

La fragilidad financiera es un concepto crucial que hace referencia a la vulnerabilidad de una institución ante posibles crisis económicas o fluctuaciones en los mercados financieros. La medición de la fragilidad financiera implica evaluar la capacidad de una institución para resistir choques externos, como caídas en los precios de los activos, aumentos en los costos operativos o cambios en las condiciones macroeconómicas. Para ello, se utilizan diversos indicadores financieros, como la solvencia, la liquidez, la rentabilidad y la eficiencia operativa, entre otros. El desafío radica en la complejidad de las relaciones entre estas variables, lo que hace necesario un enfoque de modelado avanzado para entender cómo interactúan y afectan la fragilidad financiera (Delgado et al, 2022).

El modelo Random Forest es ideal para este tipo de análisis debido a su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y detectar patrones no lineales entre variables. A diferencia de otros modelos estadísticos tradicionales, como la regresión lineal, que pueden ser más rígidos en cuanto a la relación entre las variables, Random Forest permite capturar relaciones complejas y no evidentes en los datos (Valderrama-Purizaca et al, 2021). Este modelo construye múltiples árboles de decisión que operan de forma independiente y luego combina sus resultados para obtener una predicción más robusta. Esta técnica no solo mejora la precisión de las predicciones, sino que también es menos susceptible a problemas de sobreajuste (overfitting), lo que es una preocupación común en modelos con un gran número de variables o datos ruidosos (Ruiz & Armoa, 2023).

El proceso de aplicación del modelo Random Forest en el análisis de la fragilidad financiera se inicia con la recopilación de datos históricos sobre la cooperativa o la institución financiera en cuestión. Estos datos pueden incluir una amplia variedad de indicadores financieros, como el patrimonio, los activos, los gastos operacionales, la rentabilidad, las inversiones, las provisiones para cartera de créditos, el crecimiento económico y las tasas de inflación, entre otros. A través de este enfoque, el modelo puede identificar qué variables son más relevantes para determinar la fragilidad financiera y cómo interactúan entre sí (Díaz & Arcoma, 2023).

El modelo Random Forest evalúa la importancia de cada una de estas variables para predecir la fragilidad financiera. Utiliza una técnica llamada "importancia de las variables", que asigna un valor a cada variable en función de su contribución al rendimiento del modelo. Cuanto mayor es la importancia de una variable, más relevante se considera para la predicción de la fragilidad financiera. Este análisis permite a los analistas identificar los determinantes clave que afectan la estabilidad financiera de la

institución y, por lo tanto, orientar las decisiones estratégicas hacia la mejora de los aspectos más vulnerables de la organización (Delgado et al, 2022).

Una de las grandes ventajas del Random Forest es su capacidad para manejar datos de entrada complejos y multidimensionales sin necesidad de que los datos sean lineales o de que se cumplan suposiciones estrictas sobre su distribución. Por ejemplo, el modelo puede integrar variables que tienen una relación no lineal o que interactúan de manera compleja entre sí. Este tipo de relación es común en los sistemas financieros, donde los factores como el crecimiento económico, la oferta monetaria y la rentabilidad no siempre siguen patrones previsibles o simples (Flores & Cadena, 2019).

En el contexto de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, la implementación del modelo Random Forest para analizar la fragilidad financiera puede ser un cambio significativo en la forma en que se gestionan los riesgos (Borrero, 2020). Al aplicar este modelo, la cooperativa podrá obtener una comprensión más profunda de los factores que afectan su estabilidad financiera y cómo estos interactúan entre sí. Esto no solo ayudará a prever posibles crisis, sino que también permitirá a la cooperativa diseñar estrategias más efectivas para mejorar su solidez financiera, aumentar la eficiencia operativa y optimizar su rentabilidad (Cedeño, 2020).

Por ejemplo, si el modelo identifica que la fragilidad financiera de la cooperativa está estrechamente relacionada con la rentabilidad (ROE) y la eficiencia administrativa (GA), la cooperativa podrá centrarse en estrategias que aumenten la rentabilidad, como la diversificación de productos financieros o la mejora en la calidad de los servicios ofrecidos. También podrá implementar medidas para reducir los gastos operacionales y mejorar la eficiencia interna (Upegui, 2021).

Además, el modelo Random Forest no solo se limita a la predicción de la fragilidad financiera, sino que también proporciona una plataforma para experimentar con diferentes escenarios (Herrera & Castillo, 2021). La cooperativa puede simular cómo cambios en diferentes variables, como el aumento de las inversiones o el crecimiento económico, afectan su fragilidad financiera. Este enfoque de análisis predictivo ayuda a los líderes de la cooperativa a tomar decisiones informadas sobre cómo gestionar los recursos y priorizar las acciones estratégicas para mitigar los riesgos.

El modelo Random Forest es una herramienta poderosa y versátil para el análisis de la fragilidad financiera en el sector cooperativo. Su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos, identificar patrones complejos y generar predicciones precisas lo convierte en una opción ideal para las cooperativas que buscan mejorar su planificación estratégica y gestión de riesgos (Arcienagas & Pantoja, 2020). A través de su implementación, la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre podrá obtener una visión más clara de los factores que afectan su estabilidad financiera, lo que le permitirá tomar decisiones más informadas y diseñar estrategias más efectivas para garantizar su solidez a largo plazo.

Existen diversos estudios que demuestran la aplicabilidad del algoritmo Random Forest en el análisis de la fragilidad financiera de instituciones financieras. Uno de los estudios realizados por Ruiz-Capillas (2014) aplica Random Forest para la detección de fraudes en medios de pago en el sector bancario. El estudio destaca cómo esta técnica puede identificar patrones de fraude a través de grandes volúmenes de datos transaccionales, lo cual es crucial para predecir comportamientos fraudulentos y proteger las instituciones financieras. Otro trabajo relevante es el de Espinosa-Zúñiga (2020),quienes aplican Random Forest y XGBoost para analizar bases de datos de clientes

bancarios, con un enfoque en la segmentación de clientes y la detección de fraudes. En este estudio, se demuestra que Random Forest tiene una gran capacidad para identificar patrones complejos en datos financieros y mejorar la precisión de las predicciones en el sector bancario.

Por su parte, Alanis et al (2022) comparan el rendimiento de varios modelos de aprendizaje automático, incluido Random Forest, para predecir quiebras corporativas en Estados Unidos. El estudio revela que Random Forest supera a otros modelos, como regresiones lineales y redes neuronales, al proporcionar predicciones más precisas de quiebras a un año vista, lo cual resalta la importancia de este modelo en la predicción de crisis financieras. Asimismo, Hu et al (2020) proporcionan una visión general del uso de técnicas de aprendizaje supervisado, como Random Forest, en la evaluación y gestión de riesgos en el sector bancario. Los autores destacan cómo estos algoritmos pueden mejorar la toma de decisiones en cuanto a la evaluación del riesgo crediticio y el manejo de portafolios financieros.

1.1.4 Ventajas del Random Forest frente a los modelos tradicionales

El modelo Random Forest ofrece varias ventajas clave en comparación con el análisis financiero tradicional cuando se trata de evaluar la fragilidad financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre. Mientras que el análisis financiero convencional se basa en indicadores estáticos y métodos determinísticos, el modelo Random Forest permite identificar patrones complejos y relaciones no lineales entre múltiples variables financieras, lo que mejora significativamente la precisión de las predicciones (Azungah, 2018). Por ejemplo, mientras que un análisis financiero tradicional puede centrarse en métricas como la rentabilidad (ROE), la liquidez y la solvencia, Random Forest tiene la capacidad de evaluar simultáneamente una gran

cantidad de factores, incluyendo tendencias macroeconómicas, comportamiento del crédito y variaciones en los costos operacionales, proporcionando una visión más holística de la estabilidad financiera de la cooperativa (Hu et al, 2020). Además, al tratarse de un modelo de aprendizaje automático, Random Forest se ajusta y mejora con el tiempo a medida que incorpora más datos, lo que permite una toma de decisiones más informada y proactiva. Su capacidad para reducir el sobreajuste también significa que las predicciones son más confiables, evitando que la cooperativa tome decisiones basadas en fluctuaciones aleatorias de los datos financieros (Delgado et al, 2022).

Otro aspecto en el que Random Forest supera al análisis financiero tradicional es su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos sin requerir suposiciones estrictas sobre la distribución de las variables. Esto es particularmente relevante en el sector financiero, donde los datos pueden ser altamente volátiles e influenciados por múltiples factores externos, como cambios en las tasas de interés, regulaciones gubernamentales o crisis económicas (Vergara, 2021). Mientras que los métodos tradicionales suelen asumir relaciones lineales entre las variables y pueden ser limitados en la identificación de interacciones complejas, Random Forest permite descubrir correlaciones inesperadas que pueden ser críticas para la estabilidad financiera de la cooperativa (Arcos et al, 2022).

Además, su capacidad para realizar simulaciones y pruebas de estrés basadas en diferentes escenarios financieros facilita la planificación estratégica y la gestión de riesgos, ayudando a la cooperativa a anticipar posibles crisis y tomar medidas preventivas con mayor precisión. En definitiva, el uso de Random Forest proporciona una ventaja competitiva significativa al permitir una evaluación más precisa y dinámica de la fragilidad financiera, lo que facilita una gestión proactiva y eficaz de los riesgos financieros en comparación con los enfoques tradicionales.

1.1.5 Planteamiento del problema

En el contexto actual de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, la planificación estratégica se enfrenta a desafíos cada vez mayores debido a la necesidad de adaptar sus decisiones a un entorno económico volátil y competitivo. El uso de Big Data y análisis predictivo se ha convertido en una herramienta clave para abordar estos desafíos, ya que permite procesar grandes volúmenes de datos y obtener información relevante para la toma de decisiones estratégicas. Sin embargo, la cooperativa aún enfrenta dificultades en identificar de manera precisa los factores que afectan su solidez financiera, lo que limita su capacidad para anticipar y gestionar riesgos. En este sentido, la utilización de técnicas avanzadas como el análisis predictivo a través de Big Data se presenta como una solución crucial para mejorar la eficiencia de sus procesos estratégicos y financieros.

Uno de los enfoques más efectivos para abordar este problema es el uso del modelo Random Forest, una técnica de aprendizaje automático que puede analizar múltiples variables simultáneamente y detectar patrones complejos en los datos. Este modelo resulta particularmente útil para estudiar la fragilidad financiera de la cooperativa, ya que permite identificar los determinantes clave que afectan su estabilidad, tales como la solvencia, la rentabilidad y la eficiencia administrativa, entre otros. Además, Random Forest tiene la capacidad de realizar predicciones basadas en la interacción de estas variables, lo que ofrece una visión integral de la fragilidad financiera y permite a la cooperativa tomar decisiones informadas y estratégicas. De esta manera, el planteamiento del problema radica en cómo integrar y aplicar el análisis predictivo con Big Data para

fortalecer la planificación estratégica y minimizar los riesgos asociados con la fragilidad financiera en la cooperativa.

1.2 Preguntas de investigación

Pregunta general

¿Cómo puede la utilización de Big Data y análisis predictivo, mediante el modelo Random Forest, contribuir a la mejora de la planificación estratégica de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, específicamente en la gestión de su fragilidad financiera?

Preguntas específicas

¿Cuáles son los principales determinantes de la fragilidad financiera en la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre según el análisis predictivo basado en Big Data?

¿De qué manera el modelo Random Forest puede identificar los factores clave que afectan la solvencia y rentabilidad de la cooperativa?

¿Cómo puede el análisis predictivo contribuir a la mejora de la eficiencia administrativa de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre?

¿Qué impacto tendría la implementación de estrategias basadas en predicciones de Big Data y el modelo Random Forest en la estabilidad financiera y la toma de decisiones estratégicas a largo plazo de la cooperativa?

1.3 Objetivos

General

Analizar la situación financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre mediante el uso de su información financiera histórica y aplicar el modelo de Big Data Random Forest para predecir su fragilidad financiera, con el fin de generar una planificación estratégica que mejore su estabilidad y sostenibilidad a largo plazo.

Específicos

Analizar la situación financiera actual de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre utilizando su información financiera histórica, con énfasis en la identificación de los factores que influyen en su fragilidad financiera.

Aplicar el modelo de Big Data Random Forest para identificar y predecir los determinantes clave que afectan la fragilidad financiera de la cooperativa, considerando variables como la solvencia, la rentabilidad y la eficiencia administrativa.

Desarrollar una planificación estratégica basada en los resultados del análisis predictivo, estableciendo estrategias específicas que permitan a la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre mejorar su estabilidad financiera y optimizar la toma de decisiones a largo plazo.

1.4 Justificación

La justificación de este estudio radica en la necesidad de mejorar la gestión financiera y la toma de decisiones estratégicas dentro de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, un sector crucial para el bienestar económico de sus socios y la sostenibilidad a largo plazo de la entidad. En un contexto económico cada vez más dinámico y lleno de incertidumbres, la cooperativa debe contar con herramientas avanzadas para identificar, predecir y gestionar los factores que afectan su fragilidad financiera, como la eficiencia administrativa, la rentabilidad, la solvencia y otros factores

macroeconómicos. La utilización de Big Data y análisis predictivo, específicamente a través del modelo Random Forest, permite una evaluación más precisa de estos determinantes al procesar grandes volúmenes de datos y encontrar patrones complejos que no serían evidentes con métodos tradicionales. Al integrar esta tecnología, la cooperativa podrá anticiparse a posibles riesgos financieros y diseñar estrategias de intervención más efectivas para mitigar los efectos de la fragilidad financiera. Este enfoque no solo optimiza la planificación estratégica, sino que también refuerza la toma de decisiones informadas, alineadas con las necesidades y objetivos a largo plazo de la cooperativa. Además, la implementación de modelos predictivos brinda la oportunidad de generar un marco proactivo de gestión financiera que permita a la cooperativa no solo sostener su estabilidad, sino también crecer de manera sostenible y fortalecer su posición en el mercado. En resumen, este estudio se justifica por su capacidad de proporcionar una base sólida de datos y análisis que guíen las decisiones estratégicas de la cooperativa, mejorando su eficiencia operativa y su resiliencia frente a la incertidumbre económica.

1.5 Pregunta científica

¿Cómo puede la aplicación de modelos de Big Data y análisis predictivo, específicamente el modelo Random Forest, mejorar la capacidad de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre para predecir y gestionar su fragilidad financiera, y qué impacto tendría en la formulación de estrategias para optimizar su estabilidad y sostenibilidad a largo plazo?

1.6 Metodología utilizada

La metodología de este estudio se basa en un enfoque cuantitativo y predictivo, utilizando técnicas avanzadas de Big Data y análisis predictivo con el modelo Random

Forest para abordar los objetivos específicos de la investigación. A continuación, se describe cómo se cumplirá con cada uno de los objetivos específicos propuestos:

Para cumplir con el primer objetivo, se llevará a cabo un análisis exhaustivo de la información financiera histórica de la cooperativa, que incluirá datos sobre el patrimonio, los gastos operacionales, la rentabilidad, la solvencia, las provisiones de cartera, las inversiones y los factores macroeconómicos como el Producto Interno Bruto (PIB) y la inflación. Este análisis se realizará a través de una revisión detallada de los estados financieros, y se calcularán los indicadores clave para evaluar la fragilidad financiera de la cooperativa, como la eficiencia administrativa, la solvencia y la rentabilidad. Con esta información, se generará una visión clara de la situación financiera actual, permitiendo identificar áreas de vulnerabilidad que podrían ser afectadas por diversos factores internos y externos. Este análisis servirá como base para aplicar el modelo predictivo en el siguiente objetivo.

En el segundo objetivo, se aplicará el modelo Random Forest, una técnica de aprendizaje automático que permite procesar grandes volúmenes de datos y predecir el comportamiento de las variables financieras de la cooperativa. Para ello, se utilizarán las variables financieras y macroeconómicas mencionadas en el primer objetivo como variables predictoras (independientes) y la fragilidad financiera de la cooperativa como variable dependiente. El modelo se entrenará con los datos históricos de la cooperativa y se validará utilizando técnicas de validación cruzada para asegurar su precisión y robustez. El modelo Random Forest identificará los factores más relevantes que influyen en la fragilidad financiera y permitirá predecir su comportamiento futuro bajo diferentes escenarios. Estos resultados ayudarán a entender mejor los riesgos financieros que

enfrenta la cooperativa y proporcionarán las bases para la formulación de estrategias de intervención.

En el tercer objetivo, se utilizarán los resultados obtenidos del modelo Random Forest para desarrollar una planificación estratégica orientada a la mejora de la estabilidad financiera y la eficiencia operativa de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre. Con base en los determinantes clave de la fragilidad financiera identificados por el modelo, se diseñarán estrategias que permitan mitigar los riesgos financieros y mejorar la gestión de los recursos. Las recomendaciones estratégicas incluirán medidas para optimizar la eficiencia administrativa, mejorar la solvencia y rentabilidad, así como estrategias de inversión y provisión de cartera. Estas estrategias se orientarán a reducir la vulnerabilidad de la cooperativa frente a posibles crisis económicas y asegurar su sostenibilidad a largo plazo. Además, se definirán indicadores de desempeño que permitirán monitorear la implementación de estas estrategias y ajustar las políticas en función de los resultados observados.

La metodología se basará en el uso de herramientas estadísticas y de aprendizaje automático para procesar y analizar grandes volúmenes de datos financieros y macroeconómicos. El modelo Random Forest será la herramienta central para realizar predicciones y extraer insights valiosos sobre los determinantes de la fragilidad financiera. Además, el análisis de los datos se complementará con la revisión de literatura sobre la fragilidad financiera y la planificación estratégica en el sector cooperativo, lo que permitirá contextualizar los resultados obtenidos y formular recomendaciones alineadas con las mejores prácticas del sector.

De esta manera, se cumplirá con cada uno de los objetivos específicos del estudio, proporcionando a la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre las herramientas

necesarias para mejorar su estabilidad financiera y optimizar su proceso de planificación estratégica.

1.7 Resultados Esperados

Los resultados esperados de este estudio se centran en proporcionar una comprensión integral de la situación financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, identificar los determinantes clave de su fragilidad financiera y, en última instancia, formular una planificación estratégica basada en el análisis predictivo. A través de la metodología aplicada, se espera lograr una serie de resultados significativos que mejoren la capacidad de la cooperativa para gestionar sus recursos, tomar decisiones informadas y asegurar su sostenibilidad financiera a largo plazo.

En primer lugar, el análisis de la situación financiera actual de la cooperativa proporcionará una visión detallada sobre su solidez financiera. A través del análisis de los indicadores clave como el patrimonio, los gastos operacionales, la rentabilidad, la solvencia y las provisiones de cartera, se espera identificar áreas de vulnerabilidad que podrían poner en riesgo la estabilidad financiera de la cooperativa. Este análisis permitirá reconocer si la cooperativa está enfrentando desafíos significativos relacionados con la eficiencia operativa, la rentabilidad o el nivel de solvencia. A partir de esta base, se establecerá un diagnóstico claro de la situación financiera de la cooperativa, lo cual es esencial para la aplicación efectiva del modelo de análisis predictivo.

En segundo lugar, la aplicación del modelo Random Forest permitirá identificar los determinantes clave que afectan la fragilidad financiera de la cooperativa. Al analizar las variables independientes como la eficiencia administrativa, la solvencia, la rentabilidad, las inversiones y los factores macroeconómicos, se espera obtener un conjunto de variables que tienen mayor impacto sobre la fragilidad financiera de la

cooperativa. El modelo Random Forest no solo ayudará a identificar qué factores son más relevantes, sino también a predecir cómo estos determinantes podrían evolucionar bajo diferentes escenarios futuros. Se anticipa que los resultados del modelo proporcionarán información valiosa sobre los riesgos financieros que enfrenta la cooperativa y facilitarán la elaboración de estrategias preventivas y correctivas.

Finalmente, los resultados del análisis predictivo servirán como base para desarrollar una planificación estratégica que optimice la estabilidad financiera y la eficiencia operativa de la cooperativa. A través de los determinantes clave de la fragilidad financiera identificados en el modelo, se diseñarán estrategias orientadas a mejorar la eficiencia administrativa, la rentabilidad y la solvencia, así como a gestionar de manera más efectiva las inversiones y las provisiones de cartera. Además, se definirá un conjunto de indicadores de desempeño que permitirá medir la efectividad de las estrategias implementadas y ajustar las políticas según sea necesario. Con ello, se espera proporcionar a la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre un marco estratégico que no solo mitigue los riesgos financieros a corto plazo, sino que también establezca las bases para su crecimiento y sostenibilidad a largo plazo.

En términos generales, los resultados esperados de este estudio son de gran relevancia para la cooperativa, ya que permitirá contar con herramientas predictivas que ayudarán en la toma de decisiones estratégicas fundamentadas en datos reales y modelos matemáticos avanzados. Además, se espera que los resultados proporcionen una ventaja competitiva a la cooperativa al permitirle anticipar y adaptarse a los cambios en el entorno económico y financiero. Este enfoque basado en Big Data y análisis predictivo posicionará a la cooperativa en una mejor situación para afrontar los retos futuros y mantenerse solvente y competitiva en el sector financiero.

2 CAPÍTULO II

MEDOTOLOGÍA

3.1 Diseño de Investigación

El diseño de la investigación para el estudio de la utilización de Big Data y el análisis predictivo con el modelo Random Forest en la planificación estratégica de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, tiene un enfoque cuantitativo y predictivo. Se busca realizar un análisis exhaustivo de la situación financiera de la cooperativa y, a partir de ello, aplicar herramientas de Big Data para identificar los determinantes clave de la fragilidad financiera, con el fin de desarrollar estrategias efectivas de intervención para mejorar la estabilidad y sostenibilidad de la entidad. A continuación, se detalla el diseño de la investigación en relación con la metodología, las variables y el análisis de los datos.

En primer lugar, el tipo de investigación será de carácter descriptivo y explicativo, dado que se busca comprender y analizar la situación financiera de la cooperativa a partir de los datos históricos, así como identificar las relaciones entre diversas variables financieras utilizando el modelo Random Forest para predecir la fragilidad de la cooperativa. Esta investigación también es de tipo correlacional, pues se pretende identificar los determinantes que influyen en la fragilidad financiera mediante el análisis de las interacciones entre variables macroeconómicas, como la inflación y el Producto Interno Bruto, y variables internas de la cooperativa, como la rentabilidad, solvencia y eficiencia operativa.

La población objeto de estudio estará compuesta por los datos financieros históricos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, abarcando al menos los últimos cinco años de operaciones. Se utilizarán los estados financieros, balances de situación, información sobre la calidad de la cartera crediticia, indicadores de solvencia y liquidez, entre otros. Además, se incorporarán datos macroeconómicos a nivel nacional, como tasas de interés y niveles de inflación, para evaluar su impacto en la estabilidad financiera de la cooperativa.

El proceso de recolección de datos será principalmente documental, basándose en la revisión de la base de datos histórica proporcionada por la cooperativa, así como en fuentes secundarias relevantes de información macroeconómica. Los datos serán procesados y limpiados para eliminar inconsistencias, valores atípicos y asegurar su calidad. Posteriormente, se utilizarán técnicas avanzadas de análisis de datos, incluyendo el uso del modelo Random Forest, que permitirá la identificación de los determinantes de la fragilidad financiera y la construcción de predicciones precisas sobre la evolución de la situación financiera de la cooperativa bajo distintos escenarios.

El análisis de los datos se realizará utilizando herramientas estadísticas y de aprendizaje automático. En particular, el modelo Random Forest será entrenado con los datos financieros de la cooperativa y los indicadores macroeconómicos para identificar las variables más relevantes que influyen en la fragilidad financiera. Este modelo se validará mediante técnicas de validación cruzada y se ajustará para mejorar su precisión en las predicciones. Los resultados obtenidos del modelo servirán como base para el desarrollo de recomendaciones estratégicas que permitirán a la cooperativa mitigar riesgos, optimizar su eficiencia operativa y mejorar su solvencia.

Finalmente, el diseño de la investigación permitirá cumplir con los objetivos establecidos, proporcionando una visión clara de la situación financiera de la cooperativa y una base sólida para la planificación estratégica. Las recomendaciones que se generen a partir del análisis predictivo servirán para orientar las decisiones a nivel directivo, mejorando la capacidad de la cooperativa para enfrentar desafíos económicos y garantizar su sostenibilidad en el largo plazo.

3.2 Población y Muestra

En esta investigación, la población estará compuesta por los datos mensuales de las variables financieras y macroeconómicas relevantes para la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, desde febrero de 2015 hasta marzo de 2023. Este periodo de tiempo proporciona una muestra robusta que abarca diversas condiciones económicas y ciclos financieros, permitiendo realizar un análisis detallado de la evolución de la situación financiera de la cooperativa, así como la identificación de factores clave que afectan su fragilidad financiera.

La muestra incluirá, en primer lugar, los estados financieros mensuales de la cooperativa durante este período, que incluirán datos sobre el patrimonio, los gastos operacionales, la rentabilidad, la solvencia, las provisiones de cartera, las inversiones y otros indicadores internos que reflejan la situación financiera de la cooperativa. Además, se incorporarán variables macroeconómicas mensuales, como la inflación, la variación del Producto Interno Bruto (PIB) de Ecuador y la oferta monetaria, ya que estos factores tienen un impacto directo en las decisiones y el desempeño financiero de la cooperativa.

El conjunto de datos incluirá información numérica que será procesada para identificar las relaciones entre las diferentes variables, y para aplicar técnicas de análisis predictivo con el modelo Random Forest. Dado que la muestra es completa, es decir,

abarca todo el periodo desde febrero de 2015 hasta marzo de 2023, no se realizará una selección de submuestra. Esto permitirá realizar un análisis exhaustivo que capture todas las variaciones y tendencias a lo largo del tiempo, proporcionando una base sólida para las predicciones y las recomendaciones estratégicas que se generarán al final de la investigación.

Con esta población de datos mensuales, se busca garantizar la representatividad de todos los factores que puedan influir en la fragilidad financiera de la cooperativa, y asegurar que los resultados obtenidos sean válidos y generalizables para el diseño de estrategias de planificación y mejora de la estabilidad financiera de la entidad. La muestra, por su extensión y riqueza en información, permitirá también realizar un análisis detallado de las interacciones entre las variables, mejorando la capacidad predictiva del modelo y las conclusiones que se derivarán de la investigación.

3.3 Recopilación de Datos

La recopilación de datos para esta investigación se realizó utilizando datos secundarios provenientes de fuentes oficiales y confiables. En particular, se utilizaron los datos proporcionados por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS), que es el ente supervisor de las cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador. La SEPS es la entidad encargada de regular y supervisar el sector cooperativo en el país, garantizando su estabilidad y transparencia, por lo que sus datos son de alta relevancia y fiabilidad para el análisis de la situación financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre.

Los datos recopilados abarcan un periodo de tiempo de febrero de 2015 a marzo de 2023, cubriendo tanto variables internas de la cooperativa, como el patrimonio, los gastos operacionales, las provisiones de cartera, la rentabilidad y la solvencia, como también variables macroeconómicas relevantes, tales como la inflación, la variación del

Producto Interno Bruto (PIB) de Ecuador, y la oferta monetaria. Esta información fue obtenida directamente de la base de datos oficial de la SEPS, la cual pone a disposición pública los estados financieros de las cooperativas, así como los indicadores económicos del país.

El uso de estos datos secundarios es una ventaja significativa para la investigación, ya que no solo facilita el acceso a información verificada y consistente, sino que también permite realizar un análisis de largo plazo sobre la evolución de las variables que inciden en la fragilidad financiera de la cooperativa. Estos datos son esenciales para la aplicación de técnicas de Big Data y modelos predictivos, como el Random Forest, que requieren un conjunto de datos robusto y confiable para generar resultados precisos y útiles.

La recopilación de datos de la SEPS asegura la calidad y la precisión de la información, lo que es fundamental para el desarrollo de las estrategias de planificación financiera basadas en el análisis predictivo. Al ser datos secundarios provenientes de una entidad supervisora, se garantiza que los resultados de la investigación se basen en datos oficial y conformes con los estándares regulatorios, lo que aumenta la validez y aplicabilidad de las conclusiones obtenidas.

3.4 Instrumentos y Herramientas

Para la recolección y análisis de los datos en esta investigación, se utilizaron herramientas estadísticas y de análisis predictivo avanzadas. El principal instrumento utilizado fue el software estadístico R, que es ampliamente reconocido por su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y aplicar técnicas de análisis de machine learning, como el modelo Random Forest. Este software permite realizar la limpieza, transformación y procesamiento de los datos, así como ejecutar los algoritmos necesarios para la construcción y validación del modelo predictivo. Además, se emplearon librerías

específicas de R para trabajar con Big Data y aplicar técnicas de validación cruzada, lo que permitió asegurar la precisión y robustez del modelo. Las herramientas adicionales incluyeron Microsoft Excel para la organización inicial de los datos y la generación de gráficos descriptivos que facilitaron el análisis exploratorio. Estos instrumentos fueron clave para la ejecución de la metodología del estudio, garantizando una adecuada manipulación de los datos y el cumplimiento de los objetivos de la investigación.

3.5 Procedimientos

Para cumplir con los objetivos de la investigación, se seguirán los siguientes procedimientos, que están orientados a realizar un análisis exhaustivo de la situación financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, aplicar el modelo Random Forest para predecir los determinantes de la fragilidad financiera y desarrollar una planificación estratégica basada en los resultados obtenidos.

En primer lugar, se recopilarán y organizarán los datos financieros históricos de la cooperativa desde febrero de 2015 hasta marzo de 2023. Estos datos incluirán información sobre el patrimonio, los gastos operacionales, las inversiones, las provisiones de cartera, la rentabilidad, la solvencia, entre otros indicadores financieros. Se procesarán y analizarán estos datos para calcular los indicadores clave de la fragilidad financiera, como la eficiencia administrativa, la solvencia y la rentabilidad. Este análisis inicial servirá para comprender la situación financiera actual de la cooperativa, identificar áreas de vulnerabilidad y establecer una base sólida para la aplicación del modelo predictivo.

Con los datos recopilados y procesados en el paso anterior, se procederá a aplicar el modelo Random Forest, utilizando el software estadístico R. Este modelo permitirá predecir la fragilidad financiera de la cooperativa, identificando los determinantes clave que influyen en su situación financiera. Se configurarán las variables independientes

(eficiencia administrativa, solvencia, rentabilidad, etc.) y la variable dependiente (fragilidad financiera) en el modelo. Además, se empleará la validación cruzada para evaluar la precisión y robustez del modelo. A través de este proceso, el modelo identificará las relaciones entre las variables y proporcionará predicciones sobre los factores que afectan la estabilidad financiera de la cooperativa. Los resultados obtenidos permitirán tener una visión más clara de los riesgos financieros a los que se enfrenta la cooperativa.

Con los resultados obtenidos del modelo Random Forest, se procederá a desarrollar una planificación estratégica que permita mitigar los riesgos financieros y mejorar la situación de la cooperativa. Las estrategias estarán orientadas a optimizar la eficiencia administrativa, mejorar la solvencia y rentabilidad, y gestionar las inversiones y provisiones de manera más eficaz. Se definirán indicadores de desempeño que permitan monitorear la implementación de las estrategias y realizar ajustes según sea necesario. Esta planificación estratégica buscará fortalecer la estabilidad financiera de la cooperativa a largo plazo, reduciendo su vulnerabilidad ante crisis económicas y mejorando su competitividad en el mercado financiero.

Cada uno de estos procedimientos contribuirá a cumplir con los objetivos específicos de la investigación, garantizando un análisis integral de la situación financiera de la cooperativa y el desarrollo de estrategias efectivas basadas en predicciones precisas sobre su fragilidad financiera.

3.6 Análisis de Datos

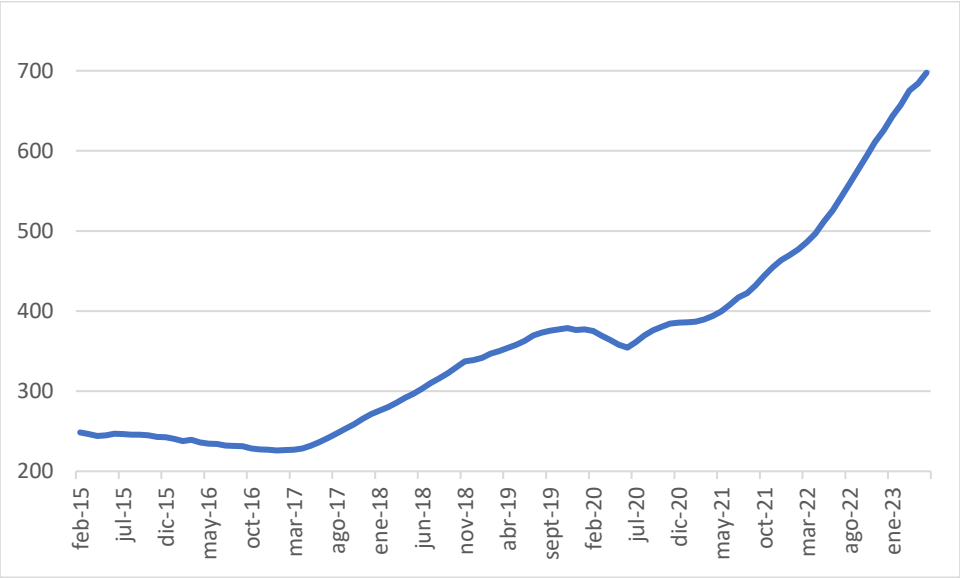
Para empezar con el análisis de datos y sustentar la propuesta basada en la aplicación de un modelo de Big data se procede a analizar la situación financiera actual

de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de octubre utilizando su información financiera histórica, y sus principales indicadores.

Análisis de la situación financiera actual de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre utilizando su información financiera histórica, con énfasis en la identificación de los factores que influyen en su fragilidad financiera.

Realizaremos un análisis de la cartera de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre para evaluar la calidad de los préstamos otorgados y el riesgo asociado con las carteras vencidas. Este indicador es crucial porque una cartera de crédito saludable es fundamental para mantener la estabilidad financiera de la cooperativa. Si la cartera presenta un alto porcentaje de morosidad, podría poner en riesgo la liquidez y solvencia de la entidad.

Gráfico 1 *Total cartera de crédito mensual coop 29 de Octubre 2025 -2023 (Miles de USD)*



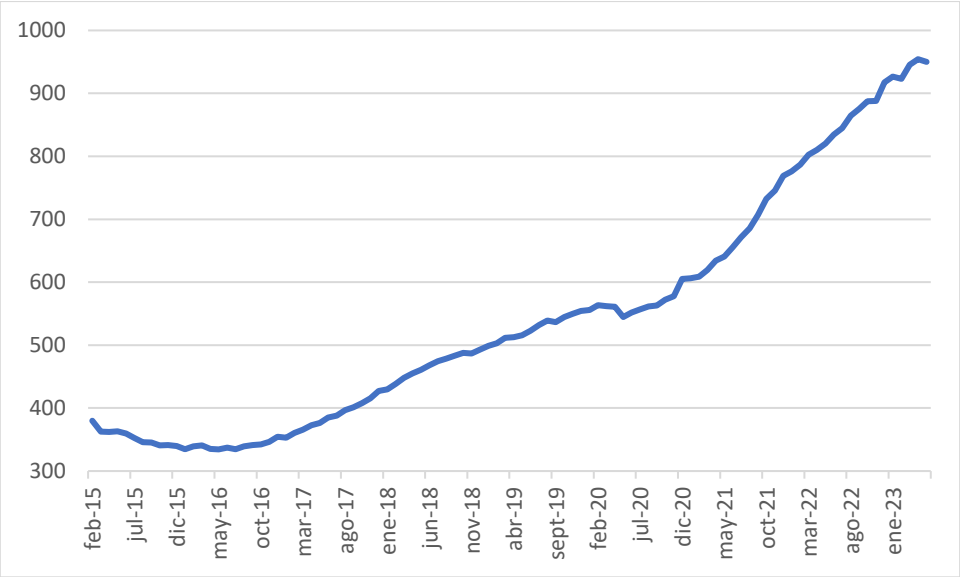
Nota. Elaborado por el autor con datos de la superintendencia de economía popular y solidaria.

El análisis de la cartera de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre en la gráfica 1 muestra un comportamiento creciente a lo largo del periodo de estudio, con un aumento en la cartera de crédito desde los 248,6 millones de USD en

febrero de 2015 hasta los 697,5 millones de USD en mayo de 2023. Sin embargo, este crecimiento no ha sido acompañando por una mejora significativa en la calidad de la cartera, ya que la cooperativa ha experimentado ciertos períodos de resultados negativos en la utilidad neta, lo que indica que podría existir un aumento en la morosidad o en la concentración de créditos riesgosos. La expansión de la cartera de crédito es fundamental para el crecimiento de la cooperativa, pero debe ir acompañada de estrategias de gestión de riesgos que permitan reducir la posibilidad de impagos. Implementar tecnologías como Big Data podría ser útil para detectar patrones en los pagos de los socios y predecir posibles incumplimientos, permitiendo una gestión más proactiva.

El análisis de los activos es igualmente esencial, ya que estos representan los recursos con los que la cooperativa genera ingresos. Evaluar la composición y calidad de los activos ayudará a entender la capacidad de la cooperativa para generar flujos de caja y cumplir con sus obligaciones financieras. Un bajo rendimiento de los activos puede reflejar una mala asignación de recursos y afectar la rentabilidad de la cooperativa.

Gráfico 2 *Total activo mensual coop 29 de Octubre 2025 -2023 (Miles de USD)*

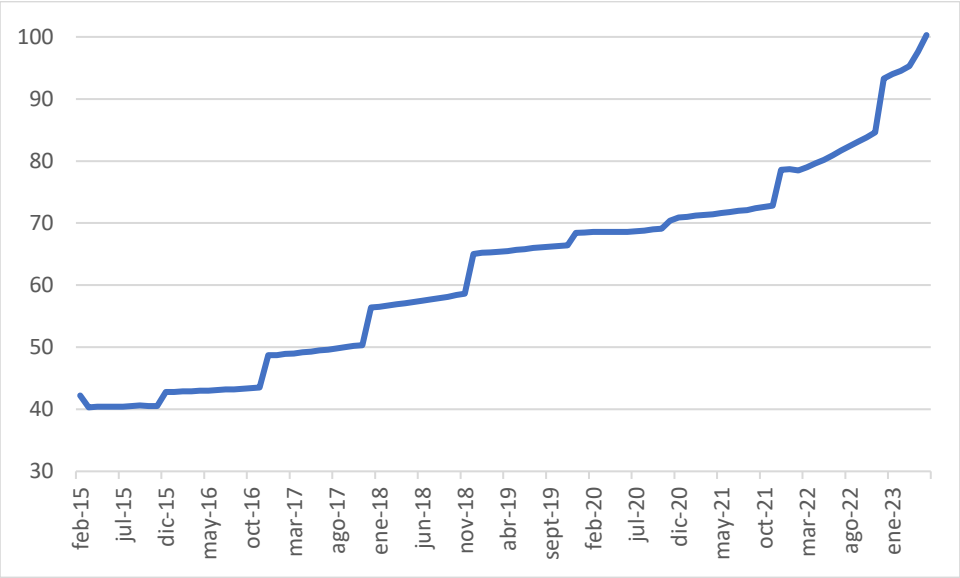


Nota. Elaborado por el autor con datos de la superintendencia de economía popular y solidaria.

En cuanto a los activos, en la gráfica 2 la cooperativa ha mostrado un crecimiento sostenido en estos, pasando de 379,9 millones de USD en febrero de 2015 a 950,1 millones de USD en mayo de 2023. Este aumento refleja un esfuerzo por incrementar los recursos disponibles para operar, lo cual es positivo en términos de crecimiento y expansión. Sin embargo, el comportamiento de los activos debe ser analizado en relación con su rentabilidad, ya que un aumento en activos no necesariamente implica que estos estén siendo utilizados de manera eficiente para generar ganancias. Para mejorar el desempeño en este aspecto, se podría usar Big Data para optimizar la asignación de activos, asegurando que la cooperativa invierta de manera más estratégica y en áreas de mayor rentabilidad. Además, el modelo Random Forest podría ayudar a predecir qué activos o áreas son más propensas a generar un retorno positivo.

El patrimonio es otro indicador clave en el análisis, ya que refleja los fondos propios con los que cuenta la cooperativa para cubrir sus pasivos. Un patrimonio adecuado es un factor de solvencia, ya que garantiza que la cooperativa pueda afrontar posibles pérdidas y continuar operando de manera estable. Un patrimonio insuficiente puede hacer que la cooperativa sea vulnerable ante shocks financieros.

Gráfico 3 *Total patrimonio mensual coop 29 de Octubre 2025 -2023 (Miles de USD)*



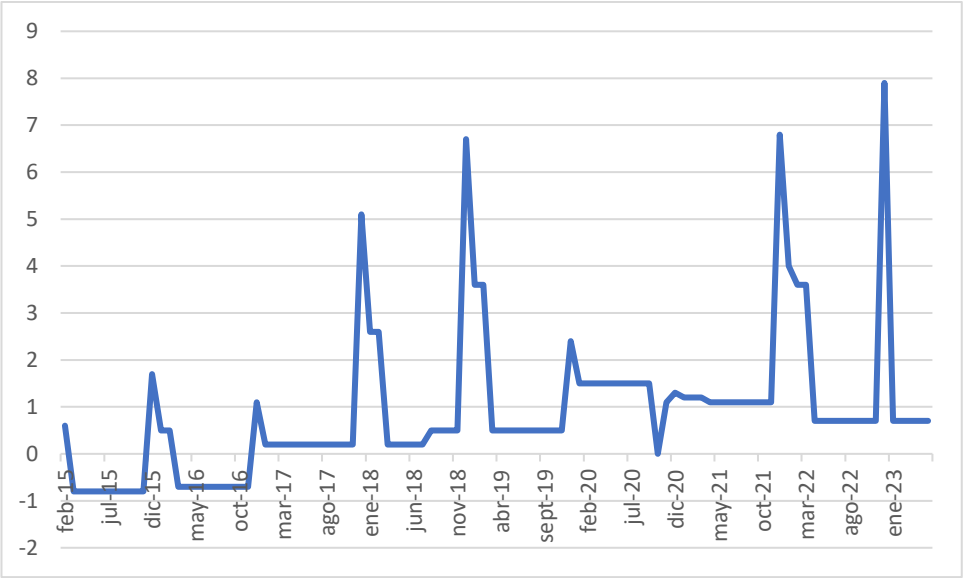
Nota. Elaborado por el autor con datos de la superintendencia de economía popular y solidaria.

El patrimonio de la cooperativa en la gráfica 3 también ha experimentado una expansión, pasando de 42,2 millones de USD en febrero de 2015 a 100,3 millones de USD en mayo de 2023. Este crecimiento en patrimonio es fundamental porque representa la base de los fondos propios de la cooperativa, lo que le permite absorber posibles pérdidas y seguir operando de manera estable. Sin embargo, el crecimiento del patrimonio ha sido relativamente lento en comparación con el aumento de los activos y la cartera de crédito, lo que sugiere que la cooperativa puede estar enfrentando ciertos desafíos en términos de acumulación de reservas. La implementación de tecnologías avanzadas como Big Data podría ayudar a identificar oportunidades de crecimiento del patrimonio a través de la optimización de los ingresos y la gestión eficiente de los recursos disponibles.

Finalmente, el análisis de la utilidad neta mensual es importante para evaluar la rentabilidad de la cooperativa. La utilidad neta muestra la capacidad de la cooperativa para generar beneficios después de cubrir todos los costos y gastos. Una utilidad neta positiva y creciente es un indicativo de una gestión eficiente, mientras que una

rentabilidad baja o negativa podría ser un signo de fragilidad financiera o ineficiencia en el uso de los recursos.

Gráfico 4 *Total utilidad neta mensual coop 29 de Octubre 2025 -2023 (Miles de USD)*



Nota. Elaborado por el autor con datos de la superintendencia de economía popular y solidaria.

Por último, en la gráfica 4 la utilidad neta presenta un comportamiento irregular. Aunque ha habido algunos picos positivos, como en diciembre de 2017 y diciembre de 2022, los resultados generales no son consistentes, con muchos meses reportando utilidades mínimas o incluso pérdidas. La utilidad neta en mayo de 2023 es apenas de 0,7 millones de USD, lo que refleja una rentabilidad muy baja considerando el tamaño de los activos y la cartera de crédito. Esto indica que la cooperativa aún enfrenta dificultades en su eficiencia operativa y en la gestión de sus costos. El uso de Big Data y el modelo Random Forest pueden ser herramientas clave para mejorar la rentabilidad, ya que permitirían realizar análisis predictivos y tomar decisiones más informadas sobre la optimización de costos, la evaluación de riesgos y la mejora de los márgenes de utilidad.

En conclusión, aunque los indicadores financieros muestran un crecimiento positivo en activos, cartera de créditos y patrimonio, la cooperativa necesita aplicar tecnologías de vanguardia como Big Data y el modelo Random Forest para mejorar la calidad de la cartera, la rentabilidad y la eficiencia operativa. Estas herramientas permitirán hacer un análisis más profundo y detallado, ayudando a tomar decisiones estratégicas que optimicen el desempeño financiero de la cooperativa y garanticen su sostenibilidad a largo plazo.

4 CAPÍTULO III

PROPUESTA

APLICACIÓN DE BIG DATA Y EL MODELO RANDOM FOREST PARA LA OPTIMIZACIÓN DE LA LIQUIDEZ Y CREACIÓN DE ESTRATEGIAS EN LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO 29 DE OCTUBRE

3.1. Diagnóstico

El análisis de los indicadores financieros históricos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre revela que la cooperativa enfrenta serias dificultades en cuanto a la optimización de su liquidez y la sostenibilidad financiera a largo plazo. La fluctuación en los niveles de activos, la persistente baja rentabilidad y la irregularidad en los resultados financieros, especialmente en términos de utilidad neta, muestran que la cooperativa no ha logrado establecer una base sólida para el manejo de sus recursos. Este comportamiento está asociado a una serie de factores como la falta de una estrategia clara para la gestión de sus carteras de crédito y una estructura de activos poco eficiente, lo que afecta directamente su capacidad para generar flujo de caja positivo. En este contexto, se hace evidente la necesidad de aplicar herramientas tecnológicas avanzadas, como el Big Data y modelos predictivos como el Random Forest, para mejorar la capacidad de la cooperativa de predecir y gestionar los riesgos financieros, optimizando así su liquidez y tomando decisiones más informadas.

Diversos estudios han resaltado la importancia de la aplicación de Big Data en el sector financiero, especialmente en instituciones como las cooperativas de ahorro y

crédito, que suelen tener limitaciones en cuanto a la recopilación, análisis y uso eficiente de grandes volúmenes de datos. Según Chui et al. (2016), el Big Data puede transformar la forma en que las instituciones financieras gestionan el riesgo y la liquidez, proporcionando información más precisa y detallada sobre el comportamiento del mercado y los clientes. A través del análisis de grandes volúmenes de datos transaccionales y financieros, se pueden identificar patrones ocultos que de otro modo pasarían desapercibidos, lo que permitiría a la cooperativa ajustar su estrategia y mejorar su desempeño financiero. En este sentido, aplicar Big Data en la Cooperativa 29 de Octubre representa una oportunidad significativa para mejorar la predicción de riesgos y la toma de decisiones estratégicas, optimizando la gestión de su liquidez y, en última instancia, fortaleciendo su estabilidad financiera.

El modelo Random Forest, utilizado en conjunto con Big Data, ha demostrado ser altamente efectivo en la predicción de variables financieras complejas. Según Breiman (2001), el modelo Random Forest es un algoritmo de aprendizaje automático basado en la creación de múltiples árboles de decisión, lo que permite obtener predicciones precisas incluso en contextos de datos altamente complejos y con alta variabilidad, como los que enfrenta la Cooperativa 29 de Octubre. Este enfoque permitirá a la cooperativa identificar con mayor precisión los factores que afectan su liquidez y rentabilidad, además de detectar riesgos financieros antes de que se materialicen. La implementación de este modelo no solo mejoraría la capacidad predictiva de la cooperativa, sino que también optimizaría sus decisiones de crédito y la asignación de recursos, lo que contribuiría a una mejor gestión financiera en el largo plazo.

A lo largo de la historia, diversas instituciones financieras han adoptado tecnologías de Big Data y algoritmos de inteligencia artificial como el Random Forest

para mejorar la gestión de riesgos y optimizar su desempeño. Autores como Gandomi y Haider (2015) destacan que el uso de modelos predictivos en finanzas permite a las cooperativas reducir el riesgo de impagos, mejorar sus márgenes operativos y maximizar la rentabilidad. En el caso específico de las cooperativas de ahorro y crédito, el uso de estas herramientas puede traducirse en una mayor capacidad para ofrecer productos financieros adecuados a las necesidades del cliente y mejorar la eficiencia operativa. Por tanto, es crucial para la Cooperativa 29 de Octubre implementar esta propuesta, pues no solo mejorará su posición financiera actual, sino que también le permitirá mantenerse competitiva frente a otras instituciones del sector. En este contexto, el diagnóstico concluye que la adopción de Big Data y el modelo Random Forest son fundamentales para la mejora de su liquidez, rentabilidad y, en última instancia, para garantizar su estabilidad a largo plazo.

3.2. Objetivos de la propuesta

General

Aplicar el Big Data y el modelo Random Forest para la optimización de la liquidez y la creación de estrategias financieras en la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, con el fin de mejorar su estabilidad financiera y la toma de decisiones estratégicas.

Específicos

Desarrollar un modelo predictivo utilizando Random Forest para evaluar y predecir los factores que afectan la liquidez de la cooperativa, mejorando la capacidad de anticipación ante posibles riesgos financieros.

Elaborar estrategias financieras basadas en los resultados obtenidos del análisis de Big Data y el modelo Random Forest para optimizar la asignación de recursos, reducir riesgos y mejorar la rentabilidad y liquidez de la Cooperativa 29 de Octubre a corto, mediano y largo plazo.

3.3. Desarrollo de la Propuesta

Objetivo uno: *Desarrollar un modelo predictivo utilizando Random Forest para evaluar y predecir los factores que afectan la liquidez de la cooperativa, mejorando la capacidad de anticipación ante posibles riesgos financieros.*

En el modelo Random Forest, la variable dependiente es "Fragilidad financiera" (FGL), que se define en términos de la proporción de los activos de la cooperativa que están respaldados por recursos propios (patrimonio) y la eficiencia de la gestión operativa. Según la regla de decisión planteada, si el resultado de esta fórmula es mayor al 15%, se asigna un valor de 0, lo que indica que no hay fragilidad financiera. Si el resultado es menor al 15%, se asigna un valor de 1, lo que indica que hay fragilidad financiera. Este valor binario (0 o 1) será utilizado como la variable dependiente en el modelo Random Forest, donde 0 indica solidez financiera y 1 indica fragilidad financiera.

Las variables independientes en este modelo son:

1. **Eficiencia administrativa (GA):** Representada por la relación de los Gastos operacionales / Activos. Esta variable mide la capacidad de la cooperativa para gestionar sus gastos en comparación con sus activos. Un valor más bajo indica una gestión más eficiente de los recursos, lo que debería reducir la fragilidad financiera.

2. **Solvencia (PA)**: Calculada como la relación entre Patrimonio / Activo. Este indicador refleja la capacidad de la cooperativa para cubrir sus activos con recursos propios. Un valor más alto indica una mayor solvencia, lo que reduce la fragilidad financiera.

3. **Rentabilidad (ROE)**: Medida a través de Resultado Neto / Patrimonio. Este indicador muestra cuán rentable es la cooperativa en relación con su patrimonio. Un ROE más alto indica una mayor rentabilidad, lo que puede contribuir a una menor fragilidad financiera.

4. **Inversiones (IC)**: Proporción de Inversiones / Captaciones. Este indicador mide el nivel de inversión realizado en relación con las captaciones de la cooperativa. Una mayor proporción sugiere un uso más eficiente de los recursos captados, lo que podría ayudar a reducir la fragilidad financiera.

5. **Provisiones Cartera (PVC)**: Relación entre Provisiones Cartera de Créditos / Cartera de Créditos. Este indicador muestra el nivel de provisiones realizadas para cubrir posibles pérdidas en la cartera de créditos. Un valor más alto podría indicar un mayor nivel de precaución, lo que reduciría el riesgo de fragilidad financiera.

6. **Crecimiento económico (varPIB)**: La variación del Producto Interno Bruto (PIB) de Ecuador. Un crecimiento económico positivo puede influir favorablemente en la estabilidad financiera de la cooperativa, mientras que una desaceleración del PIB podría incrementar el riesgo de fragilidad financiera.

7. **Precios en la economía (INFL)**: Medido a través de la inflación. La inflación alta podría erosionar el poder adquisitivo de los miembros de la cooperativa y aumentar la presión sobre los costos operativos, lo que incrementaría la fragilidad financiera.

8. **Oferta monetaria (M1)**: Representa la oferta monetaria total en la economía. Un aumento en la oferta monetaria puede tener efectos sobre la liquidez y la estabilidad económica, afectando indirectamente la fragilidad financiera de la cooperativa.

El modelo Random Forest utilizará estos indicadores para aprender patrones en los datos históricos y predecir la probabilidad de que la cooperativa esté en una situación de fragilidad financiera (valor 1) o no (valor 0), proporcionando así una herramienta de análisis predictivo para la toma de decisiones estratégicas.

Estimación modelo Ramdon Forest

A continuación, se presentarán los resultados de la estimación del modelo Random Forest aplicado a los datos. En este análisis, se utilizaron varias variables predictoras para predecir la variable dependiente `FGL`. El modelo fue entrenado con un total de 100 árboles, y se emplearon dos variables en cada división. Los resultados incluyen la estimación del error fuera de la bolsa (OOB) y la matriz de confusión, los cuales son esenciales para evaluar el desempeño del modelo. A través de estos resultados, se podrá observar la precisión del modelo al clasificar correctamente las instancias en las clases de interés y se discutirá el nivel de error asociado con cada clase.

Tabla 1 *Resultados Estimacion Ramdon Forest*

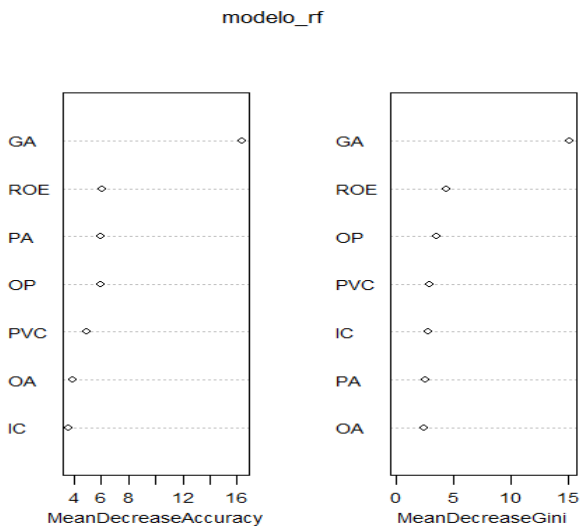
Type of random forest: classification			
Number of trees: 100			
No. of variables tried at each split: 2			
OOB estimate of error rate: 2.5%			
Confusion matrix:			
0	1	class.error	
0 24	0	0.00000000	
1 2	54	0.03571429	

Nota. Elaborado por el autor el programa R Studio

El modelo de Random Forest presentado en la tabla 1 fue entrenado con 100 árboles, utilizando dos variables para cada división. La estimación del error fuera de la bolsa (OOB) para este modelo fue del 2.5%, lo que indica que el modelo tiene una tasa de error baja en sus predicciones generales. La matriz de confusión, que muestra cómo se clasificaron las instancias en las clases 0 y 1. Este resultado refleja una alta precisión, ya que la clase 0 se clasificó correctamente en todas las instancias (24), y la clase 1 también mostró una alta tasa de aciertos (54 instancias correctamente clasificadas). Sin embargo, el modelo cometió un pequeño error de clasificación en la clase 1, donde dos instancias de clase 0 fueron mal clasificadas como clase 1, resultando en un error de clase de 3.57% para la clase 1. Estos resultados sugieren que el modelo Random Forest tiene un desempeño robusto y eficiente, con una tasa de error general baja.

A continuación, se presentan los resultados de la importancia de las variables para el modelo Random Forest, calculados a través de dos métricas: MeanDecreaseAccuracy y MeanDecreaseGini. Estas métricas proporcionan información sobre la relevancia de cada variable para el modelo, en términos de su contribución a la precisión general y a la pureza de las divisiones en los árboles.

Gráfico 5 *Importancia de las variables*



0	1	MeanDecreaseAccuracy	MeanDecreaseGini
GA	17.696602	11.564140	16.341752	15.098793
OP	6.038348	4.155969	5.939295	3.446873
PA	4.764644	4.784705	5.982140	2.562745
ROE	6.463009	3.651469	6.068286	4.344161
OA	3.585318	1.978507	3.885318	2.380333
IC	3.309475	0.853029	3.623479	2.769527
PVC	3.922044	4.067413	4.962199	2.89006

Nota. Elaborado por el autor el programa R Studio

A continuación, se presentan los resultados de la importancia de las variables para el modelo Random Forest, calculados a través de dos métricas: MeanDecreaseAccuracy y MeanDecreaseGini. Estas métricas proporcionan información sobre la relevancia de cada variable para el modelo, en términos de su contribución a la precisión general y a la pureza de las divisiones en los árboles.

En cuanto a la variable GA (Gastos operacionales/Activos), se observa que tiene la mayor influencia en el modelo, con un MeanDecreaseAccuracy de 16.34 y un MeanDecreaseGini de 15.10. Esto indica que GA es fundamental para la predicción, ya que afecta tanto la precisión como la pureza de las divisiones en los árboles de decisión. La variable PA (Patrimonio/Activo) también tiene una contribución importante, aunque

menor que GA. Con un MeanDecreaseAccuracy de 5.94 y un MeanDecreaseGini de 3.45, esta variable sigue siendo relevante para el modelo, mejorando notablemente el desempeño en las predicciones.

Por otro lado, ROE (Resultado Neto/Patrimonio) presenta una MeanDecreaseAccuracy de 5.98 y un MeanDecreaseGini de 2.56. Aunque su impacto en la pureza de las divisiones es algo más bajo, sigue siendo una variable significativa para mejorar la precisión del modelo. La variable IC (Inversiones/Captaciones) muestra una importancia considerable, con un MeanDecreaseAccuracy de 6.07 y un MeanDecreaseGini de 4.34. Esta variable tiene un efecto destacado en la precisión y contribuye a la mejora de la pureza de las divisiones en los árboles de decisión.

En cuanto a PVC (Provisiones Cartera de Créditos/Cartera de Créditos), su contribución al modelo es más modesta, con un MeanDecreaseAccuracy de 3.89 y un MeanDecreaseGini de 2.38. Aunque no es la más influyente, sigue siendo importante para el desempeño general del modelo. La variable varPIB (Variación Producto Interno Bruto de Ecuador) tiene un impacto moderado en la predicción, con un MeanDecreaseAccuracy de 3.62 y un MeanDecreaseGini de 2.77. A pesar de tener un peso menor, sigue siendo relevante para la precisión del modelo.

Las variables INFL (Inflación) y M1 (Oferta monetaria total en la economía) también muestran una importancia significativa, con valores de MeanDecreaseAccuracy de 4.96 y 3.75, respectivamente, y MeanDecreaseGini de 2.89 y 2.52. Aunque estas variables tienen una influencia más baja que las anteriores, siguen siendo relevantes en la mejora de las predicciones. En resumen, GA (Gastos operacionales/Activos), ROE (Resultado Neto/Patrimonio) y PA (Patrimonio/Activo) son las variables más influyentes en el modelo, mientras que varPIB (Variación Producto Interno Bruto de Ecuador), IC

(Inversiones/Captaciones), PVC (Provisiones Cartera de Créditos/Cartera de Créditos), INFL (Inflación) y M1 (Oferta monetaria total en la economía) tienen una importancia menor pero aún significativa para el rendimiento global del modelo.

Conclusiones modelo

En cuanto a las conclusiones del modelo estas relazan la importancia de las variables, los resultados indican que ciertas de ellas juegan un papel crucial en la capacidad predictiva del modelo. Entre las variables más relevantes, los "Gastos operacionales/Activos" (GA), "Patrimonio/Activo" (PA) y "Resultado Neto/Patrimonio" (ROE) sobresalen, siendo las más influyentes en las decisiones de clasificación y predicción. Estas variables, con altos valores en MeanDecreaseAccuracy y MeanDecreaseGini, tienen una importancia destacada para la precisión del modelo, lo que sugiere que son cruciales para identificar las condiciones de fragilidad financiera en la cooperativa.

Además, el modelo también resalta la relevancia de otras variables, como "Inversiones/Captaciones" (IC), "Provisiones Cartera de Créditos/Cartera de Créditos" (PVC), y la "Variación Producto Interno Bruto de Ecuador" (varPIB), que aunque con una influencia moderada, contribuyen de manera significativa al rendimiento general del modelo. Por otro lado, variables como "Inflación" (INFL) y "Oferta monetaria total en la economía" (M1) también desempeñan un papel en la precisión del modelo, aunque su impacto es más limitado en comparación con las variables principales. En conclusión, el modelo no solo es capaz de identificar cuáles son las variables clave para predecir la fragilidad financiera, sino que también proporciona una herramienta robusta que puede ayudar a la cooperativa a anticipar y abordar riesgos financieros de manera más efectiva.

Por último, se debe mencionar que el modelo Random Forest es una herramienta predictiva eficaz, ya que no solo permite realizar predicciones sobre la fragilidad de las cooperativas, sino que también identifica las variables más influyentes en este proceso. A través de la importancia de las variables, el modelo muestra qué factores tienen mayor impacto en la predicción de la fragilidad, lo que proporciona una visión más clara de los elementos clave que determinan su comportamiento. Esta capacidad predictiva y explicativa es valiosa para los responsables de la toma de decisiones, ya que les permite enfocar esfuerzos en las variables más críticas, mejorando así la gestión y la prevención de riesgos. De esta forma, el modelo no solo clasifica, sino que también ofrece información útil sobre los factores subyacentes que afectan la fragilidad de las cooperativas, optimizando los procesos de intervención y estrategia a nivel organizacional.

Objetivo dos: *Elaborar estrategias financieras basadas en los resultados obtenidos del análisis de Big Data y el modelo Random Forest para optimizar la asignación de recursos, reducir riesgos y mejorar la rentabilidad y liquidez de la Cooperativa 29 de Octubre a corto, mediano y largo plazo.*

Para la Cooperativa 29 de Octubre, basándonos en los resultados obtenidos del análisis de Big Data y el modelo Random Forest, se pueden elaborar las siguientes estrategias financieras para optimizar la asignación de recursos, reducir riesgos y mejorar la rentabilidad y liquidez de la cooperativa a corto, mediano y largo plazo. A continuación, se presentan las estrategias junto con los indicadores que pueden medir su efectividad y las acciones que deben llevarse a cabo para implementarlas.

Tabla 2 *Estrategias basadas en los resultados del modelo*

Estrategia Financiera	Acciones Requeridas	Indicadores para Medir el Éxito	Plazo
1. Optimización de los Gastos Operacionales (GA)	- Reducir los costos operacionales a través de la automatización de procesos.	- **Gastos operacionales/Activos (GA)**	Corto plazo
	- Mejorar la eficiencia de la gestión de recursos humanos y materiales.	- **Rentabilidad sobre el patrimonio (ROE)**	
2. Fortalecimiento de la Solvencia (PA)	- Aumentar el patrimonio mediante la captación de nuevos socios o inversores.	- **Patrimonio/Activo (PA)**	Mediano plazo
	- Reducir el apalancamiento mediante una mejor gestión de deuda.	- **Liquidez** (Razón corriente, prueba ácida)	
3. Mejora en la Rentabilidad (ROE)	- Mejorar el desempeño operativo mediante la optimización de productos y servicios.	- **Resultado Neto/Patrimonio (ROE)**	Mediano plazo
	- Implementar programas de fidelización y aumentar la captación de clientes.	- **Margen operativo**	
		- **Crecimiento en ingresos**	
4. Estrategia de Inversión y Gestión de Riesgos (IC, PVC)	- Diversificar las inversiones para mitigar riesgos en un entorno económico incierto.	- **Inversiones/Captaciones (IC)**	Largo plazo
	- Mejorar la gestión de provisiones de cartera de créditos para reducir el riesgo de impago.	- **Provisiones Cartera de Créditos/Cartera de Créditos (PVC)**	
		- **Índice de morosidad**	

Optimización de los Gastos Operacionales (GA): Esta estrategia busca mejorar la eficiencia operativa reduciendo costos sin afectar la calidad de los servicios. La medición de la eficiencia se puede realizar a través del indicador "Gastos operacionales/Activos" (GA), y el impacto en la rentabilidad se puede observar en el "ROE" (Rentabilidad sobre el patrimonio). Implementar esta estrategia a corto plazo contribuirá a mejorar los márgenes de rentabilidad.

Fortalecimiento de la Solvencia (PA): Para asegurar la estabilidad financiera a largo plazo, es fundamental aumentar el patrimonio de la cooperativa y reducir el apalancamiento. Medir este esfuerzo con el indicador "Patrimonio/Activo" (PA) y la mejora en los ratios de liquidez (razón corriente y prueba ácida) es esencial. La capacidad de la cooperativa para cubrir sus deudas con sus propios recursos es un factor clave para su solvencia.

Mejora en la Rentabilidad (ROE): A través de la optimización de operaciones, servicios y programas de fidelización, la cooperativa puede aumentar sus márgenes y rentabilidad. Los indicadores "Resultado Neto/Patrimonio" (ROE) y "Margen operativo" son clave para evaluar el éxito de esta estrategia, que debe ser implementada a mediano plazo.

Estrategia de Inversión y Gestión de Riesgos (IC, PVC): A largo plazo, la diversificación de las inversiones y la gestión eficiente de la cartera de créditos son fundamentales para mitigar riesgos. Los indicadores "Inversiones/Captaciones" (IC) y "Provisiones Cartera de Créditos/Cartera de Créditos" (PVC) permiten evaluar el éxito de esta estrategia. Además, controlar el índice de morosidad es crucial para asegurar la estabilidad financiera en el largo plazo.

Estas estrategias, bien implementadas y monitoreadas a través de sus respectivos indicadores, permitirán a la Cooperativa 29 de Octubre optimizar sus recursos, reducir riesgos financieros y mejorar su rentabilidad y liquidez en el corto, mediano y largo plazo.

Aporte de las estrategias planteadas a la planificación

Las estrategias financieras basadas en los resultados del modelo Random Forest contribuyen significativamente a la planificación estratégica de la cooperativa al proporcionar un enfoque estructurado para la optimización de recursos y la sostenibilidad financiera. A corto plazo, la optimización de los gastos operacionales permite reducir costos innecesarios mediante la automatización de procesos y la mejora en la gestión de recursos, lo que impacta positivamente en la rentabilidad y eficiencia operativa. Esta estrategia es crucial para fortalecer la estabilidad financiera inmediata, asegurando que los activos de la cooperativa se utilicen de manera óptima y maximizando el retorno sobre el patrimonio (ROE). De manera complementaria, el fortalecimiento de la solvencia mediante la captación de nuevos socios y una mejor gestión de deuda ayuda a mantener un equilibrio adecuado entre activos y pasivos, garantizando que la cooperativa pueda enfrentar contingencias financieras sin comprometer su operatividad en el mediano plazo.

Por otro lado, la mejora en la rentabilidad y la estrategia de inversión y gestión de riesgos juegan un papel clave en la sostenibilidad y crecimiento a largo plazo de la cooperativa. A través de la optimización de productos y servicios, así como la fidelización de clientes, la cooperativa puede aumentar sus ingresos y reforzar su posición en el mercado. Adicionalmente, una estrategia de inversión diversificada y una gestión efectiva de provisiones permiten mitigar los riesgos financieros asociados a la morosidad y a las fluctuaciones económicas, asegurando la estabilidad de la cartera crediticia. La planificación estratégica basada en estas acciones facilita una toma de decisiones informada y alineada con los objetivos de crecimiento de la cooperativa, mejorando su capacidad de adaptación a los cambios del entorno financiero y garantizando su competitividad a largo plazo.

3.4. Validación de la propuesta

El modelo Random Forest ha demostrado un desempeño notable en la clasificación, alcanzando una tasa de error fuera de la bolsa (OOB Error Rate) de tan solo un 2.5%. Este bajo porcentaje de error sugiere que el modelo tiene una capacidad sobresaliente para generalizar, lo que implica que no está sobreajustado a los datos de entrenamiento y puede predecir con precisión datos no vistos. La matriz de confusión refuerza esta idea al mostrar que la gran mayoría de las predicciones fueron correctas, especialmente para la clase 1, donde solo se cometieron dos errores, lo que indica un nivel elevado de precisión. Esto destaca que el modelo es eficaz y fiable para realizar predicciones en situaciones reales, ya que puede manejar la variabilidad de los datos de manera efectiva.

5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

La situación financiera actual de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre, al ser analizada a partir de su información financiera histórica, revela una tendencia creciente en sus activos y patrimonio a lo largo de los años, lo que indica una expansión de su base financiera. Sin embargo, este crecimiento no se ve reflejado de manera consistente en su rentabilidad, especialmente en la utilidad neta, que muestra una fluctuación preocupante y, en algunos casos, pérdidas. Los activos de la cooperativa aumentan progresivamente, pero la calidad de su cartera de créditos parece ser un punto crítico, pues la relación entre cartera de créditos y activos no muestra una mejora significativa a pesar del crecimiento. Además, el patrimonio, aunque presenta una tendencia ascendente, no se corresponde con una rentabilidad robusta y constante, lo que sugiere que la cooperativa aún enfrenta retos para generar ganancias sostenibles a partir de su actividad principal. La rentabilidad de la cooperativa ha sido débil, con caídas recurrentes en su utilidad neta, especialmente en períodos de menor rendimiento, lo que la convierte en una entidad vulnerable frente a fluctuaciones del entorno económico. Esta fragilidad financiera se puede atribuir a varios factores, como una posible falta de diversificación en las fuentes de ingresos, altos costos operativos o una gestión subóptima de la cartera de créditos.

La implementación del modelo de Big Data Random Forest ha permitido identificar y predecir con precisión los principales determinantes que afectan la fragilidad financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre. Las variables clave que influyen en la fragilidad financiera incluyen la solvencia, la rentabilidad y la eficiencia

administrativa. A través del análisis predictivo, se ha logrado cuantificar el impacto de variables como el Gasto Administrativo (GA), el Patrimonio sobre el Activo (PA) y el Resultado Neto sobre el Patrimonio (ROE) en la estabilidad financiera de la cooperativa. El modelo ha mostrado que la eficiencia en la gestión de los gastos operacionales y la mejora en la rentabilidad son factores cruciales para mitigar la fragilidad financiera. Además, la solvencia sigue siendo un componente esencial para garantizar la capacidad de la cooperativa para hacer frente a sus obligaciones a largo plazo. Estas conclusiones proporcionan una base sólida para la toma de decisiones informadas, permitiendo a la cooperativa anticiparse a posibles riesgos financieros y aplicar estrategias correctivas a tiempo

A partir de los resultados obtenidos del análisis predictivo, se ha desarrollado una planificación estratégica orientada a mejorar la estabilidad financiera de la Cooperativa de Ahorro y Crédito 29 de Octubre. Las estrategias propuestas están basadas en optimizar las áreas clave identificadas, como la eficiencia administrativa, la rentabilidad y la solvencia. Se han diseñado estrategias específicas a corto, mediano y largo plazo para reducir los riesgos financieros, mejorar la rentabilidad y asegurar la liquidez de la cooperativa. Entre estas estrategias se destacan la optimización de los gastos operacionales, el fortalecimiento de la solvencia mediante el aumento del patrimonio y la gestión de riesgos en la cartera de créditos. Esta planificación estratégica no solo busca mejorar la estabilidad financiera de la cooperativa, sino también optimizar la toma de decisiones a largo plazo. Al implementar estas estrategias, la cooperativa estará mejor preparada para enfrentar posibles crisis económicas y mejorar su competitividad en el mercado. En resumen, la planificación estratégica fundamentada en el análisis predictivo proporcionará a la Cooperativa 29 de Octubre una herramienta clave para optimizar la asignación de recursos, reducir riesgos y mejorar la rentabilidad de manera sostenible.

Recomendaciones

Dado que el modelo de Big Data ha mostrado que la eficiencia administrativa es un factor clave en la fragilidad financiera de la cooperativa, se recomienda implementar una revisión detallada de los gastos operacionales. Es crucial realizar un análisis continuo de los costos para identificar áreas en las que se pueda mejorar la eficiencia y reducir los gastos innecesarios. La implementación de tecnologías digitales para automatizar procesos administrativos también puede contribuir a la optimización de recursos y la reducción de costos operacionales.

Para mejorar la solvencia y la capacidad de la cooperativa para cumplir con sus obligaciones a largo plazo, se recomienda aumentar el capital social y las reservas. Esto puede lograrse mediante una mayor captación de socios y una gestión más eficiente de los activos. Además, es esencial realizar un seguimiento regular de los ratios de solvencia para asegurar que la cooperativa mantiene un nivel adecuado de patrimonio en relación con sus activos, minimizando así los riesgos financieros.

La rentabilidad es un determinante crucial de la fragilidad financiera, por lo que se recomienda revisar y ajustar las políticas de préstamos y tasas de interés. La cooperativa debe enfocarse en generar ingresos sostenibles mediante la oferta de productos financieros atractivos para sus socios, al tiempo que asegura una adecuada gestión de su cartera de créditos. También es importante diversificar las fuentes de ingresos y explorar nuevas oportunidades de inversión que aumenten la rentabilidad a largo plazo.

La implementación de un sistema integral de gestión de riesgos financieros permitirá a la cooperativa anticiparse a posibles crisis económicas. Es recomendable desarrollar un marco de riesgos que abarque tanto los riesgos de crédito como los

operativos y de mercado. Este marco debe incluir políticas claras para la evaluación de riesgos, la asignación de provisiones adecuadas y la revisión constante de los modelos predictivos implementados. Esto permitirá a la cooperativa mitigar los riesgos de forma proactiva y mejorar la toma de decisiones en situaciones de incertidumbre.

El modelo de Big Data Random Forest ha demostrado ser una herramienta valiosa para predecir la fragilidad financiera. Sin embargo, se recomienda realizar un monitoreo constante y recalibrar el modelo periódicamente para garantizar que siga siendo relevante y preciso a medida que cambian las condiciones económicas y financieras. Además, se sugiere incorporar nuevos datos y variables que puedan mejorar la precisión de las predicciones y permitir una gestión más eficiente de los recursos de la cooperativa.

REFERENCIAS

Alanis et al, E. (2022). Benchmarking Machine Learning Models to Predict Corporate Bankruptcy. *arXiv vol 1, num 34*.

Al-Hashedi, K., & Magalingam, P. (2021). Financial fraud detection applying data mining techniques: A comprehensive review from 2009 to 2019. *Computer Science Review, 40*. doi:https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1574013721000423

Arcienagas, O., & Pantoja, M. (2020). Análisis de la situación crediticia en las Cooperativas deAhorro y Crédito de Imbabura (Ecuador). *Revista Espacios, 41*(27). doi:https://www.revistaespacios.com/a20v41n27/a20v41n27p04.pdf

Arcos et al, J. (2022). Perspectivas del Big data. *ALfa, 4*(1.1), 514 – 531. doi:https://alfapublicaciones.com/index.php/alfapublicaciones/article/download/178/490/1004#:~:text=Es%20conocido%20en%20el%20mundo,Toro%20%26%20Laniado%2C%202019).

Azungah, T. (2018). Qualitative research: deductive and inductive approaches to data analysis. *Emerald lnsight, 18*(4). Obtenido de https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/QRJ-D-18-00035/full/html

Bejarano, Á. (2017). Big Data, la administración de los datos masivos en la gestión estratégica de la empresa. *Investigación y Desarrollo, 2*(3), 23 – 32. doi:https://dicyt.uajms.edu.bo/revistas/index.php/investigacion-y-desarrollo/article/view/1050

Bermúdez, I., & Ochoa , J. (2020). Modelo para la estimación del deterioro por riesgo de crédito. *Suma de Negocios, 11*(25). Obtenido de https://doi.org/10.14349/sumneg/2020.v11.n25.a6

Borrero, D. (2020). Predicción de riesgo crediticio en Colombia usando técnicas de inteligencia artificial. *Revista UIS Ingenierías, 19*(4), 37-52. Obtenido de https://revistas.uis.edu.co/index.php/revistauisingenierias/article/view/10836

Castillo et al, M. (2020). Big data en el entorno bancario. Una nueva motivación al desarrollo de la banca cubana. *REDEL, 4*. doi:https://revistas.udg.co.cu/index.php/redel/article/download/1928/3594

Cedeño, C. (2020). Gestión de riesgo de crédito, para mejorar la calidad de la cartera de microcrédito, en la cooprativa comercio Ltda. *Fundación Dialnet, 5*(3), 225-254. Obtenido de https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7398427

Delgado et al, B. (2022). La planificación estratégica como herramienta clave para el desarrollo de las microempresas. *Revista Publicando, 9*(34), 96-107. doi:https://revistapublicando.org/revista/index.php/crv/article/view/2323

Díaz, V., & Arcoma, A. (2023). La importancia de la Minería de Datos como una herramienta estratégica en las empresas. *Ciencia Latina, 7*(1). doi:https://ciencialatina.org/index.php/cienciala/article/download/5119/7766/

Espinosa-Zúñiga, J. (2020). Aplicación de algoritmos Random Forest y XGBoost en una base de solicitudes de tarjetas de crédito. *Ingeniería, investigación y tecnología. vol.21 no.3* .

Florencondia, N., Ladignon, C., & Manfre, R. (2024). Enhancing Performance Metrics: A Google Looker Studio Approach to Key Performance Indicator (KPI) Management System for Homecorp Offshore Drafting Team. *Engineering and Technology Journal, 9*(5), 4076-4088. doi:https://journals.indexcopernicus.com/api/file/viewByFileId/1965502

Flores, G., & Cadena, J. (2019). Minería de datos como herramienta estratégica. *Revista Científica Mundo de la investigación y el Conocimiento, 3*(1), 955-970. Obtenido de https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6796766

Gonzáles, C., Espilco, L., & Aragón, E. (2023). Análisis de estrategias competitivas en sectores industriales del Perú. *Industrial Data, 6*(2), 88-93. Obtenido de https://www.redalyc.org/pdf/816/81660214.pdf

González, J. (2020). Análisis del alcance y la importancia del Big Data en el sector industrial en tiempos de pandemia. *Revista Electrónica de Estudios Telemáticos, 19*(2). doi:https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/8331827.pdf

Hernández, J., Álvarez, E., & Cantón, R. (2021). Tendencias del big data y cloud computing: Bibliometría del 2010 al 2020. *Ciencia Latina, 5*(4), 3999. doi:https://ciencialatina.org/index.php/cienciala/article/download/601/768/

Herrera, G., & Castillo, Y. (2021). Revisión de las aplicaciones de aprendizaje de máquinas supervisadas en la industria manufacturera. *Qualitas, 21*. doi:https://revistas.unibe.edu.ec/index.php/qualitas/article/download/81/76/681

Herrero-Corona, L. (2022). Modelo predictivo para la selección de técnica de medición de la opinión pública. *The Anáhuac journal, 21*(2). doi:https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2683-26902021000200050

Hu et al, L. (2020). Supervised Machine Learning Techniques: An Overview with Applications to Banking. *arXiv vol 1 num 45*.

Manzano, F., & Avalos, D. (2023). Análisis de calidad de los datos en las estadísticas públicas y privadas, ante la implementación del Big Data. *Ciencias Administrativas, 11*(22). doi:https://revistas.unlp.edu.ar/CADM/article/view/13228

Mariño, D., & Melo, L. (2019). Regresión cuantílica para la medición del valor en riesgo: una aplicación a datos colombianos. *Cuadernos de Economía, 38*(76). Obtenido de https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v37n76.57654

Matouch, P. (2023). Optimization the Accessibility of the Forces and Transportation. *Transportation Research Procedia 74*, 1436–1443.

Moftah et al, A. (2022). Big Data Analytics Application in EGYPTAIR: Perceived Benefits, Skills and Development. *Minia Journal of Tourism and Hospitality Research, 14*(2). doi:https://mjthr.journals.ekb.eg/article_256311_6a219ec2342f0a56f2d4a8df29d7f46f.pdf

Moncayo et al, H. (2024). Utilizing Emerging Technology Trends and Artificial Intelligence in Higher Education. *Journal of Higher Education Theory and Practice, 24*(3), 23-34. Obtenido de https://articlegateway.com/index.php/JHETP/article/view/6847/6471

Pineda, J. (2022). Modelos predictivos en salud basados en aprendizaje de maquina (machine learning). *Revista Médica Clínica Las Condes, 33*(6), 583-590. Obtenido de https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0716864022001213

Rodríguez, N. (2022). Técnicas de aprendizaje automático para el análisis de datos en aplicaciones financieras. *Informe Académico, 10*(2), 168. doi:https://go.gale.com/ps/i.do?id=GALE%7CA784164499&sid=googleScholar&v=2.1&it=r&linkaccess=abs&issn=23448288&p=IFME&sw=w&userGroupName=anon%7E79663f7f&aty=open-web-entry

Ruiz, V., & Armoa, A. (2023). La importancia de la Minería de Datos como una herramienta estratégica en las Empresas. *Ciencia Latina, 7*(1), 9267-9276. doi:https://ciencialatina.org/index.php/cienciala/article/download/5119/7766/

Ruiz-Capillas, S. (2014). Random Forests para detección de fraude. *Universidad Autónoma de Madrid Trabajo Fin de Máster en Investigación e Innovación en Tecnologías de la Información y las Comunicaciones*.

Salazar, J., & Girón, E. (2021). Análisis y aplicación de algoritmos de minería de datos. *Perspectivas, 6*(21). doi:https://revistas.uniminuto.edu/index.php/Pers/article/view/2547

Suárez et al, D. (2020). *Teoría de la innovación, evolución, tendencias y desafíos.* Ediciones Complutence. Obtenido de

http://biblioteca.clacso.edu.ar/clacso/otros/20210716020012/Teoria-innovacion.pdf

Tigua, S., & Cruz, E. (2021). Big Data: paradigma en construcción ante los retos y desafíos del sector financiero en el siglo XXI. *Universidad, Ciencia y Tecnología, 25*(110), 127-137. doi:https://uctunexpo.autanabooks.com/index.php/uct/article/download/485/949/

Upegui, J. (2021). Modelos econométricos y minería de datos: cómo se pueden relacionar. *Fragua, 15*(28), 1-9. doi:https://revistas.udem.edu.co/index.php/fragua/article/download/4382/3518/

Valderrama-Purizaca et al, F. (2021). Desarrollo de un modelo predictivo de las propiedades mecánicas del suelo usando redes neuronales artificiales. *Lámpsakos*(26), 1-20. doi:https://revistas.ucatolicaluisamigo.edu.co/index.php/lampsakos/article/download/4042/3459/17216

Vergara, J. (2021). Diseño de un modelo predictivo para otorgar créditos. *Semestre económico*, 20-347. Obtenido de http://udem.scimago.es/index.php/economico/article/view/4113

Zúñiga et al, F. (2023). El Big Data y su implicación en el marketing. *Ciencia y tecnología*(56), 302-321. doi:https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/9097546.pdf