



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

DIRECCIÓN DE POSGRADO

MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

MODALIDAD: PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

Título:

Gestión de Riesgos de Crédito en los Bancos de Ecuador

Análisis de Indicadores por Tamaño de Banco

Trabajo de titulación previo a la obtención del título de magíster en Ciencia de

Datos

Autor:

Yupangui Segovia Alexander Vinicio, Ing.

Tutor:

Segundo Humberto Corrales Beltrán, MSc.

LATACUNGA – ECUADOR

2025

APROBACIÓN DEL TUTOR

En mi calidad de Tutor del Trabajo de Titulación “Gestión de Riesgos de Crédito en los Bancos de Ecuador Análisis de Indicadores por Tamaño de Banco” presentado por Yupangui Segovia Alexander Vinicio, para optar por el título Magíster en Ciencia de Datos.

CERTIFICO

Que dicho Trabajo de Titulación ha sido revisado en todas sus partes y se considera que reúne los requisitos y méritos suficientes para ser sometido a la presentación para la valoración por parte del Tribunal de Lectores que se designe y su exposición y defensa pública.

Latacunga, abril del 2025



Segundo Humberto Corrales Beltrán, MSc
CC:0502409287

APROBACIÓN TRIBUNAL

El Trabajo de Titulación: Gestión de Riesgos de Crédito en los Bancos de Ecuador Análisis de Indicadores por Tamaño de Banco, ha sido revisado, aprobado y autorizada su impresión y empastado, previo a la obtención del título de Magíster en Ciencia de Datos. El trabajo reúne los requisitos de fondo y forma para que el estudiante pueda presentarse a la exposición y defensa.

Latacunga, abril del 2025



PHD. Juan Carlos Chancusig Chisag

C.C: 0502275779

Presidente del tribunal



MG. Karla Susana Cantuña Flores

C.C: 0502305113

Lector 2



MG. Jorge Rubio Peñaherrera

C.C: 050222229-2

Lector 3

DEDICATORIA

A Dios, por darme la fuerza para seguir siempre adelante y sabiduría para recorrer todo este camino de manera correcta y siempre superándome día a día, a mi enamorada por siempre estar a mi lado en todo momento; a mis padres, por la sabiduría y apoyo que siempre me dan. Además, por brindarme la luz en mi camino.

.

Yupangui Segovia Alexander Vinicio

AGRADECIMIENTO

Quiero agradecer a la Universidad Técnica de Cotopaxi por expandir mis conocimientos de la manera más agradable, también expreso mis más sinceros agradecimientos a mis padres y hermano por todo el apoyo brindado en todos mis estudios y metas. Así, también agradezco a mi enamorada por el apoyo y seguimiento constante. A mis amigos por todo el apoyo. Finalmente, y no menos importante a mi tutor, MSc. Segundo Humberto Corrales Beltrán por todo el apoyo seguimiento y sabiduría.

.

Yupangui Segovia Alexander Vinicio

RESPONSABILIDAD DE AUTORÍA

Quien suscribe, declara que asume la autoría de los contenidos y los resultados obtenidos en el presente Trabajo de Titulación.

Latacunga, abril del 2025




.....
Ing. Yupangui Segovia Alexander Vinicio

C.C:0503585531

RENUNCIA DE DERECHOS

Quien suscribe, cede los derechos de autoría intelectual total y/o parcial del presente Trabajo de Titulación a la Universidad Técnica de Cotopaxi.

Latacunga, abril del 2025



Ing. Yupangui Segovia Alexander Vinicio

C.C:0503585531

AVAL DEL PRESIDENTE

Quien suscribe, declara que el presente Trabajo de Titulación: Gestión de Riesgos de Crédito en los Bancos de Ecuador Análisis de Indicadores por Tamaño de Banco contiene las correcciones a las observaciones realizadas por los miembros del Tribunal en la predefensa.

Latacunga, abril del 2025



PHD. Juan Carlos Chancusig Chisag

C.C: 0502275779

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI
DIRECCIÓN DE POSGRADO
MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

Título: Gestión de Riesgos de Crédito en los Bancos de Ecuador: Análisis de Indicadores por Tamaño de Banco.

Autor: Ing. Yupangui Segovia Alexander Vinicio

Tutor: MSc. Segundo Humberto Corrales Beltrán

RESUMEN

En este trabajo se realizó un estudio sobre la gestión de riesgos en las entidades financieras de Ecuador. La gestión de riesgos es un aspecto importante para medir la estabilidad y sostenibilidad global del sector bancario. A nivel global, los bancos presentan demasiados desafíos en la exposición al riesgo que puede impactar negativamente a su reputación y su operación. Por ello, el monitoreo continuo de los principales indicadores es clave para mitigar la exposición al riesgo.

Se examinó la relación de indicadores financieros entre la cartera de crédito y depósitos recibidos por cada banco con datos mensuales. Se llevó a cabo una segmentación de bancos de acuerdo a la clasificación por tamaño de acuerdo al marco ecuatoriano. Con este análisis se profundizó para evaluar cómo el sector financiero ecuatoriano administra el riesgo de crédito por tamaño de banco.

Para ello, se realizaron pronósticos empleando el análisis de series de tiempo para las variables disponibles y agrupadas mensualmente. Adicionalmente, se llevó a cabo un análisis de sensibilidad para evaluar cómo estos grupos administran sus recursos para que no tengan un impacto negativo en la exposición al riesgo.

Finalmente, este estudio da una visión general de la administración del riesgo, evaluándola por la segmentación de bancos por tamaño. Los hallazgos ayudaron a identificar oportunidades de mejora y dar recomendaciones para mejorar la gestión del riesgo y para fortalecer la estabilidad del sector financiero en Ecuador.

PALABRAS CLAVE: gestión de riesgos; crédito; liquidez; predicción; análisis de sensibilidad; indicadores financieros.

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI
DIRECCIÓN DE POSGRADO
MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

Title: Credit risk management in ecuadorian banks: analysis of ratios by bank size.

Author: Ing. Yupangui Segovia Alexander Vinicio

Tutor: MSc. Segundo Humberto Corrales Beltrán

ABSTRACT

This paper conducted a study on risk management in Ecuadorian financial institutions. Risk management is an important aspect for measuring the overall stability and sustainability of the banking sector. Globally, banks face numerous challenges in terms of risk exposure that can negatively impact their reputation and operations. Therefore, continuous monitoring of key indicators is key to mitigating risk exposure. The relationship between financial indicators and the loan portfolio and deposits received by each bank was examined using monthly data. Banks were segmented according to their size classification according to the Ecuadorian framework. This analysis provided an in-depth assessment of how the Ecuadorian financial sector manages credit risk by bank size. To this end, forecasts were made using time series analysis for the available variables, grouped monthly. Additionally, a sensitivity analysis was conducted to evaluate how these groups manage their resources to avoid a negative impact on risk exposure.

KEYWORD: risk management; credit; liquidity; forecasting; sensitivity analysis; financial ratios.

Yo, Espín Vásconez Elly Rachel con cédula de identidad número: 0502918261 Licenciada en: Ciencias de la Educación especialización Inglés con número de registro de la SENESCYT:1020-2022-2548076; **CERTIFICO** haber revisado y aprobado la traducción al idioma Inglés del resumen del trabajo de investigación con el título: “**GESTIÓN DE RIESGOS DE CRÉDITO EN LOS BANCOS DE ECUADOR: ANÁLISIS DE INDICADORES POR TAMAÑO DE BANCO.**” de: Yupangui Segovia Alexander Vinicio aspirante a Magíster en Ciencia de Datos.

Pujilí, abril del 2025


Lic. Elly Rachel Espín Vásconez
CI: 0502916261

ÍNDICE DE CONTENIDOS

INFORMACIÓN GENERAL.....	1
INTRODUCCIÓN	2
Justificación.....	3
Planteamiento del problema.....	4
Hipótesis o preguntas de investigación	5
Objetivos de la Investigación	5
Objetivo General	5
Objetivos Específicos.....	5
CAPÍTULO I.....	7
1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA.....	7
1.1. Conceptos y Principios Fundamentales de la Gestión de Riesgos.....	8
1.1.1. Conceptos de Gestión de Riesgos	8
1.1.2. Principios Fundamentales de la Gestión de Riesgos.....	9
1.1.3. La Regulación Internacional en la Gestión de Riesgos.....	10
1.2. Modelos y Enfoques para la Gestión de Riesgos de Crédito	11
1.2.1. Modelos de Puntuación de Crédito y Herramientas Estadísticas.....	11
1.2.2. Medición de Indicadores Financieros: Cartera por Vencer y Depósitos	12
1.3. Bancos y Tamaño de Bancos en Ecuador	13
1.3.1. Características de los Bancos en Ecuador	13
1.3.2. Segmentación de los Bancos por Tamaño en Ecuador	13
1.3.3. Impacto del Tamaño de los Bancos en la Gestión de Riesgos.....	14
1.4. Modelos de Forecasting para Indicadores Financieros	15
1.4.1. Métodos de Forecasting	15
1.4.2. Forecasting de Variables	18
1.4.3. Indicadores Financieros para la Gestión de Riesgos.....	18
CAPÍTULO II	22
2. MATERIALES Y MÉTODOS	22
2.1. Enfoque de la Investigación	22

2.2. Enfoque y Tipo de Investigación	22
2.3. Población y Muestra.....	23
2.4. Métodos Teóricos y Empíricos a emplear.....	26
2.4.1. Métodos Teóricos.....	26
2.4.2. Métodos Empíricos	27
2.4.3. Herramientas y Software a utilizar.....	28
2.4.4. Metodología CRISP-DM aplicada.....	29
2.4.5. Proceso ETL: Extracción, Transformación y Carga de Datos	30
2.4.6. Desarrollo práctico e implementación de modelos	31
2.4.7. Diseño Experimental.....	32
CAPÍTULO III.....	33
2. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	33
3.1. Resultados	33
3.1.1. Preprocesamiento de Datos	33
3.1.2. Pronósticos de Cartera Global de Bancos Chicos	35
3.1.3. Pronósticos de Cartera Global de Bancos Grandes.....	41
3.1.4. Pronósticos de Depósitos de Ahorro de Bancos Chicos	41
3.1.5. Pronósticos de Depósitos de Ahorro de Bancos Medianos.....	42
3.1.6. Pronósticos de Depósitos de Ahorro de Bancos Grandes	42
3.1.7. Pronósticos de Depósitos de Plazo de Bancos Chicos.....	43
3.1.8. Pronósticos de Depósitos de Plazo de Bancos Medianos	43
3.1.9. Pronósticos de Depósitos de Plazo de Bancos Grandes.....	44
3.1.10. Pronósticos de Depósitos c/Interés de Bancos Chicos.....	44
3.1.11. Pronósticos de Depósitos c/Interés de Bancos Medianos	45
3.1.12. Pronósticos de Depósitos c/Interés de Bancos Grandes.....	45
3.1.13. Pronósticos de Depósitos s/Interés de Bancos Chicos	46
3.1.14. Pronósticos de Depósitos s/Interés de Bancos Medianos	46
3.1.15. Pronósticos de Depósitos s/Interés de Bancos Grandes.....	47
3.1.16. Tablas de Resultados de Pronósticos	47
3.1.17. Cálculo de Indicadores Financieros por Tamaño de Banco.....	49
3.2. Discusión.....	56
3.2.1. Predicciones	56

3.2.2. Indicadores Financieros	57
3.2.3. Análisis de Resultados	58
CAPÍTULO IV	60
3. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	60
4.1. Conclusiones	60
4.2. Recomendaciones.....	61
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	62
ANEXOS	65

Índice de tablas

Tabla 1. Descripción de Bancos	24
Tabla 2. Descripción de cuentas bancarias.....	25
Tabla 3. Cálculo de ratio: Índice de Solvencia Estimada.....	50
Tabla 4. Cálculo de ratio: Índice de Solvencia Estimada.....	50
Tabla 5. Cálculo de ratio: Índice de Solvencia Estimada.....	51
Tabla 6. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo vs Total	52
Tabla 7. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo vs Total	53
Tabla 8. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo vs Total	53
Tabla 9. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo sobre con Interés	54
Tabla 10. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo sobre con Interés	55
Tabla 11. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo sobre con Interés	56

Índice de figuras

Figura 1. Dataset original con columnas de cada Banco	34
Figura 2. Dataset preprocesado para Series de Tiempo	34
Figura 3. Visualización de Serie de Tiempo: Cartera Comercial de Crédito de Bancos Chicos	35
Figura 4. Análisis de datos atípicos mediante rangos intercuartiles y Boxplot ...	35
Figura 5. Serie de tiempo con datos atípicos eliminados	36
Figura 6. Serie de tiempo con variables lag para Machine Learning.....	36
Figura 7. Estadísticos de Crecimientos mes con mes	37
Figura 8. Prueba de estacionariedad de Dickey-Fuller	37
Figura 9. FAC y FACP	37
Figura 10. Modelos propuestos	38
Figura 11. Predicciones dentro de la serie	38
Figura 12. Predicciones fuera de la serie	38
Figura 13. Generación de variables lags	39
Figura 14. Predicciones internas y externas con XGBoost.....	39
Figura 15. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	40
Figura 16. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	41
Figura 17. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	41
Figura 18. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	42
Figura 19. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	42
Figura 20. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	43
Figura 21. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	43
Figura 22. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	44
Figura 23. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	44
Figura 24. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	45
Figura 25. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	45
Figura 26. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	46
Figura 27. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	46
Figura 28. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	47

INFORMACIÓN GENERAL

Título del Trabajo de Titulación:

Gestión de Riesgos de Crédito en los Bancos de Ecuador: Análisis de Indicadores por Tamaño de Banco.

Línea de investigación:

Tecnología de la información y las comunicaciones, robótica, automatización y optimización de sistemas.

- Los proyectos de investigación que se enmarquen en esta línea tendrán como objetivos desarrollar tecnologías y herramientas informáticas de apoyo a la incorporación de planes y programas de desarrollo, utilizando las TICs en la optimización y organización de procesos para la creación de sistemas informáticos y de control, así como la introducción de la inteligencia de negocios, la inteligencia artificial y la física - matemática aplicada a la modelación y simulación de sistemas.

Sub-Línea:

Inteligencia artificial e inteligencia de negocios

Grupo de Investigación:

Desarrollo Tecnológico para Sistemas de Información Automatizados

INTRODUCCIÓN

Los bancos desempeñan un papel muy importante en la economía de cualquier país facilitando la circulación del dinero, la inversión y acceso al crédito. La gestión de riesgos es un pilar fundamental para garantizar la estabilidad del sector financiero. Uno de las contingencias que presentan los bancos es el riesgo de crédito, que se refiere al incumplimiento de pago por parte de los prestatarios, de tal manera que afecta negativamente los activos y liquidez de los bancos, específicamente en la administración de créditos. Estas vulnerabilidades no solo impactan a los bancos, sino también al sistema financiero completo de un país o de un sector en específico.

Este estudio tiene como propósito contribuir al fortalecimiento de la gestión de créditos en el sistema bancario ecuatoriano, apoyándose en técnicas modernas de ciencia de datos, para lo cual se recopila y procesa una amplia base de datos financieros, estructurado y no estructurados, de tal manera se permite monitorear los principales indicadores financieros. Además, se realiza una segmentación por tamaño de banco: grandes, medianos y chicos para analizar cómo afrontan los riesgos en Ecuador. Se plantean distintos escenarios futuros mediante análisis predictivo de ratios financieros para tener una visión más clara de patrones y tendencias.

Para ello, se utilizan métricas de rendimiento como el RMSE (Root Mean Square Error), el MAE (Mean Absolute Error) y los diferentes enfoques de modelos de predicción como ARIMA, Holt-Winters y XGBoost. El uso de estos modelos permite anticipar posibles escenarios adversos con bastante antelación. También pueden ayudar a los bancos a ajustar sus políticas de crédito para minimizar los riesgos de impago.

En el análisis final, se presentan conclusiones de la gestión de riesgos por tamaño de banco acompañadas de recomendaciones para su mejora. Se espera que los resultados contribuyan a futuras investigaciones y sean una guía útil para la toma de decisiones.

Justificación

El crédito es una operación financiera mediante la cual un prestamista otorga una cantidad de dinero a un prestatario, con el compromiso de que este último lo devolverá en un plazo determinado, con o sin intereses, dependiendo de las condiciones acordadas. El riesgo de crédito y la liquidez deben administrarse con el objetivo de garantizar la estabilidad financiera y la solvencia de los bancos ecuatorianos. En un entorno económico tan cambiante y complejo, los bancos deben tener estrategias efectivas de riesgo de crédito y liquidez con el propósito de manejar la cartera de crédito con seguridad.

La Superintendencia de los Bancos de Ecuador cuenta con reglamentaciones explícitas para la implementación de los referidos sistemas de administración de riesgos con el foco en el monitoreo permanente de los indicadores financieros con el objetivo de identificar posibles amenazas de inestabilidad. Sin embargo, la implementación en la realidad de dichas reglamentaciones sigue presentando desafíos que necesitan un análisis detallado a fin de identificar el sector de la mejora y asegurarse de que las estrategias de administración de riesgos sean eficaces y proactivas.

A nivel global, el manejo de riesgos en el sector bancario está mejorando con la implementación de tecnologías de última generación y métodos cuantitativos para hacer pronósticos y tomar decisiones con mayor precisión. En América Latina y, en el caso de Ecuador, es importante estudiar como estas tendencias mundiales impactan a nivel nacional. A pesar de que existen estudios sobre la gestión de riesgos en diversas regiones, hay poca literatura sobre el tema de amenazas financieras.

Este estudio busca cubrir ese hueco, para ayudar a analizar el rendimiento de la gestión de riesgos en Ecuador. Además, cada grupo institucional enfrenta diferentes condiciones. Usando indicadores financieros y modelos de forecasting, este proyecto propondrá mejoras que fortalezcan en la gestión del riesgo de crédito, para ayudar a mitigarla en las instituciones financieras.

Planteamiento del problema

Dentro del medio financiero ecuatoriano, los bancos están expuestos a una diversidad de vulnerabilidades que pueden perjudicar su estabilidad y solvencia, siendo los más relevantes el riesgo de crédito y el riesgo de liquidez. Aún con la reglamentación dispuesta por la Superintendencia de Bancos del Ecuador, para regular la adopción de los sistemas de administración de riesgos, existe una marcada heterogeneidad en la eficacia de su implementación entre diversas entidades financieras.

La desigualdad en la implementación de sistemas de gestión de riesgos se debe a varios factores como la falta de recursos, la limitada capacidad directiva y la escasa formación en mejores prácticas. Los bancos grandes, medianos y pequeños enfrentan diferentes desafíos dada su capacidad financiera y su infraestructura operativa.

Esto desata un riesgo en los diferentes niveles, en el nivel macro, la falta de uniformidad en la implementación de sistemas de gestión de riesgos compromete la estabilidad del sistema financiero nacional ante posibles choques económicos. En el nivel meso, existen marcadas diferencias entre bancos grandes, medianos y pequeños en cuanto a recursos, infraestructura y capacidad técnica para aplicar adecuadamente estas políticas. Finalmente, en el nivel micro, las limitaciones en la toma de decisiones operativas, como el uso insuficiente de modelos predictivos y análisis de datos, afectan la eficacia del monitoreo de riesgos en el día a día. Esta situación evidencia la necesidad de fortalecer la gestión del riesgo en todos los niveles mediante estrategias basadas en ciencia de datos.

Esta investigación tiene como finalidad evaluar la administración de riesgos financieros entre los bancos ecuatorianos desde la perspectiva multinivel, así como estudiar y comprender sus causas y la heterogeneidad en la implementación de políticas regulatorias, identificar patrones comunes entre los tipos de banco y proponer estrategias basadas en la ciencia de datos. Algunas estrategias basadas en el análisis se proponen con el propósito de fortalecer la administración de riesgos y contribuir a la estabilidad del sector bancario.

Hipótesis o preguntas de investigación

Las instituciones financieras ecuatorianas más grandes tienen estrategias de administración de riesgos más eficientes, especialmente con respecto a los riesgos de crédito y liquidez, debido a su mayor capacidad de recursos y a una infraestructura organizacional más sólida.

- ¿Qué diferencias existen en la implementación de políticas de gestión del riesgo de crédito entre bancos grandes, medianos y pequeños en el Ecuador?
- ¿Cómo se relacionan los indicadores financieros (como morosidad, provisiones, rentabilidad) con la eficacia de la gestión del riesgo de crédito en los diferentes tipos de bancos?
- ¿Cuáles son los principales factores internos y externos que dificultan la gestión eficiente del riesgo de crédito en los bancos pequeños y medianos del sistema financiero ecuatoriano?

Objetivos de la Investigación

Objetivo General

Evaluar la gestión del riesgo de crédito en los bancos del Ecuador, a partir del análisis de indicadores financieros segmentados por tamaño de institución, con el fin de identificar diferencias y proponer estrategias de mejora.

Objetivos Específicos

Identificar los principales indicadores financieros relacionados con el riesgo de crédito en los bancos privados ecuatorianos, para establecer una base comparativa por tamaño de institución.

Analizar el comportamiento histórico de los indicadores de riesgo de crédito mediante técnicas estadísticas y modelos de series de tiempo, con el propósito de anticipar tendencias a corto plazo.

Comparar la eficiencia en la gestión del riesgo de crédito entre bancos grandes, medianos y pequeños, utilizando los indicadores seleccionados como criterio de evaluación.

Proponer recomendaciones dirigidas a mejorar la gestión del riesgo de crédito en los distintos segmentos bancarios, según los hallazgos obtenidos.

CAPÍTULO I

1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

Un crédito es una operación financiera en la que una prestamista entrega una cantidad de dinero al prestatario que se compromete a devolverlo en un momento determinado, generalmente con intereses adicionales. Esta actividad es una de las fuentes de ingreso más importantes de los bancos, aunque también es atribuible a un riesgo significativo, como se menciona en [1], asociado con un equilibrio entre ganancias y riesgos, y [2] enfatiza su función en la configuración de riesgos del banco.

En este contexto, la gestión de riesgos implica no solo la identificación y evaluación de posibles amenazas, sino también el desarrollo de estrategias efectivas para reducirlas. De acuerdo con las reglas de [3], los principios de gestión de riesgos del proceso de toma de decisiones están en marcha en el sistema financiero, lo que permite situaciones negativas y protege los activos institucionales en un entorno caracterizado por la incertidumbre.

Métodos de Reducción de Dimensionalidad (PCA)

Cuando se trabaja con grandes volúmenes de variables financieras, como suele ocurrir en el análisis del riesgo de crédito, puede resultar complicado identificar patrones claros o construir modelos eficientes debido a la complejidad de los datos. Para enfrentar este problema, se recurre a técnicas de reducción de dimensionalidad, siendo el Análisis de Componentes Principales (PCA) una de las más utilizadas.

El PCA transforma las variables originales en un nuevo conjunto de componentes que capturan la mayor parte de la variabilidad contenida en los datos, pero con una menor cantidad de dimensiones. Esta técnica no solo permite simplificar el análisis, sino que también reduce la redundancia al eliminar relaciones colineales entre los indicadores.

En el contexto financiero, aplicar PCA permite seleccionar los factores más representativos para evaluar el comportamiento crediticio, haciendo más manejables los datos y mejorando el desempeño de modelos estadísticos o de

aprendizaje automático. Además, su aplicación contribuye a una visualización más clara de la estructura interna de los datos, lo que facilita la segmentación y el análisis comparativo entre diferentes entidades bancarias. [1]

Visualización de Indicadores de Riesgo

La visualización efectiva de datos es clave para una gestión proactiva del riesgo crediticio. En este sentido, el uso de dashboards interactivos se ha convertido en una herramienta esencial para los equipos financieros y de riesgo. Estas plataformas permiten representar de manera clara y dinámica indicadores clave como la tasa de morosidad, el nivel de cartera vencida y el volumen de provisiones, lo que facilita una supervisión en tiempo real del estado financiero de las instituciones bancarias. A través de gráficos, mapas de calor, paneles comparativos y líneas de tendencia, los dashboards hacen posible identificar rápidamente anomalías o cambios significativos en los indicadores. Esta capacidad de monitoreo continuo es particularmente útil para anticiparse a situaciones de deterioro en la cartera crediticia y ajustar las estrategias de cobranza o aprobación de créditos.

Además, estas visualizaciones pueden adaptarse por segmentos, como tipo de cliente, sector económico o tamaño del banco, lo cual aporta un nivel adicional de detalle y personalización al análisis. [2]

1.1. Conceptos y Principios Fundamentales de la Gestión de Riesgos

1.1.1. Conceptos de Gestión de Riesgos

La administración de riesgos se describe como un procedimiento metodológico enfocado a identificar, evaluar, controlar y monitorear las diversas vulnerabilidades que enfrentan los bancos. Este enfoque incluye una serie de riesgos, como riesgo de crédito, riesgo de liquidez, riesgo de mercado y riesgo operativo, que deben monitorearse de manera conjunta para disminuir los efectos que puedan impactar a las instituciones. De acuerdo con [4], una gestión eficiente se fundamenta en un enfoque holístico que abarca tanto factores internos (como los riesgos en la operación) como externos (como el riesgo crediticio y el riesgo del mercado). Esto implica la necesidad de contar con políticas efectivas y la integración de

herramientas tecnológicas, lo que permite la anticipación de eventos significativos ante situaciones desfavorables.

En particular, el riesgo crediticio está directamente relacionado con la rentabilidad. Las instituciones utilizan modelos cuantitativos, como la probabilidad de incumplimiento (PD), pérdidas asociadas al incumplimiento (LGD) y exposición al incumplimiento (EAD), lo que permite ajustar su política de respaldo para proteger sus tasas. Además de la evaluación de riesgos, resulta esencial el monitoreo de forma constante para mantener controlado el nivel en un rango aceptable en las organizaciones. Según [2], [5], se utilizan herramientas como pruebas de estrés y modelos de simulación para analizar cómo evolucionan sus carteras en escenarios de crisis o con gran incertidumbre.

1.1.2. Principios Fundamentales de la Gestión de Riesgos

La gestión de riesgos se basa en un conjunto de principios esenciales que se aplican en los bancos para controlar y minimizar la exposición a pérdidas. En este proceso, los bancos tienen que reconocer tanto los riesgos actuales, como los potenciales que podrían enfrentar, tales como crédito, mercado y riesgos operativos. En esa línea, [1] enfatiza que la precisión de la evaluación de riesgos es esencial para mejorar la capacidad de reacción institucional y aplicar el marco regulatorio vigente.

Un segundo principio clave es la reducción del riesgo, aunque no se pueden erradicar todos los riesgos implicados en las finanzas, es posible crear métodos para disminuir su probabilidad o suavizar sus efectos. Las técnicas de mitigación de riesgos pueden incluir la diversificación en las inversiones, el uso de productos financieros derivados tales como swaps y opciones, junto con la creación de normativas que se refieran al crédito y a la liquidez. De acuerdo con [2], estas herramientas son fundamentales para reducir la vulnerabilidad a incidentes que puedan ocasionar pérdidas considerables, mientras que [5] indican que una disminución eficaz también depende de la calidad de los datos disponibles y de la habilidad operativa de cada organización para implementar estas estrategias.

La supervisión continua es otro pilar esencial en la gestión de riesgos, ya que es un entorno en constante cambio, donde las condiciones del mercado pueden alterarse rápidamente debido a factores como cambios en las tasas de interés, el valor de los

activos o modificaciones en las regulaciones es vital establecer sistemas de monitoreo en tiempo real. Según [3] esta supervisión debe medir riesgos financieros y operativos. También [6] destacan la importancia del enfoque metodológico a través de herramientas analíticas para identificar señales tempranas y facilitar la toma de decisiones informadas.

1.1.3. La Regulación Internacional en la Gestión de Riesgos

La normativa internacional cumple una función esencial en la administración de riesgos en el contexto del sistema financiero. Los esquemas regulatorios elaborados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, particularmente mediante los Acuerdos de Basilea II y III, han instaurado principios robustos para fomentar la estabilidad y transparencia del sector bancario a escala mundial. Estas normativas establecieron criterios básicos de capital y demandas de liquidez que permitieron a los bancos soportar pérdidas inesperadas y gestionar situaciones difíciles sin poner en peligro su estabilidad financiera [4], [7]. Basilea II representó un avance importante al obligar a las instituciones financieras a determinar el capital necesario para mitigar los riesgos de crédito, mercado y operativos, incorporando modelos internos para la evaluación del riesgo y promoviendo la disciplina de mercado como un tercer componente.

No obstante, después de la crisis financiera de 2008, surgieron restricciones en la implementación de Basilea II, lo que impulsó la concepción de Basilea III. Este nuevo marco regulatorio intensificó los requisitos de capital de alta calidad, implementó colchones de conservación y contra cíclicos, y estableció métricas específicas para potenciar la liquidez, tales como el Índice de Cubierta de Liquidez (LCR) y el Índice de Fondos Stable Net (NSFR) [2], [8]. Estas prácticas garantizan que las entidades mantengan activos líquidos y que les permitan gestionar retiros masivos o fluctuaciones del mercado sin afectar su operatividad.

Adicionalmente, en Ecuador la Superintendencia de Bancos ha adoptado las directrices de Basilea para alinear las prácticas locales con los estándares internacionales. La implementación se encuentra con obstáculos particulares en instituciones bancarias de menor envergadura, las cuales podrían estar desprovistas de la infraestructura tecnológica o del capital humano requerido para cumplir de

manera rigurosa con las exigencias instituidas. Así, ciertos académicos proponen que la regulación debiera ser adaptativa, considerando la heterogeneidad del sistema financiero ecuatoriano [3], [5].

1.2. Modelos y Enfoques para la Gestión de Riesgos de Crédito

El riesgo crediticio se refiere al posible incumplimiento de las obligaciones de pago por parte de un prestatario, constituyendo una amenaza directa para la rentabilidad y la solvencia económica de las entidades financieras. Este representa uno de los retos esenciales para las instituciones bancarias, dado que una administración ineficiente puede resultar en pérdidas considerables e incluso amenazar su solvencia [1], [9].

Se han desarrollado muchos modelos para la evaluación, gestión y mitigación del riesgo. Los métodos estadísticos convencionales se fundamentan en la elaboración de modelos de calificación crediticia y en la evaluación de la probabilidad de incumplimiento. Estos procedimientos facilitan la asignación de una valoración al prestatario, basada en sus datos financieros e historial crediticio, contribuyendo de este modo al proceso de toma de decisiones [2]. Los métodos financieros modernos han incorporado enfoques más complejos como el análisis del valor en riesgo de crédito (Credit VaR) [4].

1.2.1. Modelos de Puntuación de Crédito y Herramientas Estadísticas

El sistema de calificación crediticia se basa en el historial financiero del solicitante, además de tener en cuenta los factores sociodemográficos y macroeconómicos para determinar la probabilidad de impago. Actualmente, muchos de estos sistemas se han convertido en sistemas automatizados que incluyen métodos de aprendizaje automático, lo que permite una evaluación más precisa de los créditos del cliente [10], [11]. El modelo de score Z Altman, que se ha utilizado para predecir la quiebra de las empresas, está relacionado con modelos que miden la probabilidad de incumplimiento (PD). Estos modelos pueden complementarse con pérdidas dado el incumplimiento (LGD) y la exposición al incumplimiento (EAD) para lograr una

evaluación de riesgos completa. Estas mediciones son esenciales para calcular las pérdidas esperadas y las reglas correctas para el riesgo [2], [1].

Varias instituciones financieras también utilizan pruebas de estrés y simulación de Monte Carlo para probar su capacidad para resistir las condiciones adversas. Estas herramientas ayudan a evaluar cómo la cartera de crédito responde a situaciones de mercado de emergencia o caídas financieras repentinas, promoviendo una gestión de riesgos más eficiente [12].

1.2.2. Medición de Indicadores Financieros: Cartera por Vencer y Depósitos

Las entidades bancarias obtienen su financiamiento principalmente de los depósitos, lo que convierte su supervisión en una gestión considerable del riesgo crediticio. La supervisión efectiva garantiza que las unidades dispongan de los recursos esenciales para sostener las operaciones de préstamos, particularmente a corto plazo, sin comprometer su liquidez operativa. El control correcto de los depósitos se manifiesta como un componente esencial no solo para la estabilidad operativa, sino también en la solvencia de la unidad en un contexto económico cambiante [4], [8].

La capacidad del banco para administrar los depósitos de manera efectiva se correlaciona directamente con la capacidad de controlar el riesgo de liquidez. Este peligro se manifiesta al surgir una inconsistencia entre la cantidad de depósitos disponibles y el cumplimiento de las obligaciones financieras. Los depósitos analizados y el plazo son los parámetros clave utilizados para medir este impacto, ya que representan la fuente más importante de financiamiento. Según [2], la gestión apropiada implica ajustar estos depósitos a los requisitos de liquidez regulatoria, como la cobertura de liquidez (CSF), especialmente en situaciones de estrés financiero.

Además, la estabilidad del depósito es esencial para crear obligaciones de crédito cortas. La administración debe centrarse no solo en mantener el nivel apropiado de fondos, sino también en la introducción de estrategias que reducen el riesgo de retiro masivo, llamado "carreras bancarias" que pueden poner en peligro la estabilidad financiera del banco [3], [5].

1.3. Bancos y Tamaño de Bancos en Ecuador

En el caso ecuatoriano, el sector bancario está conformado por instituciones diversas que varían en tamaño, alcance y capacidad operativa. La segmentación de los bancos por tamaño ayuda a comprender cómo se gestionan los riesgos en el sector financiero. La segmentación influye sobre la gestión de riesgos, en la política regulatoria y en la competitividad de los bancos. A continuación, se mencionan los aspectos importantes de segmentación de tamaño y su influencia en la administración de riesgos.

1.3.1. Características de los Bancos en Ecuador

El sistema bancario de Ecuador cuenta con diversas entidades financieras. Sin embargo, los bancos dominan el mercado de crédito en cuanto a originación y en captación de depósitos. Además, ellos se clasifican en tamaño según sus activos y su participación en el mercado financiero.

Los bancos grandes en Ecuador (como el Banco Pichincha y el Banco del Pacífico) tienen una amplia capacidad operativa, así como una gran diversificación de productos y servicios. Estos bancos operan a nivel nacional e incluso internacional, con una gran capacidad de recursos para gestionar riesgos más complejos. En cambio, los bancos medianos tienen un enfoque más limitado, con una presencia reducida en el mercado. Finalmente, los bancos pequeños, suelen tener una capacidad limitada para enfrentar crisis económicas o para gestionar grandes volúmenes de riesgos [4].

1.3.2. Segmentación de los Bancos por Tamaño en Ecuador

La segmentación de los bancos por tamaño se determina por la gestión de sus activos totales, depósitos y créditos otorgados. Según [3], la clasificación de los bancos se basa en tres categorías (grandes, medianos y pequeños) lo que permite aplicar diferentes regulaciones y políticas adaptadas a cada grupo.

- Bancos grandes: El valor de activos supera los 1.000 millones de dólares. La Superintendencia de Bancos demanda una mayor inversión de capital y una administración de riesgos más sofisticada. La normativa es más rigurosa para gestionar los riesgos.
- Bancos medianos: El valor se sitúa entre 100 y 1.000 millones de dólares aproximadamente. Se enfocan en mercados regionales y poseen un volumen de productos inferior al de las entidades bancarias de mayor envergadura. La supervisión es menos rigurosa, por lo que se alinean a los estándares fundamentales establecidos por la Superintendencia de Bancos.
- Bancos pequeños: Su valor de activos no supera los 100 millones de dólares. Tienen una cobertura local y están más expuestos a riesgos. Poseen más retos en la instauración de controles de riesgo y tienen regulaciones más flexibles.

La segmentación por tamaño no solo permite aplicar políticas regulatorias diferenciadas, sino también ayuda a identificar las estrategias más apropiadas de gestión de riesgos y capitalización, adaptadas a las características particulares de cada grupo de bancos [3].

1.3.3. Impacto del Tamaño de los Bancos en la Gestión de Riesgos

El tamaño de los bancos influye directamente en la gestión de riesgos, ya que los bancos grandes logran diversificar sus portafolios de crédito y adaptar mejor sus estrategias frente a los riesgos operativos. También se enfrentan a factores más complejos, utilizan modelos avanzados y herramientas sofisticadas como los modelos de puntuación de crédito Value at Risk (VaR). Por ello, podrían identificar y gestionar riesgos, incluidos los riesgos de crédito, liquidez y de mercado, con mayor eficacia. Además, podrían realizar un análisis avanzado ya que les permite simular cómo se comportan bajo diferentes situaciones no favorables del mercado.

Por otro lado, las autoridades bancarias medianas y pequeñas enfrentan importantes restricciones a su infraestructura tecnológica y accesibilidad para el personal especializado, aspectos que impiden la introducción de sistemas de control de riesgos progresivos. En general, estos dispositivos eligen métodos de gestión más simples y conservadores, lo que los hace más vulnerables a las variaciones del mercado o la falta de períodos de liquidez [5], [3].

1.4. Modelos de Forecasting para Indicadores Financieros

El forecasting o predicción de variables financieras se usa para la toma de decisiones en los bancos y se utiliza ampliamente en la gestión de riesgo crediticio. Contar con métodos de predicción precisos ayuda a las instituciones a anticiparse a problemas de liquidez y calidad crediticia, también para evaluar sus estrategias a corto y largo plazo. En este sentido, el forecasting es esencial para proyectar indicadores financieros clave como la cartera por vencer y los depósitos. Predecir estos indicadores resulta esencial para evaluar los niveles de riesgo en los segmentos por tamaño de bancos [13], [14].

1.4.1. Métodos de Forecasting

El forecasting se aplicará sobre las variables disponibles y permitirá calcular los indicadores para monitorear los créditos próximos a vencer o aquellos que presentan riesgo potencial de impago. Además, permite prepararse ante posibles pérdidas y para ajustar sus políticas anticipadamente. Los modelos de series de tiempo más empleados se describen a continuación.

Modelos ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average).

Este modelo es una técnica ampliamente usada para el análisis de series de tiempo y está diseñada para detectar patrones como: tendencia y estacionalidad. Sus 3 componentes principales que la constituyen son:

1. **AutoRegresivo (AR):** Este componente identifica la correlación entre una observación y sus valores previos, conocidos como rezagos.

2. **Integrado (I)**: Este componente toma la no estacionariedad de la serie y muestra la diferencia para hacer la serie estacionaria.
3. **Medias Móviles (MA)**: Esta componente captura la relación entre una observación y los errores residuales de pronósticos anteriores [15].

El modelo ARIMA está definido por 3 parámetros:

- p: el número de rezagos en el componente AR.
- d: el número de diferencias necesarias para obtener estacionariedad I.
- q: el número de errores residuales rezagados del pronóstico en el componente MA.

La ecuación general del modelo ARIMA es:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_q Y_{t-q}$$

Donde ε_t representa un término de error aleatorio

Modelos de Suavizamiento Exponencial (Holt-Winters).

El modelo de suavizamiento exponencial de Holt-Winters es ampliamente utilizado en tareas de predicción, especialmente en series que presentan tendencia y estacionalidad. Este modelo se compone de nivel, tendencia y estacionalidad para captar patrones complejos.

El modelo Holt-Winters tiene los componentes:

- Nivel (L): El valor base de la serie en un momento determinado.

$$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

- Tendencia (T): La dirección y tasa de cambio de la serie en el tiempo.

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

- Estacionalidad (S): Patrón repetitivo dentro de la serie a intervalos regulares.

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

- Predicción:

$$\hat{Y}_{t+h} = L_t + hT_t + S_t + h - s(k)$$

Donde:

- α, β, γ son los parámetros de suavizamiento
- s es el número de periodos por ciclo estacional
- h es el horizonte de pronóstico [16]

Modelos XGBoost (Extreme Gradient Boosting).

Es un algoritmo de Machine Learning para clasificación y regresión. XGBoost se basa en árboles de decisión para su entrenamiento. Es potente debido a su velocidad y rendimiento con técnicas de procesamiento en paralelo. Esto convierte a XGBoost en una de las herramientas más empleadas en el modelado predictivo [16].

XGBoost no es realmente un modelo de series de tiempo. Para ello, los datos deben transformarse en un problema de aprendizaje supervisado. Esta transformación crea características rezagadas, donde las observaciones pasadas se utilizan como predictores. Estas características rezagadas actúan como variables dummy, lo que permite a XGBoost en entrenamiento completo [17].

Función General:

$$\mathcal{L}(\phi) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \sum_k \gamma \Omega(f_k)$$

Donde:

- l es una función de pérdida diferenciable
- $\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2$ es el término de regularización para evitar sobreajuste
- T es el número de hojas del árbol
- w_j es el peso de la hoja j
- γ, λ son hiperparámetros

1.4.2. Forecasting de Variables

Es importante pronosticar las variables financieras, con el objetivo de visualizar el comportamiento futuro en las instituciones bancarias. Esta práctica permite a los bancos provisionar recursos de manera anticipada para evitar pérdidas y ajustar políticas de crédito. Las variables a pronosticar son:

1. Cartera de Crédito por vencer

La cartera de crédito es el monto prestado por el banco que actualmente está en circulación. Es importante su monitoreo debido a que está expuesta la estabilidad y capacidad para mitigar riesgos.

Se requiere pronosticar para analizar su impacto en el futuro y ayudará a prever el otorgamiento de créditos.

2. Depósitos recibidos

Los depósitos recibidos hacen referencia al capital que el banco va captando. Su utilidad puede ser para otorgar más créditos o para su liquidez. Se requiere pronosticar porque se puede prevenir la capacidad de liquidez para el cumplimiento de sus obligaciones.

1.4.3. Indicadores Financieros para la Gestión de Riesgos

Una vez realizado el forecasting de las variables financieras, se continúa a calcular los indicadores financieros de cada segmento de banco (grandes, medianos y pequeños). Con estos indicadores, se analizan escenarios entorno a la gestión de riesgos en el futuro.

La gestión de riesgos implica la medición, control y supervisión periódica de los indicadores financieros fundamentales. Los riesgos primordiales se vinculan con la falta de pago y la insuficiencia de recursos en el corto plazo. Por consiguiente, los bancos se apoyan en Indicadores Financieros de Riesgo fundamentales.

Estos indicadores proporcionan señales tempranas respecto a la salud financiera.

Los indicadores principales en la Gestión de Riesgos de Crédito son:

1) Índice de Cartera Vencida sobre Cartera Total

Descripción: examina la correlación entre el portafolio crediticio y los depósitos disponibles.

Uso: un alto valor significa una gran susceptibilidad a las pérdidas.

$$\text{Cartera Vencida sobre Total} = \frac{\text{Cartera Vencida}}{\text{Cartera Total}}$$

2) Índice de Solvencia Estimada

Descripción: evalúa la relación entre la cartera de créditos contra los depósitos disponibles.

Uso: un valor alto significa una mayor exposición al riesgo de crédito.

$$\text{Índice de Solvencia Estimada} = \frac{\text{Cartera de Crédito}}{\text{Total de Depósitos}}$$

3) Índice de Cobertura de Liquidez (LCR)

Descripción: mide la capacidad del banco para cubrir sus pasivos a corto plazo.

Uso: evalúa la liquidez y la capacidad para las obligaciones inmediatas.

$$\text{LCR} = \frac{\text{Activos Líquidos de Alta Calidad}}{\text{Flujos de Caja de Pasivos a Corto Plazo}}$$

4) Proporción de Depósitos a Plazo sobre Depósitos Totales

Descripción: mide la dependencia a depósitos a plazo (menos líquidos) contra los depósitos de ahorro (más líquidos).

Uso: un valor alto significa una menor liquidez inmediata.

$$\text{Depósitos a Plazo sobre Depósitos Totales} = \frac{\text{Depósitos a Plazo}}{\text{Total de Depósitos}}$$

5) Índice de Incobrabilidad

Descripción: mide las provisiones del banco para cubrir los créditos incobrables.

Uso: un valor alto indica una gestión conservadora y prudente.

$$\text{Índice de Incobrabilidad} = \frac{\text{Provisiones para Créditos Incobrables}}{\text{Cartera Vencida}}$$

6) Índice de Depósitos Generadores de Intereses sobre Activos Totales (DGIAT)

Descripción: mide la proporción de los depósitos generadores de intereses contra el total de los activos.

Uso: útil para evaluar los ingresos provenientes de los depósitos frente al total de los activos.

$$DGIAT = \frac{\text{Depósitos Generadores de Intereses}}{\text{Total de Activos}}$$

7) Índice de Rentabilidad de la Cartera de Créditos (ROA)

Descripción: mide la rentabilidad generada por la cartera de créditos contra el total de la cartera.

Uso: evalúa la efectividad de la gestión de riesgos.

$$ROA = \frac{\text{Ingresos por Intereses Netos}}{\text{Carteras de Créditos Total}}$$

8) Proporción de Provisión de Crédito sobre Cartera Total

Descripción: mide el nivel de reservas para cubrir las pérdidas de crédito contra el total de su cartera.

Uso: un valor alto significa una mayor prudencia ante el riesgo de crédito.

$$\textit{Provisión sobre Cartera} = \frac{\textit{Provisión para Créditos Incobrables}}{\textit{Cartera Total}}$$

9) Índice de Liquidez General

Descripción: mide la cantidad de depósitos que no generan intereses, lo que refleja una mayor liquidez inmediata.

Uso: un alto valor significa mayor liquidez a corto plazo.

$$\textit{Liquidez General} = \frac{\textit{Depósitos que No Generan Intereses}}{\textit{Total Depósitos}}$$

10) Depósitos a Plazo contra Depósitos Generadores de Intereses (DPGI)

Descripción: mide la estructura de los depósitos.

Uso: un valor alto significa menor liquidez a corto plazo.

$$\textit{DPGI} = \frac{\textit{Depósitos a Plazo}}{\textit{Depósitos Generadores de Intereses}}$$

CAPÍTULO II

2. MATERIALES Y MÉTODOS

En este capítulo se describirá la metodología y los materiales a utilizar para llegar a los objetivos. El objetivo principal es dar seguimiento a la gestión de riesgos en los bancos de Ecuador mediante indicadores financieros. A continuación, se mencionan las actividades y las herramientas para cumplir los objetivos.

2.1. Enfoque de la Investigación

Esta investigación es por medio de un enfoque cuantitativo, se basa en datos numéricos y técnicas estadísticas para el análisis de resultados a través del estudio de los indicadores financieros proyectados, análisis de datos financieros históricos y actuales provenientes del sistema bancario ecuatoriano.

Se busca identificar patrones, tendencias y relaciones estadísticas a través del uso de modelos predictivos como ARIMA, Holt-Winters y XGBoost. Este enfoque permite medir objetivamente los niveles de exposición al riesgo de crédito y evaluar la eficiencia en la gestión de estos riesgos, diferenciando por tamaño de banco. Se utilizarán métodos estadísticos para el análisis de datos y modelos de forecasting para la predicción de los principales indicadores.

2.2. Enfoque y Tipo de Investigación

La investigación tendrá una perspectiva descriptiva porque analiza el comportamiento histórico de los indicadores financieros relacionados con el riesgo de crédito y caracteriza a los bancos según su tamaño (grandes, medianos y pequeños), perspectiva explicativa, ya que busca interpretar los resultados obtenidos para tener una mayor comprensión de los riesgos de crédito. A través del uso de modelos estadísticos avanzados de forecasting, se podrá evaluar la capacidad del manejo de riesgos por tamaño de bancos. Finalmente, la investigación

tendrá una metodología correlacional, ya que permite analizar la relación entre variables con los indicadores financieros.

2.3. Población y Muestra

Población

La base de esta investigación se sustenta en información obtenida de la Superintendencia de Bancos del Ecuador, específicamente del portal estadístico disponible en <https://www.superbancos.gob.ec/estadisticas/portalestudios/bancos/>. Esta fuente oficial proporciona datos abiertos y de libre acceso, lo cual resulta fundamental para promover la transparencia en el análisis del sistema financiero ecuatoriano.

El conjunto de datos utilizado corresponde exclusivamente a 24 bancos privados del país, dejando fuera de esta muestra a cooperativas, mutualistas u otras instituciones financieras. La elección de esta población se debe a su representatividad dentro del sistema financiero nacional y al volumen significativo de operaciones que manejan en términos de crédito y captación de depósitos.

Cabe destacar que, aunque los datos son públicos, su tratamiento ha sido realizado respetando los principios de confidencialidad y responsabilidad establecidos por la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales del Ecuador, normativa que también es supervisada por la misma Superintendencia. Esta ley garantiza que, aunque la información sea accesible, su uso se rija por criterios éticos y legales, especialmente cuando se refiere a la protección de datos sensibles o identificables.

En este sentido, los registros utilizados no contienen información personal de clientes ni de individuos, sino que se enfocan en variables financieras agregadas por institución bancaria, lo que permite realizar un análisis riguroso sin comprometer derechos individuales.

La siguiente tabla muestra cada banco de la muestra con su respectivo tamaño:

Tabla 1. Descripción de Bancos

Banco	Tamaño
Banco Guayaquil	Grande
Banco del Pacífico	Grande
Banco Pichincha	Grande
Produbanco	Grande
Banco del Austro	Mediano
Banco Bolivariano	Mediano
Citibank Ecuador	Mediano
Banco Diners Club del Ecuador	Mediano
Banco General Rumiñahui	Mediano
Banco Internacional	Mediano
Banco de Loja	Mediano
Banco de Machala	Mediano
Banco Solidario	Mediano
Banco Procredit	Chico
Banco Amazonas	Chico
Banco Comercial de Manabí	Chico
Banco del Litoral	Chico
Banco Coopnacional	Chico
Banco Capital	Chico
Banco Finca (Amibank)	Chico
Banco Delbank	Chico
Banco D-MIRO	Chico
Banco de Desarrollo del Ecuador	Chico
Banco VisionFund Ecuador	Chico

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

La clasificación de los bancos ecuatorianos en grandes, medianos y pequeños se fundamenta en la segmentación establecida por la Superintendencia de Bancos del Ecuador, entidad que regula y supervisa el sistema financiero nacional. Este organismo realiza dicha clasificación en función del nivel de activos totales que cada institución posee, lo cual permite establecer categorías que reflejan la capacidad operativa y el alcance financiero de cada banco.

Para realizar una evaluación de la gestión de riesgos, se trabaja con toda la población de Bancos. La composición es de 4 bancos grandes, 9 bancos medianos y 11 bancos pequeños, lo que garantizará un análisis óptimo de los indicadores financieros.

Es importante señalar que los valores específicos de los activos que determinan esta clasificación pueden variar en el tiempo, debido a la naturaleza dinámica del sistema financiero, las fluctuaciones del mercado y los procesos de actualización periódica de la información contable. Por esta razón, la Superintendencia no establece rangos fijos públicamente accesibles en su segmentación, sino que actualiza sus informes con base en los datos financieros más recientes de cada entidad.

Esta metodología es coherente con prácticas internacionales, donde el activo total se considera uno de los principales indicadores para medir el tamaño de una institución financiera. Su uso permite realizar análisis comparativos y estudios diferenciados, como el presente trabajo, que busca evaluar la gestión del riesgo de crédito según el tamaño institucional. De este modo, la segmentación empleada está respaldada por un enfoque técnico-regulatorio ampliamente aceptado tanto a nivel nacional como internacional.

Además, se disponen de las siguientes cuentas bancarias por Banco de forma mensual desde Enero de 2021 hasta Septiembre de 2024:

Tabla 2. Descripción de cuentas bancarias

Tipo	Código	Cuenta
Cartera	1401	Cartera de créditos comercial prioritario por vencer
Cartera	1402	Cartera de créditos de consumo prioritario por vencer
Cartera	1404	Cartera de créditos para la microempresa por vencer
Depósito	210105	Depósitos monetarios que generan intereses
Depósito	210110	Depósitos monetarios que no generan intereses
Depósito	210135	Depósitos de ahorro
Depósito	2103	Depósitos a plazo

Fuente: Superintendencia de Bancos

A continuación, se describen las variables seleccionadas para el desarrollo de los modelos de predicción de riesgo. Las variables fueron extraídas de los registros mensuales proporcionados por la Superintendencia de Bancos del Ecuador, y corresponden a datos de bancos privados. Se utilizaron variables tanto de cartera de crédito como de depósitos, fundamentales para estimar la exposición al riesgo de

crédito y liquidez. A continuación, se describen las variables principales empleadas en los modelos ARIMA, Holt-Winters y XGBoost.

Tabla 3. Descripción de variables

Variable	Descripción	Unidad	Tipo Dato	Fuente
Cartera por vencer	Monto total de créditos aún no vencidos	USD	Numérica continua	Superintendencia de Bancos del Ecuador
Cartera vencida	Monto de créditos vencidos	USD	Numérica continua	Superintendencia de Bancos del Ecuador
Depósitos a la vista	Fondos depositados por clientes disponibles de forma inmediata	USD	Numérica continua	Superintendencia de Bancos del Ecuador
Depósitos a plazo	Fondos depositados con vencimiento en un plazo determinado	USD	Numérica continua	Superintendencia de Bancos del Ecuador

Fuente: Superintendencia de Bancos

2.4. Métodos Teóricos y Empíricos a emplear

La investigación adopta un enfoque cuantitativo para analizar y validar la metodología de riesgos mediante la relación entre indicadores financieros y el tamaño de los bancos. Para tener una mayor rigurosidad y estructura en el análisis de datos, se integró la metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), ampliamente usada en el ámbito de ciencia de datos. A continuación, se describen los métodos teóricos y empíricos en el estudio.

2.4.1. Métodos Teóricos

Los métodos teóricos se usan para sustentar el marco teórico y tener una base sólida para aplicar los modelos empíricos para la gestión de riesgos y teoría financiera.

Los principales enfoques teóricos incluyen:

- 1) Teoría del riesgo de crédito: se centra en la evaluación del riesgo de crédito que analiza la posibilidad de que haya cartera vencida. Se utilizarán los indicadores para evaluar su exposición al riesgo.
- 2) Teoría de la liquidez bancaria: se centra en la captación de dinero y la capacidad para cubrir sus obligaciones a corto plazo. Se usarán los indicadores de depósitos y liquidez para evaluar su exposición al riesgo.
- 3) Modelos de series de tiempo: se aplicarán modelos de series de tiempo para la predicción de variables financieras y calcular los indicadores de riesgos.

2.4.2. Métodos Empíricos

Los métodos empíricos se centran en la recolección y análisis de los datos reales en bases de datos públicas. Estos métodos validan los conceptos teóricos, y generan resultados cuantitativos para la toma de decisiones. Los métodos empíricos a emplear son los siguientes:

- 1) Preprocesamiento de datos: fase fundamental que se refiere a la preparación y limpieza de los datos antes de ser utilizados en el análisis o en la aplicación de modelos estadísticos y de predicción. En esta investigación, se empleará un proceso de preprocesamiento para preparar los datos y que cuenten con el formato correcto y adecuado para el análisis. Entre las etapas que conlleva se realizará:
 - a) Preparación de variables como series de tiempo
 - b) Revisión y tratamiento de datos faltantes
 - c) Detección y tratamiento de valores atípicos
 - d) Creación de nuevas variables
- 2) Análisis descriptivo: Al principio, se realizará un análisis descriptivo de los datos disponibles. Esto se realizará con estadística básica para entender la distribución y el comportamiento de las variables. Se mostrarán gráficos que ayuden a identificar patrones en los datos.

- 3) Modelos de predicción (Forecasting): Se aplicarán modelos de series de tiempo como ARIMA, Holt-Winters y XGBoost. Estos modelos permitirán proyectar los indicadores financieros hacia el futuro.
- 4) Cálculo de Indicadores Financieros: en esta última fase se mostrarán todos los Indicadores Financieros históricos y los proyectados al futuro.

2.4.3. Herramientas y Software a utilizar

Para implementar los métodos empíricos, se utilizaron diversas herramientas y software, que facilitaron el procesamiento de datos, análisis estadístico y las predicciones. A continuación, se mencionan las herramientas que se utilizaron, así como las que están disponibles en el sector:

1. Python: es una de las herramientas más populares y poderosas para la ciencia de datos. Las herramientas utilizadas son:
 - 1.1. Statsmodels: herramienta para análisis estadístico y modelos de series de tiempo como ARIMA.
 - 1.2. Scikit-learn: utilizado para la implementación de modelos de Machine Learning.
 - 1.3. XGBoost: usado para los modelos predictivos, específicamente para modelos de regresión.
 - 1.4. Matplotlib: usado para la visualización de datos mediante series de tiempo.
2. Excel: usado para la organización inicial de los datos y el análisis descriptivos y visualizaciones básicas.
3. Otras herramientas y Software:
 - 1) Power BI: usada para la visualización de las series de tiempo mediante gráficos.

2.4.4. Metodología CRISP-DM aplicada

La metodología CRISP-DM guía el proceso completo de análisis de datos y se estructura en seis fases:

Este trabajo se dividió en diferentes fases. Algunas sirvieron para enfocarse en diferentes maneras de entender cómo los bancos manejan el riesgo en Ecuador. A continuación, se explican las fases de manera simple.

1. **Comprensión del negocio:** Se definieron los objetivos del estudio en función de la necesidad de fortalecer la estabilidad financiera mediante una mejor gestión del riesgo de crédito y liquidez. Se identificó la importancia de estudiar estos riesgos segmentados por tamaño de banco.
2. **Comprensión de los datos:** Se recopilaron datos mensuales de cartera de crédito y depósitos de bancos ecuatorianos desde el portal de la Superintendencia de Bancos. Se realizó una revisión de su completitud, coherencia y estructura.
3. **Preparación de los datos:** Se depuraron los datos, se agruparon según la clasificación del tamaño bancario, se generaron variables necesarias para los modelos de predicción y se calcularon indicadores financieros clave.
4. **Modelado:** Se aplicaron modelos de series de tiempo como ARIMA y Holt-Winters, así como modelos de aprendizaje automático como XGBoost. Se definieron las variables objetivo y predictoras, además de realizar un ajuste de hiperparámetros cuando fue necesario.
5. **Evaluación:** Se comparó el desempeño de los modelos mediante métricas como el coeficiente de determinación (R^2) y se evaluó la capacidad predictiva de cada enfoque para distintos tipos de bancos.
6. **Implementación y comunicación de resultados:** Se interpretaron los resultados, identificando riesgos latentes y recomendaciones diferenciadas según el tamaño de los bancos. Estos hallazgos servirán como base para tomadores de decisiones y futuras investigaciones.

2.4.5. Proceso ETL: Extracción, Transformación y Carga de Datos

Para asegurar la calidad y coherencia de los datos utilizados en esta investigación, se llevó a cabo un proceso ETL (Extracción, Transformación y Carga), el cual permitió convertir los registros abiertos y públicos de la Superintendencia de Bancos del Ecuador en un conjunto estructurado y listo para el análisis. Este procedimiento fue fundamental para garantizar que los modelos predictivos se aplicaran sobre información limpia, normalizada y confiable.

- **Extracción:** Los datos fueron descargados directamente desde el portal estadístico de la Superintendencia de Bancos del Ecuador, disponible en [<https://www.superbancos.gob.ec/estadisticas/portalestudios/bancos/>]. Se trabajó exclusivamente con información de bancos privados, enfocándose en los archivos mensuales relacionados con cartera de crédito y depósitos. Estos archivos se encontraban en formatos CSV y Excel, lo cual facilitó su integración.
- **Transformación:** Una vez extraídos, los datos fueron procesados utilizando Python, dentro del entorno Jupyter Notebook, empleando principalmente la biblioteca pandas para su tratamiento. Se realizaron tareas como la estandarización de nombres de columnas, conversión de formatos de fecha, eliminación de registros incompletos y normalización de unidades monetarias. Asimismo, se calcularon indicadores financieros claves como ratios de liquidez, cartera vencida y la generación de variables rezagadas (lag features) para alimentar los modelos de predicción.
- **Carga:** Tras la limpieza y transformación, los datos se organizaron en estructuras tipo DataFrame y se almacenaron en archivos intermedios para su posterior análisis. Se validó la integridad del dataset final mediante la verificación de duplicados, valores atípicos y consistencia temporal. Este conjunto depurado fue el que se utilizó tanto para los análisis descriptivos como para el entrenamiento y validación de modelos como ARIMA, Holt-Winters y XGBoost.

2.4.6. Desarrollo práctico e implementación de modelos

Para el desarrollo práctico del modelo predictivo se utilizaron herramientas del entorno Python mediante el entorno Jupyter Notebook, aplicando librerías especializadas como pandas, statsmodels, scikit-learn y xgboost. El proceso se dividió en varias etapas: transformación de datos, entrenamiento de modelos, validación y evaluación de su robustez.

Modelo ARIMA

El modelo ARIMA se implementó utilizando la clase ARIMA del paquete statsmodels. Se llevó a cabo un análisis de estacionariedad mediante la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF), y en caso de no cumplir con la hipótesis de estacionariedad, se aplicó diferenciación al orden requerido. Los parámetros p, d, q se seleccionaron a través del criterio AIC (Akaike Information Criterion), el cual permite identificar el mejor ajuste penalizando modelos sobreajustados.

La robustez del modelo fue evaluada comparando los valores reales y pronosticados mediante el coeficiente de determinación R^2 , el error cuadrático medio (RMSE) y el error absoluto medio (MAE).

Modelo Holt-Winters

También se implementó el modelo Holt-Winters con suavizamiento exponencial triple. La implementación se realizó también con statsmodels, y se calibraron los parámetros alfa (nivel), beta (tendencia) y gamma (estacionalidad) automáticamente.

Los resultados se compararon con ARIMA para validar su precisión, utilizando las mismas métricas de error.

Modelo XGBoost

El modelo XGBoost, al no ser un modelo de series de tiempo tradicional, requirió transformar el problema a un formato supervisado, generando variables rezagadas (lags) como entradas predictoras. Por ejemplo, si se desea predecir la cartera de crédito en $t+1$, se utilizaron los valores en t , $t-1$, $t-2$ como características.

Se entrenó el modelo con la función `XGBRegressor` de la librería `xgboost`, y se optimizaron los hiperparámetros (como `max_depth`, `learning_rate`, `n_estimators`) mediante validación cruzada con `GridSearchCV`.

2.4.7. Diseño Experimental

Este procedimiento se diseñó con el fin de contar con una base ordenada para recolectar, analizar e interpretar los datos financieros de manera coherente. Además, se estructuró de forma que fuera compatible con las fases de CRISP-DM. A continuación, se detallan los pasos seguidos:

1. Recolección y limpieza de datos mensuales de cartera de créditos y depósitos por banco.
2. Agrupación de las variables financieras por tamaño de Banco.
3. Cálculo de Indicadores Financieros para la Gestión de Riesgos.
4. Análisis exploratorio: uso de gráficos y métricas descriptivas para conocer el comportamiento de los datos.
5. Implementación de predicciones con modelos ARIMA, Holt-Winters y XGBoost para el siguiente año.
6. Evaluación y validación de los modelos mediante el coeficiente de determinación R^2 .
7. Cálculo de los Indicadores Financieros proyectados.
8. Interpretación de los resultados y elaboración de recomendaciones para mitigar riesgos futuros.

CAPÍTULO III

2. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se presentan los resultados del estudio. Se muestran los hallazgos relevantes basados en la metodología detallada. El objetivo es evaluar cómo los bancos en Ecuador gestionan el riesgo y cómo las predicciones pueden ayudar a mitigarlo oportunamente. No solo se ofrece una visión cuantitativa, sino también un análisis detallado sobre cómo el riesgo puede ser mitigados.

3.1. Resultados

En esta sección se presentan los resultados del análisis. Se incluyen las estadísticas descriptivas de las variables analizadas: cartera de crédito y depósitos. Además, se muestran las predicciones para proyectar la evolución de los indicadores a un año. Los resultados obtenidos se presentan para proporcionar una visión general de la gestión de riesgos actual y futura.

3.1.1. *Preprocesamiento de Datos*

El proceso de preparación de datos comienza con un dataset en formato Excel, el cual contiene datos mensuales. Cada columna representa un banco específico, mientras que cada fila es una cuenta financiera (cartera de crédito y depósitos).

El dataset consta de 7 cuentas distintas referentes a la cartera de crédito y los depósitos. A continuación, se menciona cada una:

1. Cartera de créditos comercial prioritario por vencer.
2. Cartera de créditos de consumo prioritario por vencer.
3. Cartera de créditos para la microempresa por vencer.
4. Depósitos monetarios que generan intereses.
5. Depósitos monetarios que no generan intereses.
6. Depósitos de ahorro.
7. Depósitos a plazo.

Los datos serán segmentados por tamaño de banco (grande, mediano y pequeño) para evaluar cómo gestionan los riesgos. Además, se sumarán todas las cuentas de cartera de créditos obtener una Cartera Global.

3.1.2. Pronósticos de Cartera Global de Bancos Chicos

Preprocesamiento de Datos

a) Gráfico de la Serie

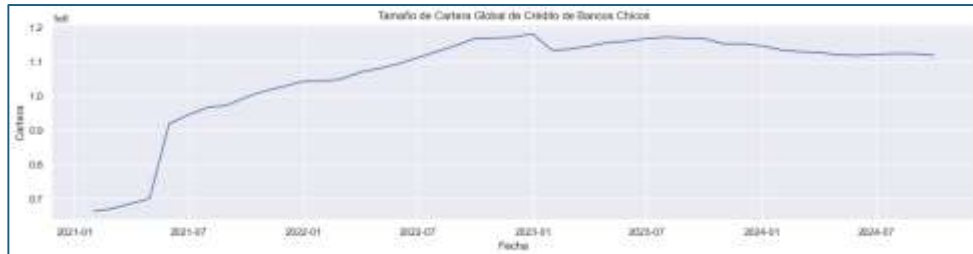


Figura 3. Visualización de Serie de Tiempo: Cartera Comercial de Crédito de Bancos Chicos

Es fundamental realizar un análisis estadístico exploratorio para identificar patrones, tendencias, ciclos y posibles valores atípicos que puedan influir en la calidad del modelo.

Uno de los hallazgos más relevantes es un cambio de nivel observado en Mayo de 2021 que puede deberse a factores económicos, políticos o estratégicos. Se buscarán valores atípicos que puedan haber influido en el primer nivel y que puedan distorsionar el modelo para el segundo nivel.

b) Detección y tratamiento de datos atípicos

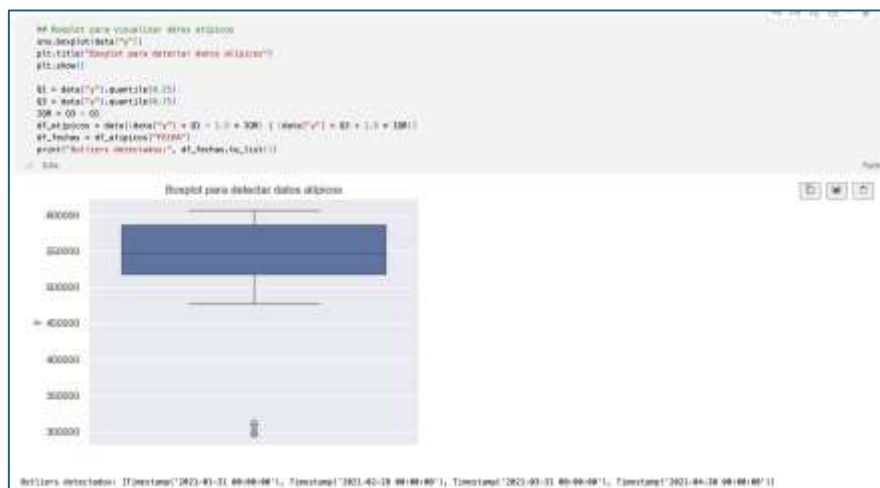


Figura 4. Análisis de datos atípicos mediante rangos intercuartiles y Boxplot

Durante el análisis exploratorio, se encontraron valores atípicos en las primeras entradas de la secuencia financiera. Al revisar el contexto, resultó evidente que estos

valores no representaban el comportamiento típico esperado del sistema financiero ecuatoriano. Es posible que hayan surgido debido a distorsiones puntuales en los registros históricos u incluso a errores contables.

Por ello, decidí eliminarlos. El objetivo era hacer que la serie reflejara más coherente las condiciones del sistema en realidad, y ese hecho incluso hizo que se pudiera mejorar el conjunto de datos en cuanto a su calidad e imponerle un poco más de solidez a los modelos predictivos utilizados más tarde.

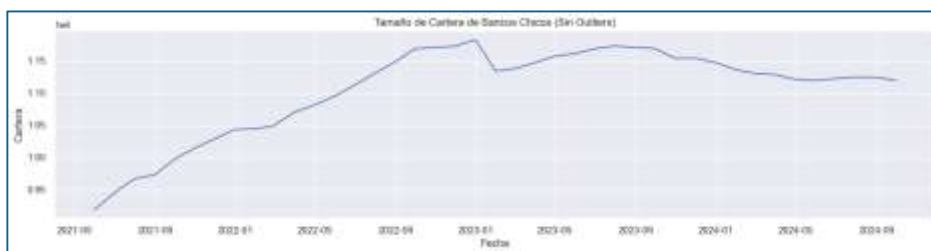


Figura 5. Serie de tiempo con datos atípicos eliminados

La serie de tiempo analizada muestra un crecimiento constante hasta principios del año 2023. Posteriormente, se visualiza un patrón constante lateral. Pueden existir factores externos que pueden influir en la dinámica de la serie.

c) Creación de nuevas variables

La creación de variables dummy será sobre la serie de tiempo para crear un modelo de regresión de Machine Learning supervisado con XGBoost. Cada variable se transformará en nuevas variables lag de meses anteriores. Estas variables serán regresoras, donde cada serie se procesará independientemente para crear las variables necesarias.

```

data_xgbost = data.copy()
# Tamaño de cartera con outlieros eliminados
lags = 1
for i in range(1, lags + 1):
    data_xgbost["lag_{}".format(i)] = data_xgbost["Cartera"].shift(i)

data_xgbost = data_xgbost.dropna()
data_xgbost.head()

```

	FECHA	Cartera	lag_1	lag_2	lag_3	lag_4	lag_5
0	2021-06-30	844872.80	803000.71	819190.82	857445.70	844020.24	818875.81
1	2021-07-31	862548.34	814873.88	800006.71	871936.00	867143.70	844628.51
2	2021-08-31	874290.12	830740.34	8144873.88	897006.71	871936.00	867143.70
3	2021-09-30	884488.89	843180.11	820740.34	897006.71	867000.71	871936.00
4	2021-10-31	895043.38	844410.88	843180.11	820740.34	867000.71	871936.00

Figura 6. Serie de tiempo con variables lag para Machine Learning

Análisis Descriptivo

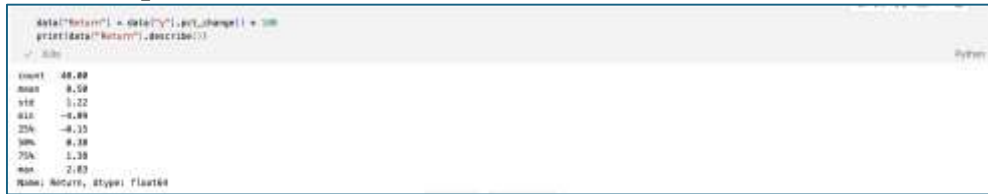


Figura 7. Estadísticos de Crecimientos mes con mes

Se obtuvieron los crecimientos mensuales, periodo por periodo. Se puede notar que en el percentil 50 tiende a estar en el cero. El valor mínimo es de -4.09 en el percentil 0 y el valor máximo 2.83 en el percentil 100, lo que indica que hay un ligero sesgo a la derecha de la serie de rendimientos mensuales.

Modelo de predicción ARIMA

1) Prueba de Estacionariedad de Dickey-Fuller

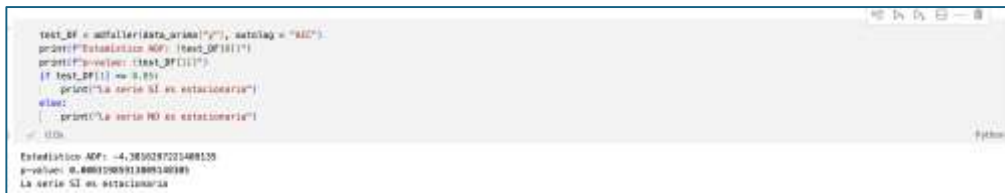


Figura 8. Prueba de estacionariedad de Dickey-Fuller

La prueba muestra que sí hay estacionariedad en la serie para aplicar la metodología ARIMA, al tener un p-value ≤ 0.05 .

2) La serie se tuvo que diferenciar, ya que las Funciones de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial truncaban rápidamente. Una vez diferenciada de primer orden, se obtienen nuevamente las FAC y FACP.

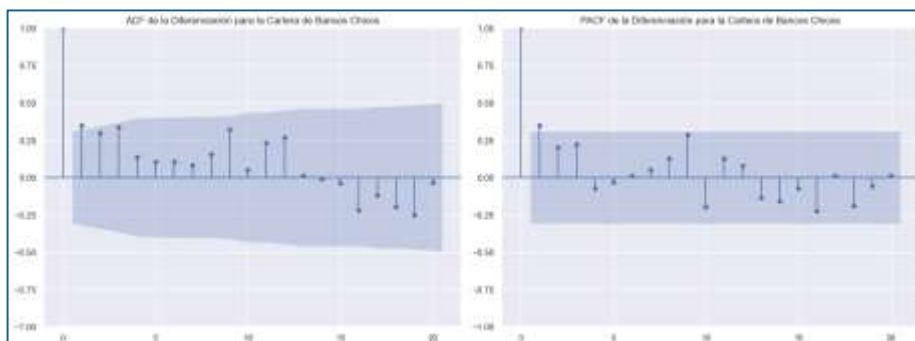


Figura 9. FAC y FACP

Dadas las funciones FAC y FACP, se puede notar que tienen un primer orden, por lo que se propondrán los parámetros AR y MA como 1. Los modelos propuestos serán ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0) y ARIMA (1,1,1).

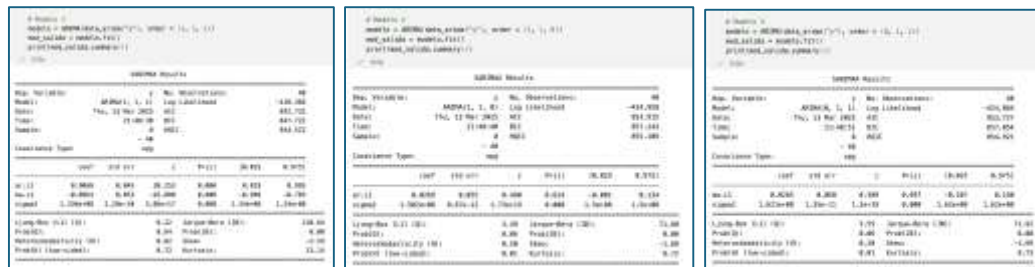


Figura 10. Modelos propuestos

Se analizan los modelos sobre la significancia de parámetros. El mejor modelo es el ARIMA (1,1,1), ya que ar. L1 y ma. L1 tienen un p-valor ≤ 0.05 ; mientras que en los otros modelos es el p-valor > 0.05 . Por lo cual, se selecciona el modelo 1 ARIMA (1,1,1) para hacer predicciones.

Predicciones con ARIMA

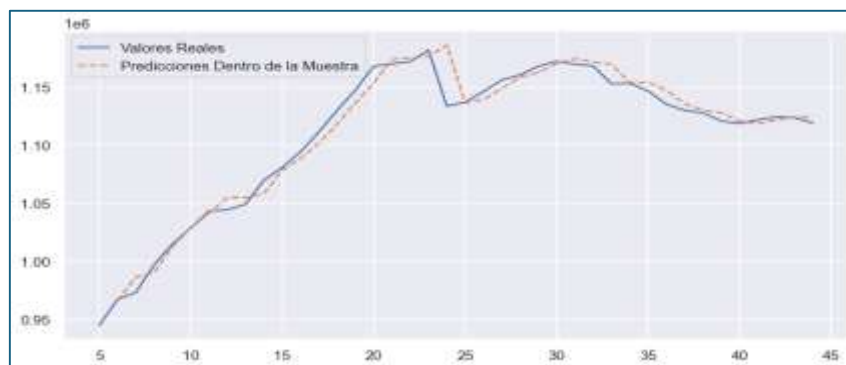


Figura 11. Predicciones dentro de la serie

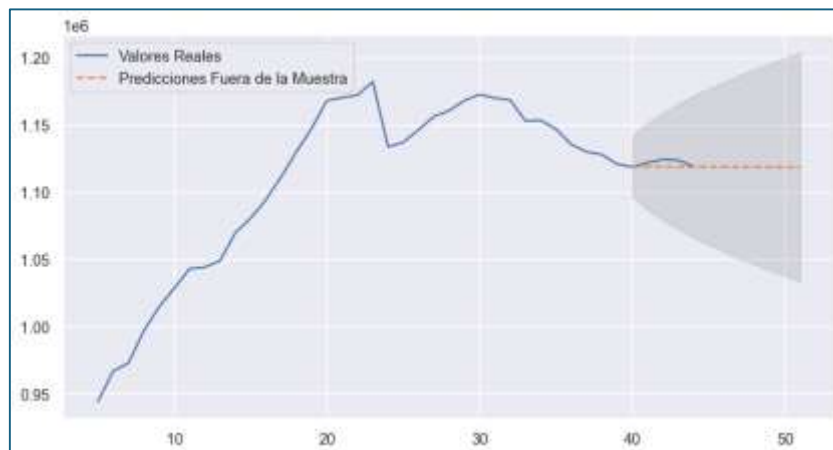


Figura 12. Predicciones fuera de la serie

El modelo ARIMA (1,1,1) tiene un buen ajuste como lo muestra la gráfica con predicciones dentro de la serie. Sin embargo, a pesar de un alto ajuste mostrado, las predicciones de períodos futuros son planas.

Este comportamiento se debe a la naturaleza de los datos ya que no tiene una estructura bien definida, lo que dificulta la generación de pronósticos. Dado que ARIMA es un modelo basado en valores pasados, su capacidad se ve limitada cuando los datos carecen de patrones.

Predicciones con XGBoost

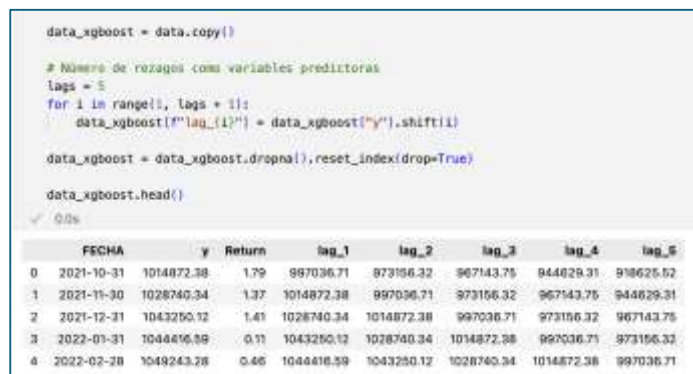


Figura 13. Generación de variables lags

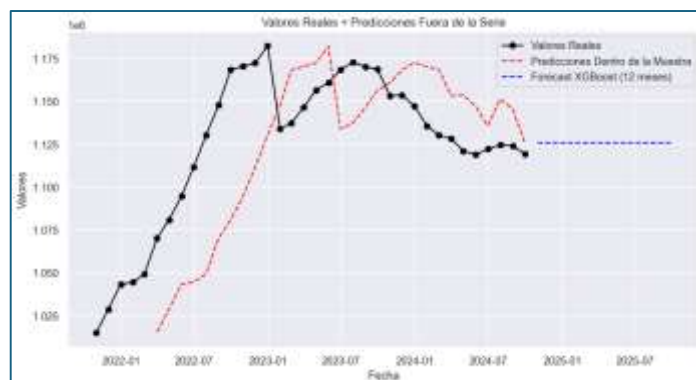


Figura 14. Predicciones internas y externas con XGBoost

A pesar de tener un rendimiento regular, también muestra predicciones planas. Significa que tampoco pudo captar los patrones el modelo XGBoost.

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Triple (Holt-Winters)

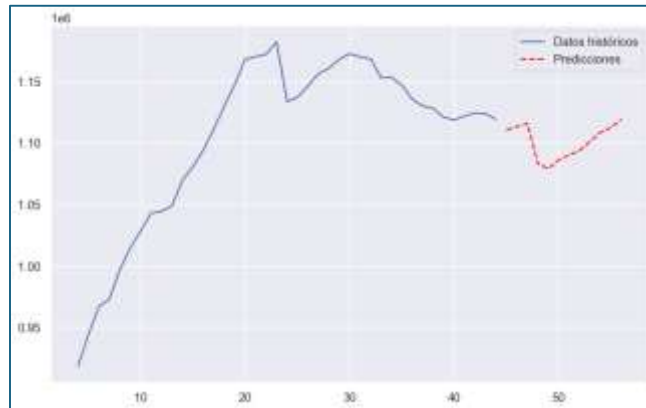


Figura 15. Predicciones con Suavizamiento Exponencia Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

3.1.3. Pronósticos de Cartera Global de Bancos Medianos

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

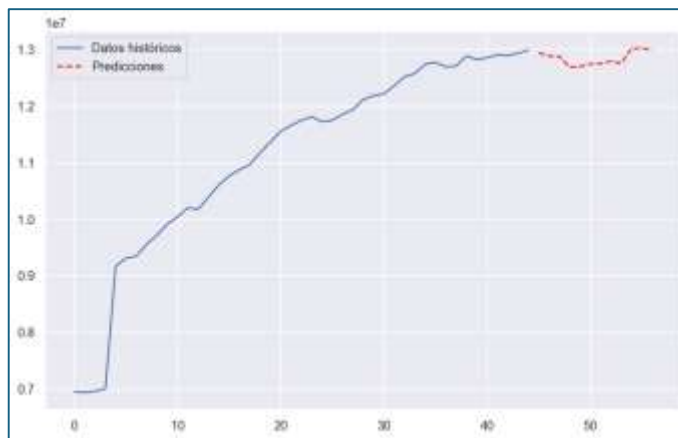


Figura 16. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Cartera Global - Bcos Medianos.ipynb”.

3.1.3. Pronósticos de Cartera Global de Bancos Grandes

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

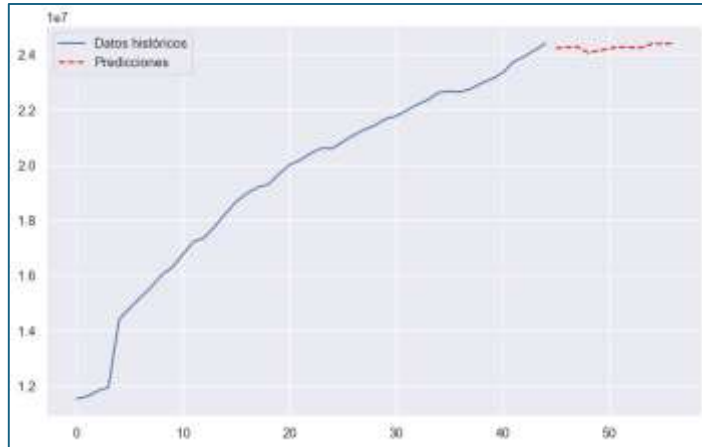


Figura 17. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Cartera Global - Bcos Grandes.ipynb”.

3.1.4. Pronósticos de Depósitos de Ahorro de Bancos Chicos

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

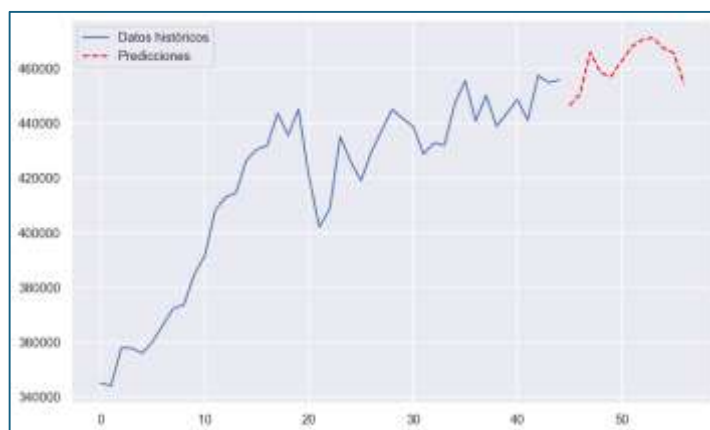


Figura 18. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos Ahorros - Bcos Chicos.ipynb”.

3.1.5. Pronósticos de Depósitos de Ahorro de Bancos Medianos Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

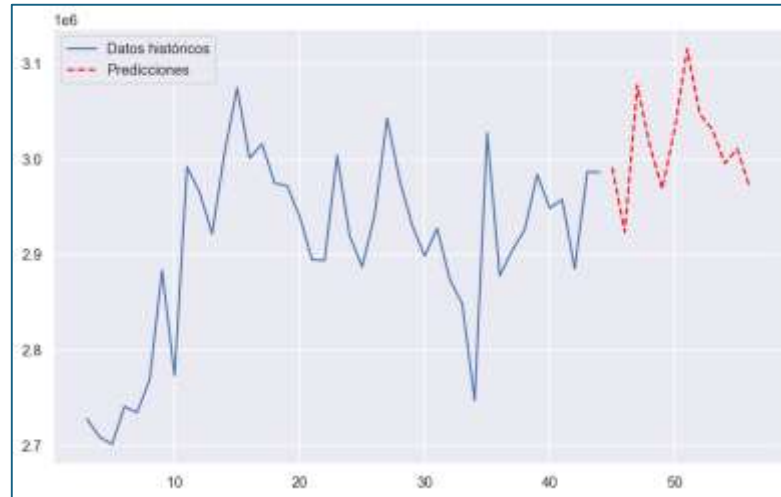


Figura 19. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos Ahorros - Bcos Medianos.ipynb”.

3.1.6. Pronósticos de Depósitos de Ahorro de Bancos Grandes Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

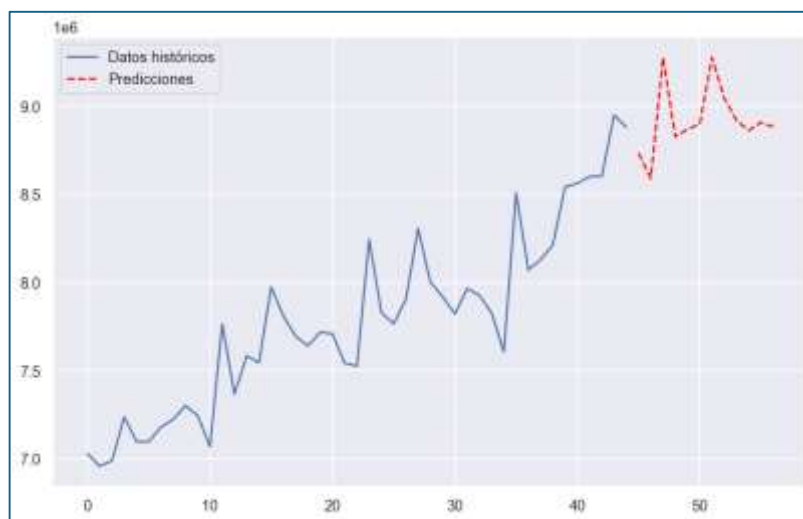


Figura 20. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos Ahorros - Bcos Grandes.ipynb”.

3.1.7. Pronósticos de Depósitos de Plazo de Bancos Chicos

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

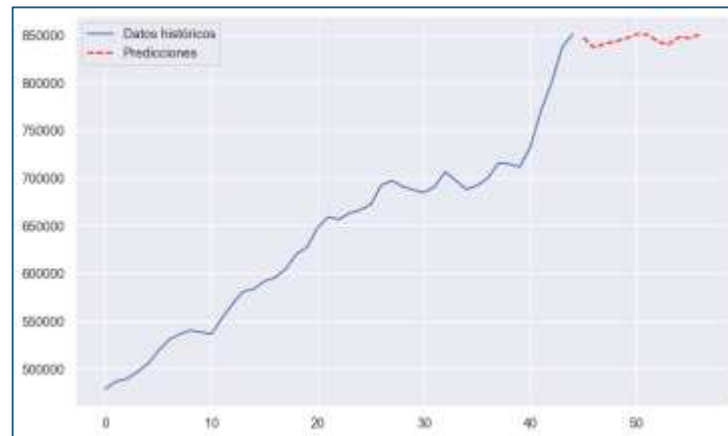


Figura 21. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos Plazo - Bcos Chicos.ipynb”.

3.1.8. Pronósticos de Depósitos de Plazo de Bancos Medianos

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

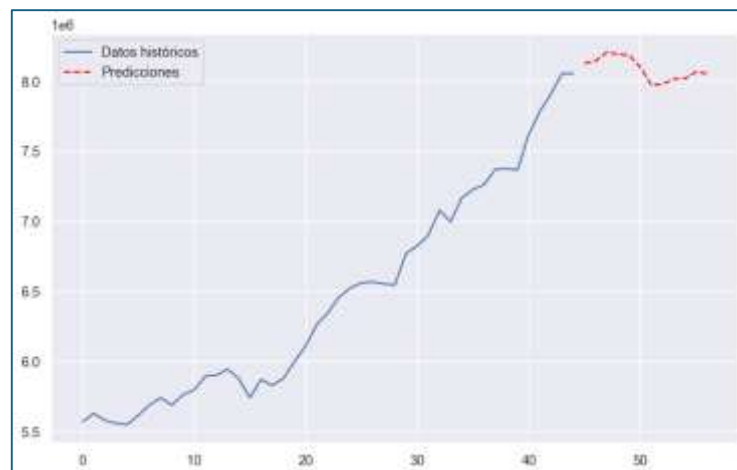


Figura 22. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos Plazo - Bcos Medianos.ipynb”.

3.1.9. Pronósticos de Depósitos de Plazo de Bancos Grandes

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

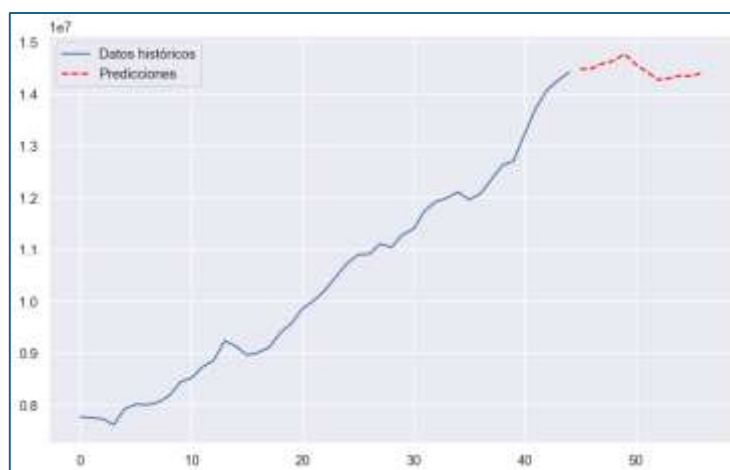


Figura 23. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos Plazo - Bcos Grandes.ipynb”.

3.1.10. Pronósticos de Depósitos c/Interés de Bancos Chicos

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

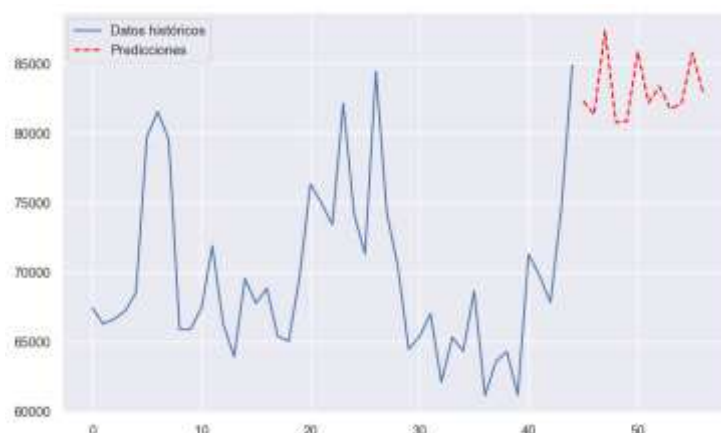


Figura 24. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos con Int - Bcos Chicos.ipynb”.

3.1.11. Pronósticos de Depósitos c/Interés de Bancos Medianos Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

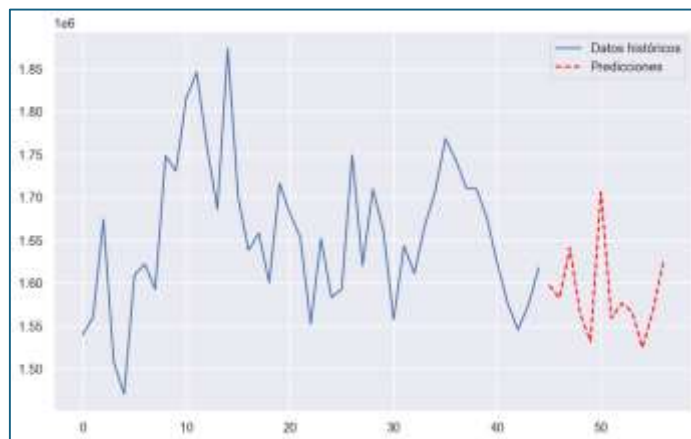


Figura 25. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos con Int - Bcos Medianos.ipynb”.

3.1.12. Pronósticos de Depósitos c/Interés de Bancos Grandes Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

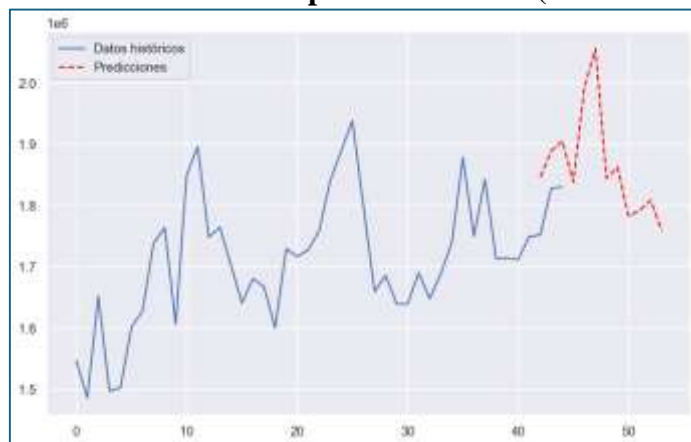


Figura 26. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos con Int - Bcos Grandes.ipynb”.

3.1.13. Pronósticos de Depósitos s/Interés de Bancos Chicos

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

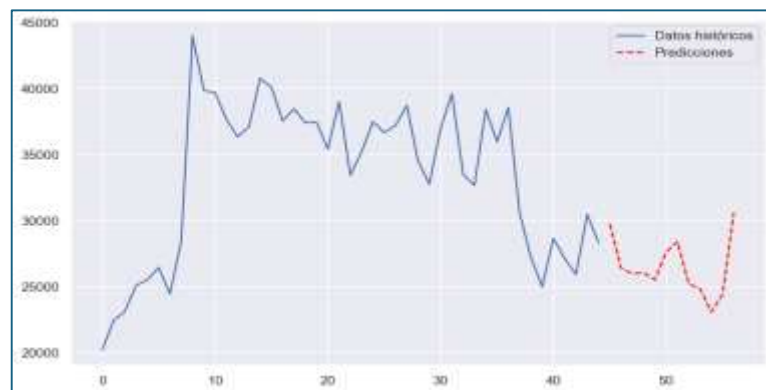


Figura 27. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos sin Int - Bcos Chicos.ipynb”.

3.1.14. Pronósticos de Depósitos s/Interés de Bancos Medianos

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

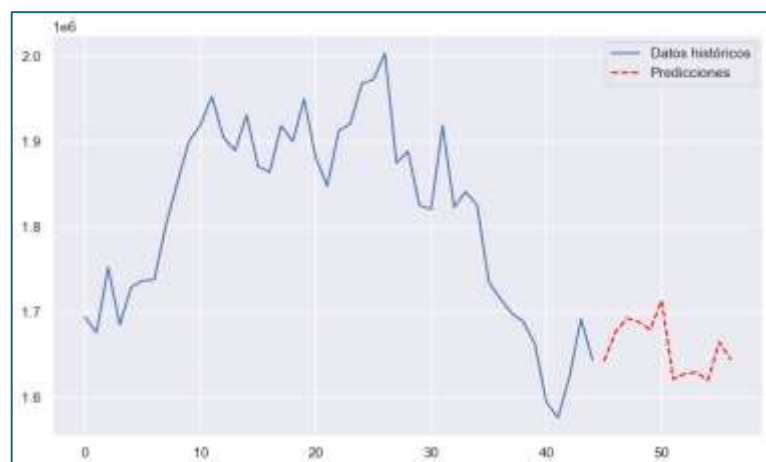


Figura 28. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos sin Int - Bcos Medianos.ipynb”.

3.1.15. Pronósticos de Depósitos s/Interés de Bancos Grandes

Predicciones con Suavizamiento Exponencial Doble (Holt-Winters)

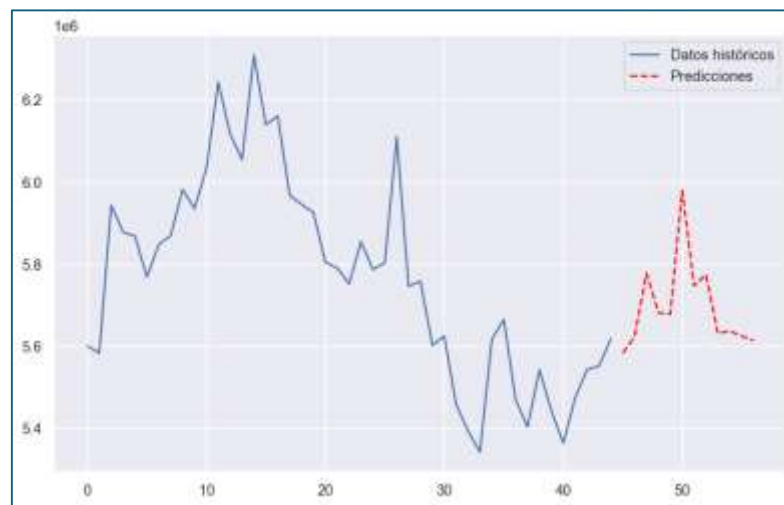


Figura 29. Predicciones con Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

Este modelo muestra un comportamiento más robusto al poder captar los patrones estacionales a 12 periodos.

El detalle completo del análisis estadístico se encuentra en el archivo “Depósitos sin Int - Bcos Grandes.ipynb”.

3.1.16. Tablas de Resultados de Pronósticos

A continuación, se muestran las tablas con los pronósticos de cada serie de tiempo:

Tabla 3. Pronósticos: Cartera Global de Bancos por Tamaño

Fecha	Cartera Bancos Chicos	Cartera Bancos Medianos	Cartera Bancos Grandes
31/10/24	\$1,110,651.01	\$12,945,210.45	\$24,248,366.57
30/11/24	\$1,113,398.89	\$12,888,675.53	\$24,264,825.83
31/12/24	\$1,115,923.24	\$12,880,027.46	\$24,295,383.43
31/01/25	\$1,083,373.50	\$12,692,977.94	\$24,079,177.31
28/02/25	\$1,079,096.05	\$12,703,607.76	\$24,142,085.73

31/03/25	\$1,086,416.99	\$12,748,012.78	\$24,227,264.60
30/04/25	\$1,090,375.03	\$12,752,409.63	\$24,290,219.34
31/05/25	\$1,093,905.22	\$12,797,647.06	\$24,267,896.48
30/06/25	\$1,101,379.99	\$12,757,569.67	\$24,258,663.21
31/07/25	\$1,108,843.08	\$13,020,810.93	\$24,406,575.20
31/08/25	\$1,112,753.95	\$13,027,413.90	\$24,400,266.34
30/09/25	\$1,119,351.44	\$12,997,781.45	\$24,411,212.27

Tabla 4. Pronósticos: Depósitos de Ahorro de Bancos por Tamaño

Fecha	Depósitos Ahorro Chicos	Depósitos Ahorro Medianos	Depósitos Ahorro Grandes
31/10/24	\$446,402.27	\$2,991,331.11	\$8,735,107.62
30/11/24	\$450,507.36	\$2,923,759.96	\$8,591,476.77
31/12/24	\$465,870.52	\$3,077,524.94	\$9,277,375.62
31/01/25	\$458,275.03	\$3,014,343.20	\$8,826,831.63
28/02/25	\$457,038.23	\$2,968,833.10	\$8,870,055.80
31/03/25	\$462,681.26	\$3,032,257.35	\$8,900,177.13
30/04/25	\$467,967.76	\$3,115,482.16	\$9,277,480.68
31/05/25	\$470,428.46	\$3,047,327.05	\$9,046,848.33
30/06/25	\$471,246.94	\$3,031,014.83	\$8,919,874.56
31/07/25	\$467,397.16	\$2,995,516.55	\$8,862,861.84
31/08/25	\$465,657.40	\$3,010,831.25	\$8,908,878.20
30/09/25	\$454,288.64	\$2,970,146.77	\$8,883,672.99

Tabla 5. Pronósticos: Depósitos a Plazo de Bancos por Tamaño

Fecha	Depósitos Plazo Chicos	Depósitos Plazo Medianos	Depósitos Plazo Grandes
31/10/24	\$847,263.91	\$8,128,759.57	\$14,487,400.05
30/11/24	\$837,015.21	\$8,146,206.02	\$14,490,526.60
31/12/24	\$841,177.28	\$8,207,348.57	\$14,593,273.01
31/01/25	\$843,486.26	\$8,194,330.99	\$14,645,302.64
28/02/25	\$846,662.94	\$8,185,936.23	\$14,773,872.98
31/03/25	\$851,290.58	\$8,103,661.31	\$14,574,222.34
30/04/25	\$851,010.35	\$7,973,008.42	\$14,434,824.83
31/05/25	\$843,451.61	\$7,980,808.83	\$14,280,249.73
30/06/25	\$840,311.21	\$8,015,925.89	\$14,308,932.51
31/07/25	\$848,261.90	\$8,019,542.71	\$14,359,490.96
31/08/25	\$846,902.52	\$8,067,042.76	\$14,345,521.65
30/09/25	\$851,158.73	\$8,055,785.25	\$14,422,457.56

Tabla 6. Pronósticos: Depósitos con Intereses de Bancos por Tamaño

Fecha	Depósitos con Intereses Chicos	Depósitos con Intereses Medianos	Depósitos con Intereses Grandes
31/10/24	\$82,312.08	\$1,597,768.18	\$1,846,073.07
30/11/24	\$81,349.95	\$1,582,793.50	\$1,889,004.96
31/12/24	\$87,365.72	\$1,641,358.38	\$1,905,484.31
31/01/25	\$80,761.52	\$1,563,644.89	\$1,837,999.83
28/02/25	\$80,859.36	\$1,532,533.97	\$1,992,713.23
31/03/25	\$85,831.50	\$1,706,313.32	\$2,055,702.20
30/04/25	\$82,182.26	\$1,559,331.18	\$1,844,317.27
31/05/25	\$83,359.25	\$1,576,451.06	\$1,862,582.25
30/06/25	\$81,735.12	\$1,566,842.01	\$1,782,693.70
31/07/25	\$82,122.16	\$1,524,903.67	\$1,792,110.86
31/08/25	\$85,794.79	\$1,566,611.24	\$1,808,645.88
30/09/25	\$82,855.13	\$1,624,473.10	\$1,758,839.46

Tabla 7. Pronósticos: Depósitos sin Intereses de Bancos por Tamaño

Fecha	Depósitos sin Intereses Chicos	Depósitos sin Intereses Medianos	Depósitos sin Intereses Grandes
31/10/24	\$29,755.78	\$1,642,367.26	\$5,583,603.60
30/11/24	\$26,412.34	\$1,677,063.05	\$5,623,640.73
31/12/24	\$25,976.93	\$1,692,744.94	\$5,778,432.87
31/01/25	\$26,055.00	\$1,688,738.09	\$5,682,224.54
28/02/25	\$25,522.10	\$1,679,246.73	\$5,678,940.25
31/03/25	\$27,617.26	\$1,713,528.75	\$5,979,975.22
30/04/25	\$28,406.42	\$1,621,407.70	\$5,747,365.26
31/05/25	\$25,209.06	\$1,627,673.65	\$5,775,096.91
30/06/25	\$24,849.99	\$1,629,759.37	\$5,631,519.39
31/07/25	\$23,084.72	\$1,620,015.73	\$5,637,629.44
31/08/25	\$24,428.01	\$1,664,683.60	\$5,624,908.51
30/09/25	\$30,602.05	\$1,644,116.21	\$5,614,201.30

3.1.17. Cálculo de Indicadores Financieros por Tamaño de Banco

A continuación, se harán los cálculos de los Indicadores Financieros para la Gestión de Riesgos que ayuden a monitorear la Salud de la Cartera de Crédito. Para un seguimiento robusto, se analizará el año 2024 y el 2025:

1) Índice de Solvencia Estimada (ISE) = Cartera Total / Depósitos Total

a) Bancos Chicos

Tabla 8. Cálculo de ratio: Índice de Solvencia Estimada

Fecha	Cartera	Depósitos	Ratio
31/01/24	\$1,135,556.20	\$1,240,632.26	92%
29/02/24	\$1,130,188.05	\$1,260,289.38	90%
31/03/24	\$1,128,115.48	\$1,245,574.35	91%
30/04/24	\$1,121,013.08	\$1,241,501.14	90%
31/05/24	\$1,118,880.85	\$1,281,206.55	87%
30/06/24	\$1,122,067.14	\$1,308,775.49	86%
31/07/24	\$1,124,448.06	\$1,351,029.03	83%
31/08/24	\$1,123,983.14	\$1,397,168.68	80%
30/09/24	\$1,119,294.91	\$1,420,250.38	79%
31/10/24	\$1,110,651.01	\$1,405,734.04	79%
30/11/24	\$1,113,398.89	\$1,395,284.86	80%
31/12/24	\$1,115,923.24	\$1,420,390.45	79%
31/01/25	\$1,083,373.50	\$1,408,577.81	77%
28/02/25	\$1,079,096.05	\$1,410,082.63	77%
31/03/25	\$1,086,416.99	\$1,427,420.60	76%
30/04/25	\$1,090,375.03	\$1,429,566.79	76%
31/05/25	\$1,093,905.22	\$1,422,448.38	77%
30/06/25	\$1,101,379.99	\$1,418,143.26	78%
31/07/25	\$1,108,843.08	\$1,420,865.94	78%
31/08/25	\$1,112,753.95	\$1,422,782.72	78%
30/09/25	\$1,119,351.44	\$1,418,904.55	79%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una menor exposición al riesgo. Al principio del 2024 se observa un ratio mayor al 90%. Sin embargo, en los últimos periodos reales se muestra entre 70 y 80%. Incluso en la proyección se estima que esté entre 70 y 80%.

b) Bancos Medianos

Tabla 10. Cálculo de ratio: Índice de Solvencia Estimada

Fecha	Cartera	Depósitos	Ratio
31/01/24	\$12,699,364.94	\$13,599,324.57	93%
29/02/24	\$12,712,300.18	\$13,685,793.12	93%
31/03/24	\$12,889,480.60	\$13,699,750.59	94%
30/04/24	\$12,827,866.32	\$13,690,872.49	94%
31/05/24	\$12,859,906.35	\$13,787,338.26	93%
30/06/24	\$12,910,326.67	\$13,896,241.61	93%
31/07/24	\$12,897,745.60	\$13,966,194.05	92%

31/08/24	\$12,938,277.99	\$14,309,682.21	90%
30/09/24	\$12,998,229.37	\$14,304,053.90	91%
31/10/24	\$12,945,210.45	\$14,360,226.12	90%
30/11/24	\$12,888,675.53	\$14,329,822.53	90%
31/12/24	\$12,880,027.46	\$14,618,976.83	88%
31/01/25	\$12,692,977.94	\$14,461,057.17	88%
28/02/25	\$12,703,607.76	\$14,366,550.03	88%
31/03/25	\$12,748,012.78	\$14,555,760.73	88%
30/04/25	\$12,752,409.63	\$14,269,229.46	89%
31/05/25	\$12,797,647.06	\$14,232,260.59	90%
30/06/25	\$12,757,569.67	\$14,243,542.10	90%
31/07/25	\$13,020,810.93	\$14,159,978.66	92%
31/08/25	\$13,027,413.90	\$14,309,168.85	91%
30/09/25	\$12,997,781.45	\$14,294,521.33	91%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una menor exposición al riesgo. Al principio del 2024 se observa un ratio alto, superior al 90%. Sin embargo, en lo pronosticado se puede visualizar muy cercano a 90%, lo cual significa que están expuestos al riesgo.

c) Bancos Grandes

Tabla 11. Cálculo de ratio: Índice de Solvencia Estimada

Fecha	Cartera	Depósitos	Ratio
31/01/24	\$22,656,086.10	\$27,370,282.36	83%
29/02/24	\$22,761,599.94	\$27,731,154.66	82%
31/03/24	\$22,972,450.47	\$28,102,131.32	82%
30/04/24	\$23,124,369.45	\$28,415,825.50	81%
31/05/24	\$23,341,496.48	\$28,876,935.07	81%
30/06/24	\$23,741,904.17	\$29,556,218.11	80%
31/07/24	\$23,928,545.06	\$29,978,039.31	80%
31/08/24	\$24,162,846.50	\$30,598,495.08	79%
30/09/24	\$24,412,411.27	\$30,753,086.05	79%
31/10/24	\$24,248,366.57	\$30,652,184.34	79%
30/11/24	\$24,264,825.83	\$30,594,649.06	79%
31/12/24	\$24,295,383.43	\$31,554,565.81	77%
31/01/25	\$24,079,177.31	\$30,992,358.64	78%
28/02/25	\$24,142,085.73	\$31,315,582.26	77%
31/03/25	\$24,227,264.60	\$31,510,076.89	77%
30/04/25	\$24,290,219.34	\$31,303,988.04	78%
31/05/25	\$24,267,896.48	\$30,964,777.22	78%
30/06/25	\$24,258,663.21	\$30,643,020.16	79%

31/07/25	\$24,406,575.20	\$30,652,093.10	80%
31/08/25	\$24,400,266.34	\$30,687,954.24	80%
30/09/25	\$24,411,212.27	\$30,679,171.31	80%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una menor exposición al riesgo. Al principio del 2024 se observa un ratio cercano a 80%. Sin embargo, en todo este periodo se observa constante cercano a 80%.

2) Depósitos Plazo sobre Depósitos Totales (DPT) = Depósitos Plazo / Depósitos Total

a) Bancos Chicos

Tabla 12. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo vs Total

Fecha	Plazo	Total	Ratio
31/01/24	\$700,188.89	\$1,240,632.26	56%
29/02/24	\$715,903.09	\$1,260,289.38	57%
31/03/24	\$715,146.33	\$1,245,574.35	57%
30/04/24	\$711,717.62	\$1,241,501.14	57%
31/05/24	\$732,614.74	\$1,281,206.55	57%
30/06/24	\$770,795.90	\$1,308,775.49	59%
31/07/24	\$799,787.61	\$1,351,029.03	59%
31/08/24	\$837,292.37	\$1,397,168.68	60%
30/09/24	\$851,207.02	\$1,420,250.38	60%
31/10/24	\$847,263.91	\$1,405,734.04	60%
30/11/24	\$837,015.21	\$1,395,284.86	60%
31/12/24	\$841,177.28	\$1,420,390.45	59%
31/01/25	\$843,486.26	\$1,408,577.81	60%
28/02/25	\$846,662.94	\$1,410,082.63	60%
31/03/25	\$851,290.58	\$1,427,420.60	60%
30/04/25	\$851,010.35	\$1,429,566.79	60%
31/05/25	\$843,451.61	\$1,422,448.38	59%
30/06/25	\$840,311.21	\$1,418,143.26	59%
31/07/25	\$848,261.90	\$1,420,865.94	60%
31/08/25	\$846,902.52	\$1,422,782.72	60%
30/09/25	\$851,158.73	\$1,418,904.55	60%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una mayor liquidez. De manera uniforme, se puede observar cercano a 60% en los datos mostrados, lo cual significa un buen ratio.

b) Bancos Medianos

Tabla 13. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo vs Total

Fecha	Plazo	Total	Ratio
31/01/24	\$7,262,221.10	\$13,599,324.57	53%
29/02/24	\$7,371,702.49	\$13,685,793.12	54%
31/03/24	\$7,375,000.40	\$13,699,750.59	54%
30/04/24	\$7,367,968.85	\$13,690,872.49	54%
31/05/24	\$7,620,902.81	\$13,787,338.26	55%
30/06/24	\$7,785,640.75	\$13,896,241.61	56%
31/07/24	\$7,911,207.26	\$13,966,194.05	57%
31/08/24	\$8,056,547.98	\$14,309,682.21	56%
30/09/24	\$8,055,840.41	\$14,304,053.90	56%
31/10/24	\$8,128,759.57	\$14,360,226.12	57%
30/11/24	\$8,146,206.02	\$14,329,822.53	57%
31/12/24	\$8,207,348.57	\$14,618,976.83	56%
31/01/25	\$8,194,330.99	\$14,461,057.17	57%
28/02/25	\$8,185,936.23	\$14,366,550.03	57%
31/03/25	\$8,103,661.31	\$14,555,760.73	56%
30/04/25	\$7,973,008.42	\$14,269,229.46	56%
31/05/25	\$7,980,808.83	\$14,232,260.59	56%
30/06/25	\$8,015,925.89	\$14,243,542.10	56%
31/07/25	\$8,019,542.71	\$14,159,978.66	57%
31/08/25	\$8,067,042.76	\$14,309,168.85	56%
30/09/25	\$8,055,785.25	\$14,294,521.33	56%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una mayor liquidez. De manera uniforme, se puede observar cercano a 56% en los datos mostrados, lo cual significa un buen ratio.

c) Bancos Grandes

Tabla 14. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo vs Total

Fecha	Plazo	Total	Ratio
31/01/24	\$12,077,154.95	\$27,370,282.36	44%
29/02/24	\$12,353,743.75	\$27,731,154.66	45%
31/03/24	\$12,630,466.92	\$28,102,131.32	45%
30/04/24	\$12,713,925.21	\$28,415,825.50	45%
31/05/24	\$13,237,349.20	\$28,876,935.07	46%
30/06/24	\$13,729,753.39	\$29,556,218.11	46%

31/07/24	\$14,077,735.35	\$29,978,039.31	47%
31/08/24	\$14,267,959.24	\$30,598,495.08	47%
30/09/24	\$14,422,847.32	\$30,753,086.05	47%
31/10/24	\$14,487,400.05	\$30,652,184.34	47%
30/11/24	\$14,490,526.60	\$30,594,649.06	47%
31/12/24	\$14,593,273.01	\$31,554,565.81	46%
31/01/25	\$14,645,302.64	\$30,992,358.64	47%
28/02/25	\$14,773,872.98	\$31,315,582.26	47%
31/03/25	\$14,574,222.34	\$31,510,076.89	46%
30/04/25	\$14,434,824.83	\$31,303,988.04	46%
31/05/25	\$14,280,249.73	\$30,964,777.22	46%
30/06/25	\$14,308,932.51	\$30,643,020.16	47%
31/07/25	\$14,359,490.96	\$30,652,093.10	47%
31/08/25	\$14,345,521.65	\$30,687,954.24	47%
30/09/25	\$14,422,457.56	\$30,679,171.31	47%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una mayor liquidez. De manera uniforme, se puede observar cercano a 46% en los datos mostrados, lo cual significa un muy buen ratio.

3) Depósitos Plazo sobre con Interés (DPGI) = Depósitos Plazo / Depósitos c Interés

a) Bancos Chicos

Tabla 15. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo sobre con Interés

Fecha	Plazo	Interés	Ratio
31/01/24	\$700,188.89	\$61,129.34	1145%
29/02/24	\$715,903.09	\$63,580.41	1126%
31/03/24	\$715,146.33	\$64,293.48	1112%
30/04/24	\$711,717.62	\$61,168.67	1164%
31/05/24	\$732,614.74	\$71,270.76	1028%
30/06/24	\$770,795.90	\$69,745.62	1105%
31/07/24	\$799,787.61	\$67,826.18	1179%
31/08/24	\$837,292.37	\$74,634.97	1122%
30/09/24	\$851,207.02	\$84,880.94	1003%
31/10/24	\$847,263.91	\$82,312.08	1029%
30/11/24	\$837,015.21	\$81,349.95	1029%
31/12/24	\$841,177.28	\$87,365.72	963%
31/01/25	\$843,486.26	\$80,761.52	1044%
28/02/25	\$846,662.94	\$80,859.36	1047%
31/03/25	\$851,290.58	\$85,831.50	992%

30/04/25	\$851,010.35	\$82,182.26	1036%
31/05/25	\$843,451.61	\$83,359.25	1012%
30/06/25	\$840,311.21	\$81,735.12	1028%
31/07/25	\$848,261.90	\$82,122.16	1033%
31/08/25	\$846,902.52	\$85,794.79	987%
30/09/25	\$851,158.73	\$82,855.13	1027%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una mayor liquidez inmediata. Se puede observar un ratio muy alto, mayores a 1000% en los datos mostrados, lo cual significa un mal ratio.

b) Bancos Medianos

Tabla 16. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo sobre con Interés

Fecha	Plazo	Interés	Ratio
31/01/24	\$7,262,221.10	\$1,743,460.00	417%
29/02/24	\$7,371,702.49	\$1,711,246.78	431%
31/03/24	\$7,375,000.40	\$1,709,778.94	431%
30/04/24	\$7,367,968.85	\$1,676,081.40	440%
31/05/24	\$7,620,902.81	\$1,623,232.54	469%
30/06/24	\$7,785,640.75	\$1,576,491.29	494%
31/07/24	\$7,911,207.26	\$1,545,822.91	512%
31/08/24	\$8,056,547.98	\$1,574,380.86	512%
30/09/24	\$8,055,840.41	\$1,617,951.48	498%
31/10/24	\$8,128,759.57	\$1,597,768.18	509%
30/11/24	\$8,146,206.02	\$1,582,793.50	515%
31/12/24	\$8,207,348.57	\$1,641,358.38	500%
31/01/25	\$8,194,330.99	\$1,563,644.89	524%
28/02/25	\$8,185,936.23	\$1,532,533.97	534%
31/03/25	\$8,103,661.31	\$1,706,313.32	475%
30/04/25	\$7,973,008.42	\$1,559,331.18	511%
31/05/25	\$7,980,808.83	\$1,576,451.06	506%
30/06/25	\$8,015,925.89	\$1,566,842.01	512%
31/07/25	\$8,019,542.71	\$1,524,903.67	526%
31/08/25	\$8,067,042.76	\$1,566,611.24	515%
30/09/25	\$8,055,785.25	\$1,624,473.10	496%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una mayor liquidez inmediata. Se puede observar un ratio muy alto, mayores a 500% en los datos mostrados, lo cual significa un mal ratio.

c) Bancos Grandes

Tabla 17. Cálculo de ratio: Depósitos Plazo sobre con Interés

Fecha	Plazo	Interés	Ratio
31/01/24	\$12,077,154.95	\$1,749,829.65	690%
29/02/24	\$12,353,743.75	\$1,842,779.29	670%
31/03/24	\$12,630,466.92	\$1,713,746.69	737%
30/04/24	\$12,713,925.21	\$1,714,393.50	742%
31/05/24	\$13,237,349.20	\$1,712,014.33	773%
30/06/24	\$13,729,753.39	\$1,749,391.12	785%
31/07/24	\$14,077,735.35	\$1,752,115.18	803%
31/08/24	\$14,267,959.24	\$1,828,271.52	780%
30/09/24	\$14,422,847.32	\$1,830,592.80	788%
31/10/24	\$14,487,400.05	\$1,846,073.07	785%
30/11/24	\$14,490,526.60	\$1,889,004.96	767%
31/12/24	\$14,593,273.01	\$1,905,484.31	766%
31/01/25	\$14,645,302.64	\$1,837,999.83	797%
28/02/25	\$14,773,872.98	\$1,992,713.23	741%
31/03/25	\$14,574,222.34	\$2,055,702.20	709%
30/04/25	\$14,434,824.83	\$1,844,317.27	783%
31/05/25	\$14,280,249.73	\$1,862,582.25	767%
30/06/25	\$14,308,932.51	\$1,782,693.70	803%
31/07/25	\$14,359,490.96	\$1,792,110.86	801%
31/08/25	\$14,345,521.65	\$1,808,645.88	793%
30/09/25	\$14,422,457.56	\$1,758,839.46	820%

Fuente: tomado de la Superintendencia de Bancos

Para este ratio se espera que sea bajo, lo cual indica que se tiene una mayor liquidez inmediata. Se puede observar un ratio muy alto, mayores a 700% en los datos mostrados, lo cual significa un mal ratio.

3.2. Discusión

3.2.1. Predicciones

En este estudio, se emplearon varios modelos de predicción para analizar y predecir los indicadores financieros. Los algoritmos empleados fueron ARIMA, Suavizamiento Exponencial de Holt-Winters y XGBoost. Cada uno de estos fue evaluado sobre las series temporales que se componen de 44 meses de historia.

El modelo ARIMA mostró un bajo rendimiento, ya que se tienen pocas observaciones (44 meses en este caso). ARIMA es potente para capturar patrones en series de tiempo, sin embargo, su desempeño fue limitado por las características mencionadas anteriormente y, por lo tanto, no se pudo captar patrones.

En comparación con los demás modelos, el método de suavizamiento exponencial Holt-Winters fue el que mejor rendimiento mostró. Consideré que su capacidad para capturar tanto la estacionalidad como la tendencia resultó especialmente útil en series de tiempo con pocas observaciones.

Una de las razones por las que funcionó bien es que se adaptó con facilidad a los cambios de nivel en los datos. Además, las predicciones que generó fueron más precisas en comparación con los otros enfoques evaluados.

Por otro lado, el modelo XGBoost permitió capturar patrones complejos entre las variables, mejorando las predicciones. Sin embargo, aunque XGBoost tuvo mejores resultados, su desempeño fue bajo en la captura de patrones en las series de tiempo debido a la misma escasez de datos.

En conclusión, Holt-Winters fue el mejor modelo en este análisis, ya que se adaptó a los cambios de nivel de las series de tiempo. Los resultados obtenidos con Holt-Winters proporcionaron una mayor capacidad predictiva, con una limitación de observaciones.

3.2.2. Indicadores Financieros

En este estudio, se midieron los indicadores financieros de los bancos segmentados por tamaño. Se compararon distintos ratios (reales y pronosticados) para evaluar la gestión de riesgos. Al analizar los ratios se detectó que los grandes bancos presentan un mejor rendimiento en los indicadores, seguido por los bancos medianos, y finalmente, los bancos pequeños. Esto significa que estos bancos tienen una gran capacidad para manejar su cartera de crédito y disponen de mejores mecanismos para la gestión de riesgos.

Los bancos medianos mostraron un rendimiento regular comparado con los grandes bancos. Esto significa que este segmento de bancos tiene menor capacidad de recursos para enfrentar situaciones complejas.

Por último, los bancos pequeños presentaron los resultados más bajos, lo cual significa que cuentan con una menor capacidad de gestión de riesgos. Esto se muestra evaluando el desempeño de sus ratios.

Este análisis confirma que los bancos grandes tienen una mayor capacidad para gestionar riesgos. Esto valida la hipótesis inicial de que la segmentación de bancos por tamaño es trascendental para definir y seguir estrategias de gestión de riesgos más efectivas.

3.2.3. Análisis de Resultados

En el marco de esta investigación se establecieron tres preguntas clave orientadas a examinar la gestión del riesgo crediticio y de liquidez en el sistema bancario ecuatoriano, considerando diferencias según el tamaño de las instituciones. A continuación, se presentan las respuestas fundamentadas a cada una de ellas, junto con una valoración crítica sobre el grado de cumplimiento del estándar académico y metodológico propuesto.

1. ¿Cómo cambia la gestión de riesgos entre los diferentes tamaños de bancos?

La investigación logró identificar diferencias significativas entre bancos grandes, medianos y pequeños. Se observó que los bancos grandes implementan estrategias más sofisticadas, respaldadas por infraestructura tecnológica avanzada y equipos especializados en riesgos. Por su parte, los bancos medianos y pequeños tienden a aplicar controles más manuales y operativos, con menor grado de automatización y prevención.

2. ¿Qué indicadores entre la cartera de crédito y los depósitos evalúan de mejor manera el riesgo de crédito?

A través del análisis de datos y la implementación de modelos ARIMA, Holt-Winters y XGBoost, se demostró que la cartera por vencer, la cartera vencida y los depósitos captados son indicadores críticos para monitorear el riesgo de crédito y la estabilidad de liquidez. La relación entre estos elementos permitió proyectar escenarios de vulnerabilidad y medir tanto la calidad de los activos crediticios como la capacidad de los bancos para financiar sus operaciones [19]

3. ¿Cómo pueden los bancos mejorar su estrategia de gestión de riesgos para su estabilidad financiera a largo plazo?

El estudio propone recomendaciones basadas en los hallazgos: adopción de modelos predictivos, segmentación adaptativa de políticas según el tamaño del banco, monitoreo continuo y uso estratégico de indicadores clave. Se destaca también la necesidad de fortalecer capacidades institucionales y tecnológicas.

CAPÍTULO IV

3. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1. Conclusiones

Este estudio evaluó la gestión de riesgos mediante la relación de indicadores financieros y el tamaño de cada banco.

A lo largo del estudio se reconocieron los principales indicadores financieros que permiten evaluar el riesgo de crédito en el sistema bancario ecuatoriano, tales como la tasa de morosidad, el nivel de provisiones y la concentración de cartera. Esta identificación, segmentada por el tamaño de las instituciones, permitió establecer comparaciones relevantes entre grupos de bancos.

Mediante el uso de herramientas estadísticas y modelos de predicción como ARIMA, Holt-Winters y XGBoost, fue posible analizar el comportamiento de estos indicadores a lo largo del tiempo. Los resultados evidencian que es factible anticipar cambios en el riesgo crediticio a corto plazo, especialmente en entidades financieras con mayores volúmenes de datos y capacidad analítica.

Al comparar bancos grandes, medianos y pequeños, se identificaron diferencias significativas en la manera en que enfrentan el riesgo de crédito. Mientras los bancos grandes disponen de mayores recursos para aplicar metodologías avanzadas, las entidades más pequeñas presentan limitaciones en aspectos técnicos y operativos que restringen su capacidad de respuesta ante riesgos financieros.

Finalmente, se plantearon recomendaciones orientadas a cada segmento del sector bancario, enfocadas en fortalecer los sistemas de monitoreo del riesgo de crédito. Se destaca la importancia de incorporar herramientas de análisis predictivo, capacitar al personal en ciencia de datos y mejorar la infraestructura tecnológica como medidas clave para promover una gestión de riesgos más eficaz y sostenible.

En general, este estudio muestra que la segmentación por tamaño de banco incide en la capacidad para gestionar los riesgos de crédito. También sugiere que las

estrategias de los bancos grandes son más adecuadas para la estabilidad financiera del sector bancario en Ecuador.

4.2. Recomendaciones

Las siguientes recomendaciones están basadas en los hallazgos de este estudio:

1. Es recomendable que futuros estudios consideren la integración de variables macroeconómicas junto con los indicadores financieros internos, para fortalecer la capacidad predictiva de los modelos. Esta combinación podría ofrecer una visión más contextualizada del riesgo de crédito.
2. Se propone explorar el diseño de sistemas de alerta temprana automatizados, apoyados en algoritmos de aprendizaje automático, que permitan anticipar el deterioro de la cartera crediticia.
3. Se recomienda ampliar el ámbito de análisis incluyendo entidades como cooperativas de ahorro y crédito u otras instituciones financieras no bancarias, con el fin de contrastar las prácticas actuales y validar si los modelos desarrollados para bancos son aplicables en otros sectores del sistema financiero.

Finalmente, se plantea la necesidad de impulsar la formación continua del personal financiero en temas relacionados con el análisis de datos y la modelación estadística, mejorar las estrategias de gestión de riesgos, usar modelos predictivos y promover una gestión proactiva de los indicadores financieros son pasos necesarios para garantizar la estabilidad financiera de los bancos en Ecuador.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

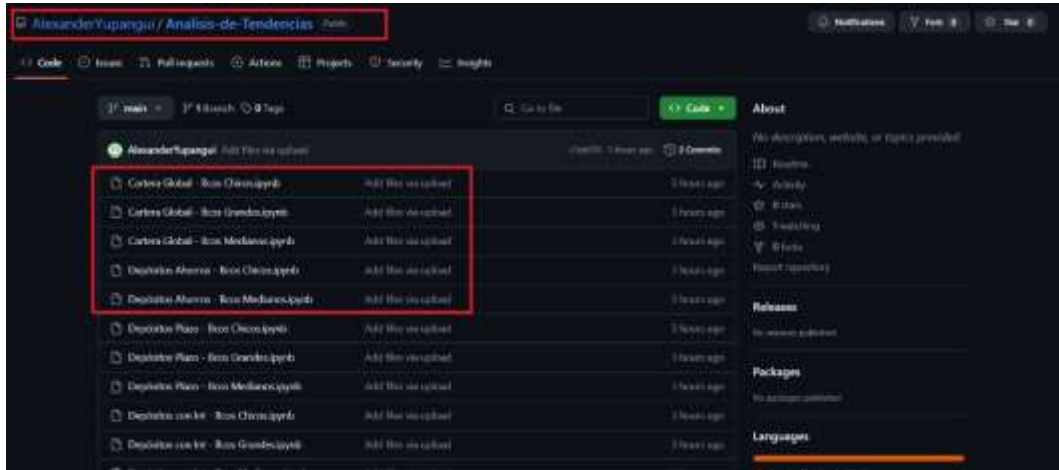
- [1] J. A. Espinoza Quispe, “La gestión del riesgo en la administración financiera: Estrategias y herramientas,” *Innovasciences Business*, vol. 4, no. 1, pp. 1–12, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5281/zenodo.12747014>.
- [2] S. T. Rahman, *Gestión de riesgos en la banca y establecimiento de un modelo de clasificación del riesgo de crédito*. Saarbrücken, Alemania: Editorial Académica Española, 2022.
- [3] Superintendencia de Bancos del Ecuador, *De la gestión y administración de riesgos*. Quito, Ecuador: Superintendencia de Bancos del Ecuador, 2017. [En línea]. Disponible en: https://www.superbancos.gob.ec/bancos/wp-content/uploads/downloads/2017/06/L1_X_cap_I.pdf.
- [4] J. A. Soler Ramos, M. M. Contreras Herrera y M. J. Castillo Díaz, *Gestión de riesgos financieros: Un enfoque práctico para países latinoamericanos*. Washington, D.C.: Banco Interamericano de Desarrollo, 2019. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.18235/0012546>.
- [5] A. G. Uguña-Vivar y M. M. Torres-Palacios, “Análisis de la gestión de riesgos operativos en los estados financieros de las instituciones financieras,” *Rev. Multidiscip. Perspect. Investigativas*, vol. 4, especial, pp. 148–155, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.62574/rmpi.v4iespecial.119>.
- [6] L. A. Morán Macías, N. J. Pincay Vinces, O. J. Abrigo Vivas y L. G. Rojas Parraga, “Gestión de riesgos financieros en empresas de servicios en Ecuador ante la amenaza del COVID-19,” *Acta Universitaria*, vol. 31, pp. 1–18, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.15174/au.2021.3139>.
- [7] K. G. Lay, *Análisis del riesgo bancario*, 3.^a ed. Washington, D.C.: Banco Mundial, 2009. [En línea]. Disponible en: <https://documents1.worldbank.org/curated/en/289411468167659269/pdf/482380PUB0SPAHI1isk103rd0Ed10Spanish.pdf>.
- [8] Banco de España, “El Banco de España recomienda a la banca extremar la vigilancia sobre la liquidez y el crédito en plena guerra comercial,” *Cinco*

- Días – El País*, 28 mayo 2025. [En línea]. Disponible en: <https://cincodias.elpais.com/economia/foro-creo-creando-oportunidades/2025-05-28/el-banco-de-espana-recomienda-a-la-banca-extremar-la-vigilancia-sobre-la-liquidez-y-el-credito-en-plena-guerra-comercial.html>.
- [9] C. P. Zans Rivera, *Gestión de riesgos y rentabilidad financiera del Banco de la Nación del Perú, 2019–2020* [Tesis de maestría, Universidad de San Martín de Porres], Repositorio USMP, 2023. [En línea]. Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.12727/12337>.
- [10] A. García, *Clasificación de riesgo crediticio mediante técnicas de Machine Learning para una institución financiera* [Trabajo de grado, Escuela Superior Politécnica del Litoral], 2023..
- [11] R. Martínez Quiroga, *Modelización del riesgo de crédito con técnicas de Machine y Deep Learning* [Trabajo de fin de máster, Universidad Carlos III de Madrid], 2024.
- [12] W. Ossa Giraldo y V. Jaramillo Marín, *Machine Learning para la estimación del riesgo de crédito en una cartera de consumo* [Trabajo de grado, Universidad EAFIT], 2021.
- [13] J. Grau Álvarez, *Machine Learning y riesgo de crédito* [Trabajo de fin de grado, Universidad Pontificia Comillas], 2020.
- [14] P. García-España Simó, *Diseño e implementación de un modelo de cuantificación de riesgo de crédito de una entidad bancaria* [Trabajo de fin de grado, Universitat Politècnica de València], 2023.
- [15] A. L. Gómez Gutiérrez y E. I. Sosa Bracco, *Análisis de sesgo de modelos de aprendizaje automático en la predicción de riesgo de crédito en la banca en el Ecuador* [Trabajo de grado, Universidad Politécnica Salesiana], 2023.
- [16] M. García, *Modelos recientes de la estadística y el riesgo de crédito* [Trabajo de fin de máster, Universidad de Zaragoza], 2019.

- [17] I. T. J. a. J. Cadima, THE ROYAL SOCIETY, *Principal component analysis: a review and recent developments*, 13 april 2016. Available: <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>.
- [18] S. Few, *Information dashboard design: Displaying data for AT-a-aGlance Monitoring*, Analytics Press, 2013.
- [19] Greuning, H. V., & Bratanovic, S. B. (2003). *Analyzing and managing banking risk: A framework for assessing corporate governance and financial risk* (2nd ed.). World Bank Publications.

ANEXOS

Anexo1. Alojamiento código GitLab



Anexo2. Base de Datos usada para su procesamiento

FECHA	Carteras Global_BP_CHICOS	Carteras Global_BP_GRANDE	Carteras Global_BP_MEDIANO	Depositos Ahorro_BP_CHICOS	Depositos Ahorro_BP_GRANDE	Depositos Ahorro_BP_MEDIANO	Depositos Plazo_BP_CHICOS	Depositos Plazo_BP_GRANDE	Depositos Plazo_BP_MEDIANO	Depositos con IR_BP_CHICOS	Depositos con IR_BP_GRANDE	Depositos con IR_BP_MEDIANO
1	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
2	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
3	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
4	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
5	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
6	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
7	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
8	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
9	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
10	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
11	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
12	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
13	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
14	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
15	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
16	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
17	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
18	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
19	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
20	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
21	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972
22	494171,0202	12120720,48	4918407,036	140178,3754	7073466,071	2778021,989	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972	478922,972