

Universidad del Valle de Guatemala
Facultad de Ingeniería



Propuesta de mejora en el modelo de estimación de las pérdidas crediticias esperadas para desarrollar una cartera crediticia más certera para el área de créditos en la institución bancaria BAM, por medio de nuevos modelos de pronósticos

Trabajo de graduación presentado por
María Alejandra Pérez Quintana
para optar al grado de Licenciada en Ingeniería Industrial

Guatemala
2024

Universidad del Valle de Guatemala
Facultad de Ingeniería



Propuesta de mejora en el modelo de estimación de las pérdidas crediticias esperadas para desarrollar una cartera crediticia más certera para el área de créditos en la institución bancaria BAM, por medio de nuevos modelos de pronósticos

Trabajo de graduación presentado por
María Alejandra Pérez Quintana
para optar al grado de Licenciada en Ingeniería Industrial

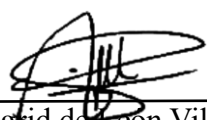
Guatemala
2024

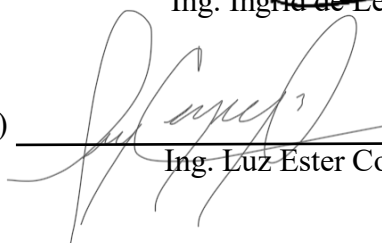
Vo. Bo.:

(f) 
Ing. Pedro Manuel Rendón Aragón

Tribunal examinador:

(f) 
Ing. Pedro Manuel Rendón Aragón

(f) 
Ing. Ingrid de León Vilaseca

(f) 
Ing. Luz Ester Coyoy Orozco

Fecha de aprobación: Guatemala, 01 de diciembre de 2025

PREFACIO

La elaboración de este trabajo de graduación ha sido un viaje de aprendizaje, exploración y crecimiento personal que culmina años de esfuerzo y dedicación académica. Este trabajo no solo refleja el conocimiento adquirido, sino también la evolución de mi capacidad crítica, investigativa y creativa.

Este logro no habría sido posible sin las personas que más valoro, admiro y amo en mi vida. Primero quisiera agradecer a Dios, por darme la confianza, los ánimos y la perseverancia para realizar este trabajo a tal magnitud profesional. Agradezco a mi familia por el apoyo y acompañamiento, a mi papá Axel Pérez por su apoyo incondicional, las palabras de aliento y enseñarme a cumplir cada uno de los objetivos que me proponga durante el curso de mi vida. A mi mamá Maria del Rosario Quintana por enseñarme a trabajar duro, aprender que las palabras tienen poder y que no importa cuánto tiempo pase uno siempre logra llegar a la meta. A mi hermano Axel Enrique Pérez por enseñarme que siempre hay una solución para todo, que con trabajo y dedicación uno puede llegar a realizar lo que uno se promete, por aconsejarme y siempre escucharme. A mi madrastra Rebecca Kababie, por escucharme y darme palabras de aliento, y enseñarme que al final del día siempre sale el sol.

Quiero dedicar un agradecimiento especial a Pedro Rendón, cuyo apoyo y guía fueron fundamentales en la realización de este trabajo. Su paciencia, conocimiento y dedicación no solo enriquecieron el desarrollo de esta tesis, sino que también dejaron una huella significativa en mi crecimiento académico y personal. Finalmente, quiero expresar mi más sincero agradecimiento a la Universidad del Valle de Guatemala por brindarme la oportunidad de crecer tanto académica como personalmente. Este espacio no solo me ofreció las herramientas necesarias para desarrollar mis capacidades, sino también un entorno inspirador que fomentó mi curiosidad, mi disciplina y mi compromiso con el aprendizaje.

Asimismo, quiero expresar mi gratitud hacia el Banco Agromercantil, S.A. que me dieron la oportunidad para realizar este proyecto, aportando información, recursos y su experiencia, los cuales fueron indispensables para alcanzar los objetivos planteados. Espero que este trabajo no solo cumpla con los estándares académicos requeridos, sino que también sea un aporte significativo para la comunidad interesada en la cartera crediticia, sirviendo como base para futuras investigaciones y desarrollos.

ÍNDICE

PREFACIO	v
LISTADO DE FIGURAS	vii
LISTADO DE TABLAS	viii
RESUMEN	ix
ABSTRACT	x
1. INTRODUCCIÓN	1
2. OBJETIVOS	2
2.1. Objetivo general	2
2.2. Objetivos específicos	2
3. ALCANCE Y LIMITACIONES	3
4. JUSTIFICACIÓN	4
5. MARCO TEÓRICO	5
5.1. Cartera crediticia	5
5.2. Cisne Negro	5
5.3. Tipos de crédito	5
5.4. Cobertura	6
5.5. Razón de morosidad	6
5.6. Provisión	6
5.7. Valor presente neto	6
5.8. Pronóstico	7
5.9. Matrices de riesgo	7
5.10. Diagrama de Ishikawa	8
5.11. Valoración de escenarios	8
5.12. FODA	8
5.13. Indicadores de desempeño	9
5.14. Valor en Riesgo (VaR)	9
5.15. Simulación de Monte Carlo	9
6. METODOLOGÍA	11
6.1. Fase 1. Evaluación interna e interpretación del modelo ECL de pérdida esperada	11
6.2. Fase 2. Investigación de metodologías relacionadas a la cartera crediticia	11
6.3. Fase 3. Comparación de la metodología encontrada al modelo del banco.	12
6.4. Fase 4. Elaboración de propuesta, junto a un plan detallado del modelo establecido.	12
7. PRONÓSTICO DE LA DEMANDA ACTUAL	13
7.1. Fortalezas	13

7.2. Oportunidades	14
7.3. Amenazas.....	15
7.4. Debilidades.....	15
8. PRECISIÓN DE TRIMESTRES	17
9. INVESTIGACIÓN DE METODOLOGÍAS.....	20
9.1. Factores importantes para la metodología	20
9.2. Descripción de metodologías encontradas.....	22
10. EVALUACIÓN DE METODOLOGÍA	24
10.1. Definir las metodologías por sus fortalezas	24
10.2. Definir las metodologías por sus debilidades.....	25
11. VALUACIÓN DE AMBAS METODOLOGÍAS ANTE EL MODELO ACTUAL	28
12. MODELO FINAL DE LA METODOLOGÍA.....	33
13. ANÁLISIS DE RIESGO.....	40
13.1. Gráfica de Ishikawa	40
13.2. Matriz de riesgo.....	42
13.3. Análisis de escenarios.....	44
14. COMPARACIÓN FINAL DEL MODELO	47
14.1. Modelado en Power BI	47
14.2. Discusión	49
15. Manual del usuario.....	51
16. CONCLUSIONES	53
17. RECOMENDACIONES	54
18. BIBLIOGRAFÍA.....	55
19. Anexos	61

LISTADO DE FIGURAS

Figura 1: Índice de cobertura	6
Figura 2: Razón de morosidad.....	6
Figura 3: Valor presente neto	7
Figura 4: Matriz de riesgo	8
Figura 5: Precisión del primer trimestre	17
Figura 6: Precisión del segundo semestre.....	18
Figura 7: Comportamiento de la cartera vencida a 30 días	20
Figura 8: Comportamiento de la cartera vencida a 90 días	20
Figura 9: Comportamiento de la tasa de castigo	21
Figura 10: Ejemplo del comportamiento de provisión vs días de mora.....	21
Figura 11: VaR ICV 30	29

Figura 12: VaR ICV 90	29
Figura 13: VaR Cobertura.....	30
Figura 14: Simulación de Monte Carlo ICV30.....	31
Figura 15: Simulación de Monte Carlo ICV90.....	31
Figura 16: Simulación de Monte Carlo Cobertura	32
Figura 17: Gráfico de abanico del ICV30.....	35
Figura 18: Gráfico de abanico del ICV90.....	35
Figura 19: Gráfico de abanico del Cobertura	36
Figura 20: Histograma ICV30.....	37
Figura 21: Histograma ICV90.....	37
Figura 22: Histograma Cobertura	38
Figura 23: Diagrama de dispersión ICV30 vs ICV90	39
Figura 24: Sesgos en los modelos históricos.....	40
Figura 25: Eventos atípicos en las proyecciones.....	41
Figura 26: Matriz de riesgo.....	42
Figura 27: ICV30 – Comparación del modelo anterior vs actual	47
Figura 28: ICV90 – Comparación del modelo anterior vs actual	48
Figura 29: Cobertura – Comparación del modelo anterior vs actual.....	48

LISTADO DE TABLAS

Tabla 1. Análisis FODA	13
Tabla 2: Datos del primer trimestre	17
Tabla 3: Datos del segundo trimestre.....	18
Tabla 4. Fortalezas y debilidades de las metodologías	24
Tabla 5: Resultados metodología VaR.....	28
Tabla 6: Resultados Monte Carlo	30
Tabla 7: Resultados ICV30	33
Tabla 8: Resultados ICV90	34
Tabla 9: Resultados cobertura	34
Tabla 10. Clasificación de cliente según su riesgo	43
Tabla 11. Escenario optimista ICV30	44
Tabla 12. Escenario optimista ICV90	44
Tabla 13. Escenario optimista cobertura.....	45
Tabla 14. Escenario pesimista ICV30	45
Tabla 15. Escenario pesimista ICV90	46
Tabla 16. Escenario pesimista cobertura	46
Tabla 17: Indicadores de éxitos	52

RESUMEN

Las reservas para riesgos crediticios representan un componente fundamental en los estados financieros de las entidades bancarias, dado su impacto sustancial en el desempeño financiero de estas instituciones. En el caso específico del Banco Agromercantil, S.A. (BAM), la gestión efectiva de dichas reservas adquiere una relevancia crítica para garantizar su estabilidad financiera a largo plazo. En consecuencia, el fortalecimiento de los métodos de proyección empleados para la estimación de las reservas de riesgo crediticio se torna imperativo, con el fin de facilitar una anticipación adecuada de las decisiones estratégicas y operativas. En ese momento, el BAM contaba con un modelo denominado "cartera crediticia", cuyo objetivo primordial radicaba en monitorear el incumplimiento de pago por parte de los clientes y anticipar posibles escenarios futuros. Dicho modelo se sustentaba en supuestos cuidadosamente seleccionados, con el propósito de reflejar con precisión el comportamiento de la cartera crediticia, lo cual resultaba vital para una toma de decisiones informada y estratégica.

En respuesta a la necesidad de mejorar la precisión y eficacia de su cartera crediticia, el BAM propuso la implementación de un nuevo modelo de estimación de pérdidas crediticias. Este enfoque buscaba aplicar pronósticos más precisos y actualizados, lo que le permitió al banco anticipar de manera más certera el comportamiento de la cartera y, por ende, reducir el riesgo crediticio. Además, se integraron herramientas del área de Ingeniería Industrial para apoyar en la gestión del riesgo, ofreciendo planes y estrategias efectivas para abordar situaciones de pérdida o riesgo significativo. Este enfoque multidisciplinario fue clave para enfrentar los desafíos del entorno financiero de ese momento y asegurar la sostenibilidad a largo plazo del banco.

Para llevar a cabo este estudio, se implementaron pasos y estrategias cuidadosamente diseñados. Se inició con un análisis exhaustivo de datos, utilizando tanto Excel como Python para explorar y comprender el modelo actual y los datos disponibles. Posteriormente, se realizó una investigación detallada para identificar diferentes metodologías que mejoraran el modelo existente. Una vez seleccionada la metodología más adecuada, se procedió a comparar los resultados obtenidos con el nuevo modelo con los del modelo actual del banco. Además, se proyectaron los resultados de forma gráfica utilizando herramientas como Power BI y se utilizaron técnicas de análisis de riesgo, como la matriz de riesgo, el diagrama de Ishikawa y la valoración de escenarios. Finalmente, se desarrolló un manual de usuario tanto para el nuevo modelo como para las herramientas de análisis de riesgo, asegurando así su correcta implementación y utilización en el banco.

La implementación de esta metodología busca mejorar la precisión de la cartera crediticia del BAM en un 20%, prevenir riesgos relacionados con el pago de los clientes y minimizar las pérdidas financieras. Esto fortaleciendo la posición del banco en el mercado y contribuyendo a su crecimiento sostenible y al cumplimiento de sus objetivos estratégicos a largo plazo. Por ende, este estudio se convertirá en una valiosa contribución al sector bancario.

ABSTRACT

Credit risk reserves represent a fundamental component in the financial statements of banking institutions, given their substantial impact on the financial performance of these entities. In the specific case of Banco Agromercantil, S.A. (BAM), the effective management of such reserves acquires critical relevance to ensure long-term financial stability. Consequently, strengthening the projection methods used for estimating credit risk reserves becomes imperative, in order to adequately anticipate strategic and operational decisions. At that time, BAM had a model called “credit portfolio,” whose primary objective was to monitor customer payment defaults and anticipate possible future scenarios. This model was based on carefully selected assumptions, with the purpose of accurately reflecting the behavior of the credit portfolio, which was vital for informed and strategic decision-making.

In response to the need to improve the accuracy and effectiveness of its credit portfolio, BAM proposed the implementation of a new model for estimating credit losses. This approach sought to apply more precise and updated forecasts, enabling the bank to more accurately anticipate portfolio behavior and, therefore, reduce credit risk. In addition, tools from the field of Industrial Engineering were integrated to support risk management, offering effective plans and strategies to address situations of loss or significant risk. This multidisciplinary approach was key to facing the challenges of the financial environment at that time and ensuring the bank’s long-term sustainability.

To carry out this study, carefully designed steps and strategies were implemented. It began with an exhaustive data analysis, using both Excel and Python to explore and understand the current model and available data. Subsequently, detailed research was conducted to identify different methodologies that could improve the existing model. Once the most appropriate methodology was selected, the results obtained with the new model were compared with those of the bank’s current model. Furthermore, the results were projected graphically using tools such as Power BI, and risk analysis techniques were applied, including the risk matrix, the Ishikawa diagram, and scenario evaluation. Finally, a user manual was developed for both the new model and the risk analysis tools, thus ensuring their proper implementation and use within the bank.

The implementation of this methodology aims to improve the accuracy of BAM’s credit portfolio by 20%, prevent risks related to customer payments, and minimize financial losses. This strengthens the bank’s position in the market and contributes to its sustainable growth and the achievement of its long-term strategic objectives. Therefore, this study will become a valuable contribution to the banking sector.

1. INTRODUCCIÓN

La crisis financiera de 2008 en Wall Street marcó un punto crítico en la historia económica global. El colapso del sistema crediticio fue uno de los factores desencadenantes más importantes, junto con la volatilidad en los mercados bursátiles y la restricción en la financiación externa. Esto puso de manifiesto la necesidad urgente de entender y prevenir los riesgos financieros, como el incumplimiento de pagos y la pérdida de reservas. Esta crisis enseñó que el análisis de pérdida crediticia era esencial para evitar situaciones similares en el futuro. En respuesta, se desarrollaron normativas como IFRS 9 y CECL, que reemplazaron el modelo de pérdida incurrida por uno de pérdida esperada, obligando a las instituciones financieras a anticipar pérdidas antes de que ocurran y fortaleciendo así la resiliencia del sistema financiero (Financial Accounting Standards Board [FASB], 2016; International Accounting Standards Board [IASB], 2014).

En respuesta a esta necesidad, el Banco Agromercantil, S.A. (BAM), propuso un nuevo enfoque para estimar las pérdidas crediticias. Este enfoque buscaba mejorar la precisión de la cartera crediticia del banco y reducir el riesgo crediticio. Para lograrlo, se integraron herramientas de Ingeniería Industrial y se desarrollaron planes y estrategias efectivas. Este enfoque multidisciplinario resultó crucial para enfrentar los desafíos financieros de ese momento y garantizar la sostenibilidad a largo plazo del banco.

Para llevar a cabo este estudio, se siguió un plan cuidadosamente diseñado. Se comenzó con un análisis exhaustivo de datos utilizando Excel y Python, seguido de una investigación detallada para identificar nuevas metodologías. Una vez seleccionada la mejor metodología, se compararon los resultados con el modelo actual del banco. Además, se utilizaron herramientas como Power BI y técnicas de análisis de riesgo para proyectar los resultados y evaluar escenarios potenciales. Finalmente, se desarrolló un manual de usuario para garantizar la correcta implementación del nuevo modelo y las herramientas de análisis de riesgo en el banco.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo general

Elaborar una propuesta de mejora en el modelo de estimación de las pérdidas crediticias esperadas para desarrollar una cartera crediticia más certera para el área de créditos en la institución bancaria BAM, por medio de nuevos modelos de pronósticos.

2.2. Objetivos específicos

1. Analizar el modelo de *Pérdidas Crediticias Esperadas* (ECL) actualmente utilizado para identificar sus fortalezas y debilidades, mediante la precisión de pronósticos de los últimos 2 trimestres.
2. Evaluar un mínimo de dos diferentes metodologías de pérdidas crediticias que fortalezcan el análisis estadístico mediante el cálculo de la precisión de pronósticos a un año.
3. Evaluar el impacto en la cartera crediticia analizando que el riesgo crediticio sea menor al modelo actual mediante el porcentaje de cobertura y el nivel de riesgo.
4. Desarrollar el plan de implementación del nuevo modelo que permita dar a conocer el modelo propuesto, así como la estimación de los recursos necesarios y los indicadores de éxito pertinentes para su ejecución.

3. ALCANCE Y LIMITACIONES

La realización de este trabajo de graduación requirió una cuidadosa consideración del tiempo disponible y de los recursos necesarios para alcanzar los objetivos previamente establecidos. En el contexto de proponer mejoras al modelo de estimación de la pérdida crediticia esperada, fue necesario considerar el tiempo requerido para realizarlas. Por consiguiente, se planificó iniciar este estudio en enero de 2024 y concluirlo en septiembre 2025. Este se basó en la división del proyecto en cuatro etapas, las cuales fueron diseñadas en base al conocimiento adquirido durante el transcurso de la carrera de ingeniería industrial. Cada una de estas etapas abordó aspectos específicos del proceso de mejora del modelo, asegurando así un enfoque sistemático y completo en la búsqueda de soluciones.

Cada una de estas cuatro etapas estuvo centrada en un objetivo específico y orientada hacia diferentes áreas de excelencia. La primera etapa se enfocó en finanzas y economía, para analizar el estado actual de la cartera del banco. En la segunda etapa, el enfoque se trasladó al liderazgo y la estrategia empresarial, buscando implementar métodos innovadores que beneficiaran estratégicamente a la institución financiera. La tercera etapa se centró en el análisis de datos, para examinar todos los datos disponibles y evaluar los riesgos. Por último, la cuarta etapa se orientó hacia la gestión de proyectos, mediante la formulación de propuestas con indicadores claros, lo que promovió la organización y el control efectivo de los recursos. Esta estructura garantizó una cobertura integral de aspectos clave para el desarrollo y la mejora continua del banco.

Por otro lado, se reconoció la relevancia de las fuentes de información relacionadas con la cartera crediticia, las cuales se clasificaron como fuentes primarias, como informes del departamento, investigaciones e informes técnicos, entre otros. También se clasificaron como fuentes secundarias, donde se utilizaron libros académicos, bases de datos y censos. Estas fuentes abarcaban tanto el ámbito nacional como internacional, y fueron ampliamente utilizadas por diversas entidades bancarias para evaluar el riesgo de pérdida de la cartera crediticia asociada a sus estados financieros. Es importante destacar que estas fuentes de información estuvieron disponibles en formatos físicos y digitales, lo que amplió significativamente su disponibilidad y utilidad para los objetivos.

Asimismo, se destacó las limitaciones innatas al presente estudio. Una de ellas residió en la disponibilidad de datos financieros, limitados a registros históricos desde 2018 proporcionados por la entidad bancaria en cuestión. Además, se encontró la restricción en la selección de datos para el análisis, los cuales estaban preseleccionados para la cartera y los supuestos de los trimestres subsiguientes. Se subrayó que el Banco Agromercantil de Guatemala, S.A. (BAM) otorgó el permiso para investigar en su cartera crediticia, salvaguardando la confidencialidad y privacidad de los clientes. Por ende, se acordó emplear datos ficticios generados mediante un algoritmo modificativo, preservando así la integridad de la información sensible.

4. JUSTIFICACIÓN

Esta investigación se centró en abordar una brecha identificada en el análisis de la gestión de la cartera crediticia en una entidad bancaria desde una perspectiva académica. Se exploró cómo se llevaba a cabo este proceso en una institución bancaria y si existían oportunidades para mejorarlo con el fin de obtener resultados más precisos y efectivos. La relevancia de este tema en el ámbito financiero radicaba en la necesidad de comprender mejor cómo las prácticas de gestión de cartera influían en el rendimiento y la estabilidad de una entidad bancaria. Además, se buscó demostrar cómo las herramientas y conceptos de la carrera de Ingeniería Industrial podían aplicarse en el análisis y la optimización de procesos en el sector financiero. Con esta investigación, se contribuyó al cuerpo existente de conocimiento en gestión financiera y se proporcionaron recomendaciones prácticas para profesionales del sector y académicos interesados en este tema, ofreciendo sugerencias concretas para mejorar la eficiencia y efectividad de la gestión de la cartera crediticia en instituciones bancarias.

Este estudio tuvo como objetivo brindar apoyo práctico al Banco Agromercantil de Guatemala, S.A., no solo para mantener una cartera crediticia con un menor riesgo, sino también para establecer mecanismos efectivos de detección y manejo del riesgo crediticio. La cartera crediticia era una de las áreas más críticas para el banco, ya que cualquier tipo de préstamo, desde tarjetas de crédito hasta inversiones, conllevaba el riesgo de que los clientes incumplieran con los pagos, lo que podía afectar significativamente la liquidez del banco. Por lo tanto, esta investigación propuso ofrecer al banco alternativas para gestionar su cartera de manera más efectiva y evitar pérdidas financieras significativas. Se esperaba que los hallazgos y recomendaciones de este estudio proporcionaran al banco herramientas y estrategias prácticas para mitigar el riesgo crediticio y mejorar su estabilidad financiera a largo plazo.

5. MARCO TEÓRICO

5.1. Cartera crediticia

La cartera crediticia se refiere a un conjunto diversificado de préstamos, bonos y otras formas de deuda que una institución financiera otorga a sus clientes. La cartera es una fuente crucial de ingresos para la entidad, ya que los intereses derivados de estas operaciones son una parte significativa de sus ganancias. Sin embargo, la cartera crediticia también conlleva riesgos, principalmente el riesgo de pérdida crediticia, que surge cuando los prestatarios no cumplen con sus obligaciones de pago (Gobierno de México, 2012).

5.2. Cisne Negro

El Cisne Negro es una metáfora que se utiliza en el ámbito económico. Este explica los sucesos que ocurren por sorpresa, que nadie había podido prever ni tomar en cuenta, ya que termina teniendo un gran impacto y repercusión. El creador de esta teoría, Nassim Nicholas Taleb, cuestionaba los análisis económicos a futuro mediante predicciones con datos pasados, que al final se vería con la aparición del cisne negro (Santander, 2021).

5.3. Tipos de crédito

El crédito se define como un préstamo de dinero otorgado por una institución financiera a un cliente, con el compromiso de que este último devolverá el monto prestado en el futuro. La devolución del préstamo puede realizarse a través de pagos periódicos, conocidos como cuotas, o mediante un único pago al vencimiento del crédito. En el caso de los créditos con pagos periódicos, se aplica un interés que compensa el tiempo durante el cual el prestamista no dispuso del monto prestado. Este interés se determina según diversos factores, como el riesgo asociado al préstamo, las condiciones del mercado y las políticas financieras de la institución prestamista (CMF Educa, s. f.).

Existen tres tipos comunes de créditos en las instituciones financieras.

5.3.1. Créditos de consumo

El crédito de consumo es un préstamo otorgado por una entidad financiera a un cliente para financiar la adquisición de bienes o servicios para el consumo personal. Este tipo de crédito se establece con un plazo de pago definido, el cual puede variar desde meses a varios años. Esto depende de la institución financiera y las necesidades del préstamo del cliente (CMF Educa, s. f.).

5.3.2. Créditos comerciales

El crédito comercial es un tipo de financiamiento por una entidad financiera a unas empresas de diversos tamaños para satisfacer sus necesidades de capital de trabajo. Este tipo de crédito se establece para ser pagado en el corto y mediano plazo, lo que permite a las empresas obtener el financiamiento necesario para sus operaciones y proyectos comerciales sin comprometer sus activos a largo plazo. Igualmente, este tipo de crédito incluye la tasa de interés a los plazos de pago (CMF Educa, s. f.).

5.3.3. Créditos hipotecarios

El crédito hipotecario es otorgado por la entidad financiera para la adquisición de una propiedad, terreno, o bien construcción de viviendas y otros bienes raíces. Este tipo de crédito se caracteriza por la garantía de una hipoteca sobre el bien adquirido, el cual brinda seguridad tanto al prestamista como a la entidad. Por lo general, este crédito se paga a largo plazo, lo que permite al prestamista realizar pagos periódicos en el tiempo. Normalmente este tipo se paga alrededor de 8 a 40 años, esto dependiendo de la entidad financiera (CMF Educa, s. f.).

5.4. Cobertura

La cobertura es una estrategia financiera para mitigar riesgos y pérdidas potenciales. Esta es una herramienta que busca reducir al mínimo el impacto negativo que podría tener en eventos, proporcionando así una capa de seguridad y estabilidad tanto a las instituciones financieras como los clientes. (Scotiabank, 2024) La cobertura arraiga en la implementación de medidas que contrarresten el impacto de posibles cambios en la tasa de interés, tipo de cambio, entre otros.

Figura 1: Índice de cobertura

$$\text{Índice de Cobertura} = \frac{\text{Provisiones por Colocaciones}}{\text{Cartera Atrasada}}$$

Fuente: Chacaliaza et al., 2013.

5.5. Razón de morosidad

El Ratio de mora o razón de mora, es un indicador financiero utilizado para medir el porcentaje de préstamo moroso en relación con el total de la cartera de créditos de una entidad financiera. Esta razón nos ayuda a evaluar la salud financiera de una institución ya que nos proporciona información crucial sobre la capacidad de recuperación de los fondos prestados (Estrategias de Inversión, s. f.).

Figura 2: Razón de morosidad

$$\text{Ratio de morosidad} = \frac{\text{préstamos morosos}}{\text{préstamos totales}}$$

Fuente: Mira, 2018.

5.6. Provisión

La provisión es una reserva financiera que las entidades bancarias establecen para cubrir posibles pérdidas asociadas con los préstamos o inversiones. Estas provisiones ayudan a las entidades para mitigar el riesgo crediticio y como se podría comportar en el futuro (CMF, 2022).

5.7. Valor presente neto

El valor presente neto (VPN) es una herramienta financiera utilizada para evaluar el valor de una inversión comparando el valor actual de las entradas con el valor actual de las salidas de efectivo durante un periodo. Con esta herramienta las entidades bancarias les permite determinar si es rentable y viable realizar el préstamo con la empresa (Duarte & Fernández, 2013).

El VPN tiene tres diferentes formas de interpretar los resultados. El primero es el VPN positivo el cual nos indica que se espera que genere más flujo de efectivo que la inversión inicial. Luego tenemos el VPN negativo, el cual nos indica lo contrario al VPN positivo, en este

caso nos dice que se genera menos flujos de efectivo que la inversión inicial, lo cual puede generar pérdidas. También tenemos en VPN cero, este nos dice el flujo de efectivo será equivalente a la inversión inicial (Duarte & Fernández, 2013).

Estas diferentes interpretaciones del Valor Presente Neto permite a las entidades bancarias de manera efectiva la rentabilidad y el riesgo asociado con la inversión, ayudando así a tomar decisiones prudentes. Cabe resaltar que el valor presente neto es la suma de los valores presentes de flujos futuros. Las inversiones se consideran negativos y los ingresos positivos (Duarte & Fernández, 2013). Se calcula, usando la siguiente fórmula:

Figura 3: Valor presente neto

$$VPN = \frac{\sum FE}{(1 + i)^t}$$

donde:

VPN = Valor Presente Neto del Proyecto

FE = Flujo de Efectivo en el periodo t

i = Tasa de interés o costo de oportunidad

t = Periodo

Fuente: Jiménez, 2019.

5.8. Pronóstico

El pronóstico se refiere a las predicciones o estimaciones sobre eventos futuros basadas en el análisis del comportamiento pasado y presente. Estas predicciones están íntimamente ligadas al nivel de ingresos y pueden realizarse a corto plazo, mediano plazo e incluso largo plazo, dependiendo de las circunstancias y del horizonte temporal de interés (Euroinova Business School, 2023).

En el ámbito organizacional, los pronósticos son herramientas fundamentales para la planificación y la toma de decisiones. Permiten anticiparse a posibles eventos o contingencias, preparando a la organización para enfrentarlos de manera efectiva. Además, los pronósticos brindan información valiosa que ayuda a determinar la necesidad de tomar decisiones rápidas y estratégicas en respuesta a cambios en el entorno económico, social o competitivo (Euroinova Business School, 2023).

5.9. Matrices de riesgo

La matriz de riesgo es una herramienta utilizada en la gestión de proyectos para analizar y evaluar la probabilidad y la gravedad de los riesgos asociados con el proyecto. Esta herramienta permite a los equipos de proyecto identificar y priorizar los riesgos potenciales, así como desarrollar estrategias para mitigar o gestionar estos riesgos de manera efectiva (Riveros, 2023).

Figura 4: Matriz de riesgo

	Impacto ¿Qué tan severos serían los resultados si ocurriera el riesgo?				
	Insignificante 1	Menor 2	Significativo 3	Mayor 4	Severo 5
5 Casi seguro ¿Cuál es la probabilidad de que ocurra el riesgo?	Medio 5	Alto 10	Muy alto 15	Extremo 20	Extremo 25
4 Probable	Medio 4	Medio 8	Alto 12	Muy alto 16	Extremo 20
3 Moderado	Bajo 3	Medio 6	Medio 9	Alto 12	Muy alto 15
2 Poco probable	Muy bajo 2	Bajo 4	Medio 6	Medio 8	Alto 10
1 Raro	Muy bajo 1	Muy bajo 2	Bajo 3	Medio 4	Medio 5

Fuente: Matriz de Riesgo: Importancia y Ejemplos | SafetyCulture, 2025.

5.10. Diagrama de Ishikawa

El Diagrama de Ishikawa, también conocido como diagrama de causa-efecto o diagrama de espina de pescado, es una herramienta utilizada en la gestión de la calidad para identificar y analizar las causas que contribuyen a un problema o efecto específico en un proceso. Esta técnica gráfica ayuda a visualizar de manera sistemática los diversos factores que pueden influir en la calidad de un producto o servicio. Al utilizar el diagrama de Ishikawa, los equipos de calidad pueden identificar de manera efectiva las causas raíz de un problema, lo que les permite desarrollar estrategias de mejora y tomar medidas correctivas para abordarlas. Esta herramienta contribuye a mejorar la eficiencia y la calidad en los procesos, al tiempo que ayuda a eliminar obstáculos y barreras que puedan afectar negativamente el rendimiento del sistema (Merinas, 2023).

5.11. Valoración de escenarios

La Valoración de Escenario, también conocida como VaR por sus siglas en inglés (Value at Risk), es una medida utilizada en el ámbito financiero para estimar la pérdida máxima que una cartera de inversión puede experimentar dentro de un periodo de tiempo específico, con un nivel de confianza determinado (Blank & Tarquin, 2012).

Esta herramienta proporciona una estimación cuantitativa del riesgo de mercado al que está expuesta una cartera de inversión, permitiendo a los gestores de riesgos y a los inversionistas evaluar y gestionar el riesgo de manera más efectiva. Es importante destacar que la Valoración de Escenario no proporciona la magnitud exacta de las pérdidas, sino una estimación probabilística basada en escenarios históricos o modelos estadísticos (Blank & Tarquin, 2012).

5.12. FODA

El análisis FODA representa una metodología utilizada para el diagnóstico estratégico de organizaciones. Su aplicación implica la realización de un doble estudio, enfocado tanto en el entorno interno como externo de la entidad bajo análisis (Sarlin, et al., 2015).

En cuanto al ámbito interno, conlleva la identificación de las fortalezas y debilidades que caracterizan a la institución en su situación actual. Este examen introspectivo permite reconocer los factores positivos que potencian sus capacidades, así como también aquellos aspectos deficientes que pueden limitar su desempeño óptimo.

Por otro lado, el análisis externo está orientado a la detección de oportunidades y amenazas presentes en el contexto donde opera la organización. Esto posibilita visualizar escenarios favorables que podrían ser aprovechados estratégicamente, a la vez que anticipar

posibles contingencias del entorno que deberían ser mitigadas oportunamente (Sarlin, et al., 2015).

5.13. Indicadores de desempeño

Los indicadores de desempeño son herramientas de medición que brindan datos cuantitativos sobre el desenvolvimiento y logros alcanzados por una institución, programa, actividad o proyecto respecto a su población objetivo o área de intervención. Estos indicadores establecen una relación entre distintas variables, la cual, al ser comparada con periodos previos, productos análogos o metas preestablecidas, permite inferir los avances y niveles de cumplimiento de los objetivos estratégicos y la misión organizacional (Ministerio de Economía y Finanzas, 2010).

Su función primordial es proveer información objetiva y verificable que posibilite evaluar el desempeño de la entidad bajo análisis. Al vincular variables clave mediante una fórmula, los indicadores generan valores numéricos que representan el estado de situación actual. Comparando estos valores con datos históricos, referencias externas o metas planteadas, se pueden identificar tendencias, establecer brechas y determinar el grado de éxito obtenido (Ministerio de Economía y Finanzas, 2010).

5.14. Valor en Riesgo (VaR)

El método de Valor en Riesgo (VaR) se ha consolidado como una herramienta estándar en la gestión de riesgos financieros, especialmente para cuantificar la exposición al riesgo de mercado. Su origen se remonta a la década de 1990, cuando fue desarrollado por el equipo de JP Morgan como parte del proyecto RiskMetrics, con el objetivo de crear una medida de riesgo comprensible y comunicable para profesionales y reguladores (Menichini, 2004).

El VaR estima la pérdida máxima esperada de una cartera en un horizonte temporal determinado, con un nivel de confianza específico. Por ejemplo, un VaR diario de \$1,000 al 95% implica que existe un 5% de probabilidad de que las pérdidas superen ese monto en un día (Economipedia, 2020). Esta capacidad de resumir el riesgo en un solo valor ha facilitado su adopción en instituciones financieras, tanto para fines internos como regulatorios.

Existen dos enfoques principales para calcular el VaR:

Método paramétrico (varianza-covarianza): Asume una distribución normal de los rendimientos y utiliza la desviación estándar como medida de volatilidad.

Simulación histórica: Utiliza datos pasados para estimar pérdidas futuras sin asumir distribuciones específicas (Gamma, 2023).

A pesar de su utilidad, el VaR presenta limitaciones importantes. No proporciona información sobre la magnitud de las pérdidas que exceden el umbral estimado, lo que se conoce como riesgo de cola. Además, en contextos de alta volatilidad, puede subestimar el riesgo real. Por ello, se han desarrollado medidas complementarias como el Expected Shortfall (ES) o el Conditional VaR (CVaR), que consideran las pérdidas más allá del VaR (Menichini, 2004).

5.15. Simulación de Monte Carlo

La simulación de Monte Carlo es una técnica estadística que utiliza el muestreo aleatorio repetido para obtener resultados numéricos, especialmente útil en problemas complejos o cuando los métodos analíticos tradicionales no son viables. Fue desarrollada en los años 40 por

John von Neumann y Stanislaw Ulam, y su nombre hace referencia al famoso casino de Mónaco, evocando la naturaleza aleatoria del método.

En el ámbito financiero, Monte Carlo se emplea para valorar instrumentos complejos, modelar flujos de efectivo inciertos y evaluar estrategias de inversión bajo condiciones variables. Su principal ventaja radica en la capacidad de generar múltiples trayectorias posibles para variables clave, como tasas de interés, inflación o comportamiento de pago, permitiendo estimaciones más robustas y realistas (Gamma, 2023).

No obstante, su implementación requiere una definición precisa de las distribuciones de probabilidad y puede demandar una capacidad computacional significativa. La calidad de los resultados depende directamente de la calidad de los datos de entrada y del número de simulaciones realizadas. Con el avance de la tecnología, estas limitaciones se han mitigado mediante el uso de computación paralela y herramientas especializadas.

6. METODOLOGÍA

Para la realización de este trabajo, se cumplieron varias fases relacionadas que abarcaron desde el análisis del modelo de estimación de las pérdidas crediticias esperadas hasta la elección de un nuevo modelo. Cada fase de este proyecto estuvo diseñada para lograr que los objetivos específicos asistieran en la obtención de un pronóstico certero de la cartera crediticia. Para llevar a cabo esta investigación, se utilizaron dos metodologías — descriptiva y cuantitativa —, las cuales se destacaron tanto en los objetivos como en la problemática.

En cuanto a la investigación descriptiva, se utilizó para comprender la situación actual de BAM respecto a las reservas de riesgo crédito y cómo estas podían llegar a impactar el estado financiero del banco. Esto permitió identificar qué metodologías podían incluirse en el modelo para que los pronósticos de los resultados fueran cada vez más acertados en el futuro.

Con respecto a la investigación cuantitativa, esta favoreció el análisis de los datos históricos recopilados desde 2018. Además, aportó a la evaluación de los indicadores sobre el porcentaje de crecimiento de la cartera. Estas proporciones financieras permitieron realizar pronósticos basados en los datos y tomar decisiones con mayor convicción sobre las metodologías implementadas.

Cabe destacar que las fases descritas abarcaron áreas de excelencia adquiridas durante la carrera de Ingeniería Industrial.

6.1. Fase 1. Evaluación interna e interpretación del modelo ECL de pérdida esperada

En esta etapa, el enfoque se dirigió a las finanzas y la economía, enfatizando el análisis del modelo de Pérdida Esperada basado en el Enfoque de Créditos (ECL), con especial atención a sus componentes clave. Se llevó a cabo una evaluación exhaustiva de la implementación de este modelo por parte del banco en su cartera crediticia. Esta fase se consideró de suma importancia, ya que proporcionó una comprensión detallada del uso interno de esta metodología y ofreció una visión completa de la situación actual de la cartera de créditos de la institución financiera. Este análisis sirvió como base sólida para las siguientes etapas del estudio, permitiendo así una evaluación más precisa y fundamentada de las estrategias y políticas financieras del banco. Se revisó la plantilla del modelo actual del banco en reuniones con el supervisor y la persona encargada del área, con el fin de obtener una mayor comprensión sobre las hojas utilizadas, así como el análisis de los datos históricos proporcionados por el mismo banco mediante el Software Python. Esto ayudó a filtrar dicha base de datos procedente de otros departamentos o los datos históricos necesarios y realizar un análisis FODA.

6.2. Fase 2. Investigación de metodologías relacionadas a la cartera crediticia

Durante esta etapa, se dedicó a investigar diversas metodologías para la gestión de la cartera crediticia e identificar los diferentes indicadores de desempeño necesarios para dichas metodologías. Fue esencial definir al menos dos enfoques orientados a mantener un nivel de riesgo bajo y que, al mismo tiempo, brindaran la capacidad de proyectar el comportamiento de la cartera a lo largo del tiempo, ya fuera en meses o años. Este aspecto resultó de suma importancia, dado que el objetivo principal consistía en seleccionar metodologías viables a largo plazo, respaldadas por supuestos sólidos.

Además, se consideró crucial contar con una metodología que permitiera aprovechar los datos proporcionados por otros departamentos para su aplicación efectiva, empleando herramientas como Python y Excel en la construcción de la plantilla final. Al explorar diferentes

enfoques, se enfocó en las estrategias que podían ser implementadas en cada uno, lo que subrayó la importancia de esta fase en el ámbito del liderazgo y la estrategia empresarial.

6.3. Fase 3. Comparación de la metodología encontrada al modelo del banco.

En esta etapa, resultó fundamental establecer una relación estrecha entre la metodología propuesta y el modelo actual de Administración del Riesgo de Crédito de BAM, brindando una descripción detallada de ambos. Esto permitió a los interesados comprender cómo se conectaban y cómo se llevarían a la práctica. En cuanto al análisis trimestral de la cartera y el riesgo crediticio, fue esencial proporcionar una explicación clara de los supuestos utilizados en las proyecciones. De esta manera, se facilitó una comprensión más sólida de los fundamentos detrás de los resultados, lo que permitió una evaluación más precisa de su validez. Además, fue necesario detallar las clasificaciones de clientes empleadas en el análisis. Definir los criterios de clasificación y explicar cómo afectaban al riesgo crediticio ayudó a contextualizar mejor los resultados obtenidos. Para esto, se emplearon el diagrama de Ishikawa y matrices de riesgo, los cuales ayudó a identificar si en algún momento la cartera se encontraba con un bajo rendimiento. Esta fase se situó claramente en el ámbito del análisis de datos, dado que el uso de datos con la nueva metodología implicaba una especialización dentro de esta área.

6.4. Fase 4. Elaboración de propuesta, junto a un plan detallado del modelo establecido.

En esta fase, se compararon los resultados obtenidos con el nuevo modelo de pérdidas crediticias y los generados por el modelo anterior. Además, se analizaron las diferencias entre ambos enfoques para asegurar la robustez del nuevo modelo. Para ello, se utilizó la valoración de escenarios, de manera que BAM pudiera conocer los posibles acontecimientos que podrían ocurrir. Se contempló la posibilidad de realizar validación cruzada utilizando distintos períodos de tiempo, lo que permitió evaluar la estabilidad y la capacidad de generalización del modelo en diversas condiciones, mejorando así su fiabilidad. Cabe resaltar que los resultados generados con este nuevo modelo fueron graficados con Power BI, permitiendo conocer el comportamiento de la cartera dentro de este nuevo modelo. Por otra parte, se proporcionó un manual detallado junto con la propuesta, asegurando así que los usuarios comprendieran plenamente cómo funcionaba el modelo. Esta fase final se enmarcó en el ámbito de la gestión de proyectos, ya que su objetivo era entregar una estrategia que beneficiara al BAM con la implementación de la nueva metodología.

Para recopilar la información necesaria para este estudio, se siguió un procedimiento específico y se emplearon instrumentos adecuados. Además, se utilizaron herramientas de ingeniería para la recolección de datos.

7. PRONÓSTICO DE LA DEMANDA ACTUAL

Dentro del modelo utilizado en BAM, se empleó un modelo de pronóstico de demanda de crédito, con el cual se decidió utilizar la metodología FODA, para analizar lo más importante que sobresalió al conocerlo. El objetivo fue contribuir al banco con dicho modelo, proporcionando así un análisis más completo de las fortalezas, oportunidades, debilidades y amenazas.

El análisis FODA contribuyó a identificar las diferentes áreas del banco, tanto del equipo de trabajo como los diversos factores de suma importancia del modelo, y el proceso de realizar la actualización de dicho modelo.

Tabla 1. Análisis FODA

FORTALEZAS	OPORTUNIDADES
➤ Experiencia y conocimiento especializado. ➤ Datos históricos. ➤ Metodologías probadas. ➤ Integración con otras áreas del banco.	➤ Mejora continua de modelos. ➤ Uso de herramientas. ➤ Regulaciones más estrictas. ➤ Automatización de procesos.
DEBILIDADES	AMENAZAS
➤ Tiempo de respuesta. ➤ Sesgo histórico. ➤ Dependencia de supuestos.	➤ Volatilidad económica. ➤ Cambios regulatorios. ➤ Disrupción del mercado.

Fuente: Elaboración propia.

7.1. Fortalezas

El análisis de las fortalezas del modelo de pronóstico de la cartera crediticia implementado por el banco reveló varias ventajas competitivas que contribuyeron significativamente al éxito de esta herramienta.

En primer lugar, destacó la experiencia y el conocimiento especializado del equipo encargado de desarrollar y mantener el modelo. Este equipo logró consolidar una base de conocimientos profundos y especializados, lo que permitió que las actualizaciones y mejoras del modelo se realizaran con mayor precisión. Cabe destacar que el modelo mostró un R cuadrado progresivamente más cercano a 1 en cada iteración, lo que indicó una mejora constante en la capacidad predictiva. Asimismo, la experiencia acumulada por el equipo redundó en una mayor eficiencia en la ejecución de las actualizaciones, garantizando que se presentaran dentro de los plazos establecidos y minimizando así los riesgos asociados a posibles retrasos en la detección de vulnerabilidades en la cartera crediticia.

Otra fortaleza fundamental fue la disponibilidad de datos históricos. Estos datos permitieron identificar patrones y tendencias en el comportamiento de los préstamos a lo largo del tiempo, proporcionando una base sólida para proyectar el comportamiento futuro de los créditos bajo condiciones similares. Además, los datos históricos fueron esenciales para la validación de los modelos estadísticos, ya que permitieron evaluar el desempeño del modelo en diferentes escenarios pasados y ajustar las proyecciones según fuera necesario. La capacidad de identificar ciclos estacionales y otros patrones recurrentes en los datos históricos también

mejoró la precisión de las proyecciones, lo que facilitó la toma de decisiones estratégicas informadas.

El uso de metodologías probadas constituyó otra fortaleza significativa del modelo. Estas metodologías, evaluadas y validadas con rigor a lo largo del tiempo, ofrecieron un alto grado de confiabilidad y consistencia en los resultados. Su efectividad fue demostrada en diversos contextos económicos, lo que respaldó su aplicación continua en el banco. Además, el cumplimiento de los requisitos regulatorios del sector bancario fue un aspecto crítico de estas metodologías, ya que garantizó que el modelo estuviera alineado con las normativas vigentes. Este enfoque no solo facilitó el cumplimiento regulatorio, sino que también reforzó la credibilidad del banco ante las autoridades y los inversionistas. La mejora continua de las metodologías fue un proceso dinámico que involucró la revisión y adaptación constante para responder a nuevos desafíos y cambios en el entorno económico.

Finalmente, la integración con otras áreas del banco fue una fortaleza clave que potenció la eficacia del modelo de pronóstico. La colaboración interdepartamental permitió que la información relevante fluyera de manera eficiente entre las diferentes áreas, asegurando que el modelo se nutriera de datos actualizados y pertinentes. Este enfoque colaborativo fomentó el intercambio de experiencias y mejores prácticas, lo que contribuyó a la mejora de la calidad de los datos utilizados y, en última instancia, a la precisión de las proyecciones. Además, la capacidad de las áreas de identificar y reportar nuevos comportamientos en los créditos de los clientes, como el incumplimiento de pagos o la necesidad de ajustar los montos de los préstamos, fortaleció aún más el proceso de pronóstico.

7.2. Oportunidades

En cuanto a las oportunidades, se identificaron varias áreas en las que el banco pudo capitalizar para mejorar aún más su modelo de pronóstico de la cartera crediticia.

Una de las principales oportunidades fue la mejora continua de los modelos. La capacidad de refinar y optimizar los modelos permitió captar patrones más complejos, lo que se tradujo en pronósticos más precisos y confiables. Esto no solo redujo los riesgos asociados a decisiones basadas en predicciones inexactas, sino que también mejoró la capacidad del banco para gestionar su cartera crediticia de manera proactiva. La reducción de riesgos, en este contexto, fue fundamental para la estabilidad financiera del banco, ya que permitió anticipar posibles desafíos y preparar estrategias de mitigación efectivas.

El uso de herramientas tecnológicas avanzadas representó otra oportunidad significativa. Estas herramientas permitieron procesar y analizar grandes volúmenes de datos de manera rápida y precisa, lo que fue esencial en un entorno donde los datos históricos y las variables económicas cambiaban constantemente. La implementación de tecnologías de análisis de datos, como la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, mejoró la capacidad del modelo para adaptarse a nuevas condiciones y minimizar el error humano. Además, la automatización de la actualización de datos a medida que se ingresaban nuevos registros mejoró la eficiencia operativa y garantizó que las proyecciones estuvieran siempre basadas en la información más reciente y relevante.

Las regulaciones más estrictas también pudieron ser vistas como una oportunidad para el banco. Aunque inicialmente parecían un desafío, las regulaciones exigentes impulsaron la adopción de prácticas más rigurosas en la gestión de riesgos y la modelización financiera. El cumplimiento con normativas más estrictas resultó en una mayor solidez financiera y, a largo

plazo, en una reducción de las pérdidas por préstamos incobrables. Además, cumplir con estas regulaciones fortaleció la reputación del banco y aumentó la confianza de los inversores y las partes interesadas, lo que se tradujo en un mejor acceso a capital y menores costos de financiamiento.

Finalmente, la automatización de procesos dentro del modelo de pronóstico ofreció una oportunidad para mejorar la eficiencia y la precisión de las proyecciones. La automatización no solo redujo la probabilidad de errores humanos, sino que también permitió un análisis más detallado y personalizado del comportamiento crediticio. La capacidad de generar y analizar múltiples escenarios con rapidez facilitó la evaluación de la resiliencia de la cartera crediticia frente a diferentes condiciones económicas, lo que fue esencial para la planificación estratégica y la toma de decisiones informadas.

7.3. Amenazas

A pesar de las fortalezas y oportunidades identificadas, el modelo de pronóstico de la cartera enfrentó varias amenazas que podrían haber comprometido su eficacia.

Una de las amenazas más significativas fue la volatilidad económica. En períodos de inestabilidad económica, los ingresos de los individuos y las empresas experimentaron fluctuaciones drásticas, lo que dificultó la precisión de las proyecciones. Además, la volatilidad afectó el valor de los activos que sirvieron como garantía para los préstamos, lo que incrementó el riesgo de pérdidas en caso de incumplimiento. Este entorno de incertidumbre económica obligó al banco a estar constantemente revisando y ajustando sus modelos para asegurar que reflejaran las realidades actuales del mercado.

Otra amenaza importante fue la dependencia de supuestos dentro del modelo. Los pronósticos se basaron en ciertos supuestos sobre el comportamiento futuro de los clientes, los cuales no reflejaron adecuadamente las condiciones cambiantes del mercado. Por ejemplo, cambios imprevistos en los ingresos de los clientes o en sus patrones de gasto no fueron capturados por el modelo, lo que podría haber llevado a decisiones subóptimas en la gestión de riesgos. Si los supuestos subyacentes resultaron ser incorrectos, el modelo generó datos inexactos, comprometiendo la toma de decisiones estratégicas y afectando negativamente las provisiones del banco.

Finalmente, la disrupción del mercado fue una amenaza que tuvo un impacto profundo en la efectividad del modelo. En un entorno de crisis o cambios bruscos en las condiciones del mercado, la tasa de morosidad aumentó y la demanda de crédito disminuyó o cambió de manera significativa. Estas disrupciones hicieron que los datos históricos, en los que se basó el modelo, se volvieran menos representativos de las condiciones actuales, reduciendo así la precisión de los pronósticos. Además, la disrupción en los mercados financieros y económicos dificultó la predicción de variables clave, como las tasas de interés y la inflación, lo que añadió un nivel adicional de complejidad a la gestión de la cartera crediticia.

7.4. Debilidades

En cuanto a las debilidades del modelo de pronóstico de la cartera crediticia, se identificaron varios aspectos que podrían haber limitado su efectividad si no se abordaron adecuadamente.

Una debilidad notable fue el tiempo de respuesta en la ejecución de las actualizaciones del modelo. La coordinación entre los departamentos y la velocidad de los programas utilizados no siempre fueron tan rápidas como para cumplir con los plazos establecidos. Aunque no se contaba con una medición precisa del tiempo que tomaban estos procesos inicialmente, era evidente que las demoras creaban cierto efecto en la capacidad de respuesta del equipo. Retrasos en la actualización del pronóstico pudieron haber resultado en la falta de detección oportuna de riesgos, lo que podría haber comprometido la estabilidad financiera del banco. Aunque esta situación no ocurrió en cada ciclo de actualización, fue esencial implementar mecanismos que aseguraran una mayor agilidad y eficiencia en estos procesos.

Otra debilidad significativa fue el sesgo histórico inherente al uso de datos pasados para predecir comportamientos futuros. Los datos históricos no reflejaron adecuadamente las condiciones económicas actuales o las nuevas realidades del mercado, lo que podría haber llevado a predicciones imprecisas. Los patrones de gasto y endeudamiento de los clientes cambiaron con el tiempo debido a diversos factores, y los datos históricos no se adaptaron rápidamente a estos cambios. Esta dependencia de datos pasados limitó la capacidad del modelo para anticipar cambios abruptos en el comportamiento de los clientes o en las condiciones económicas generales.

Por último, se consideró la posibilidad de cambios regulatorios como una debilidad potencial. Las nuevas normativas pudieron haber requerido que el banco modificara sus modelos de evaluación de riesgo crediticio, lo cual podría haber afectado la precisión del pronóstico y aumentado los costos operativos. Además, los cambios regulatorios pudieron haber impuesto restricciones adicionales sobre los productos financieros ofrecidos por el banco, obligando a reestructurar parte de su cartera y potencialmente afectando su rentabilidad.

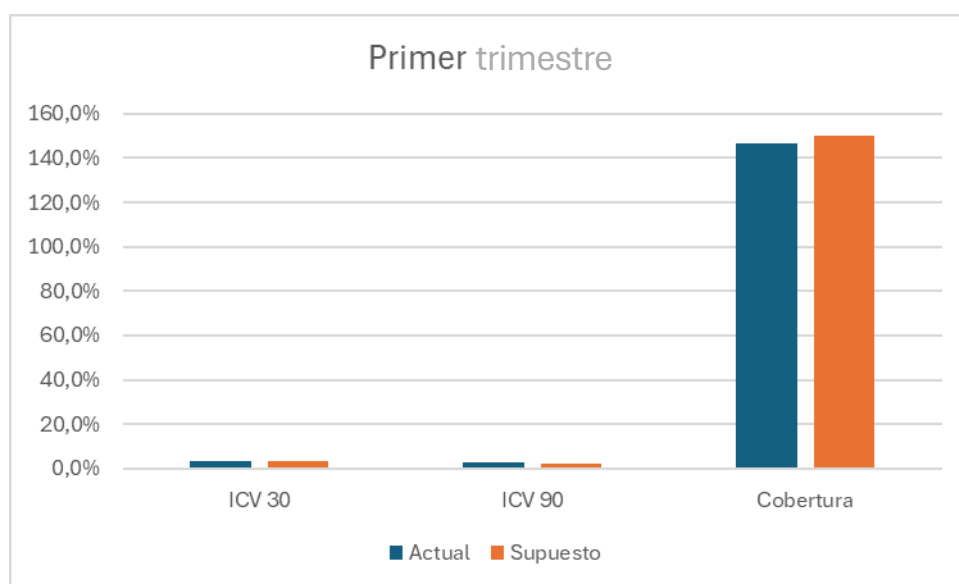
8. PRECISIÓN DE TRIMESTRES

Para evaluar la exactitud del modelo de pronóstico implementado por el Banco Agromercantil, S.A. (BAM), se seleccionaron tres indicadores clave que forman parte de los datos históricos utilizados en el análisis. Estos indicadores fueron: el Índice de Cartera Vencida a 30 días (ICV30), el Índice de Cartera Vencida a 90 días (ICV90) y el porcentaje de cobertura. La selección de estos rubros respondió a su relevancia para medir el nivel de morosidad y la capacidad del banco para cubrir pérdidas potenciales, lo cual es fundamental en la gestión del riesgo crediticio.

El objetivo del análisis consistió en determinar qué tan precisos fueron los supuestos del modelo frente a los valores observados en la realidad. Para ello, se compararon los resultados estimados por el modelo con los valores reales correspondientes a dos trimestres consecutivos. Este procedimiento permitió evaluar el grado de consistencia entre las proyecciones y el comportamiento real de la cartera, brindando así un criterio objetivo sobre la fiabilidad del modelo.

En las figuras 5 y 6 se presentan las comparaciones gráficas entre los valores proyectados y los valores reales para los indicadores seleccionados, correspondientes al primer y segundo trimestre analizados. Asimismo, en las tablas 2 y 3 se detallan los datos numéricos utilizados en este estudio.

Figura 5: Precisión del primer trimestre



Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2: Datos del primer trimestre

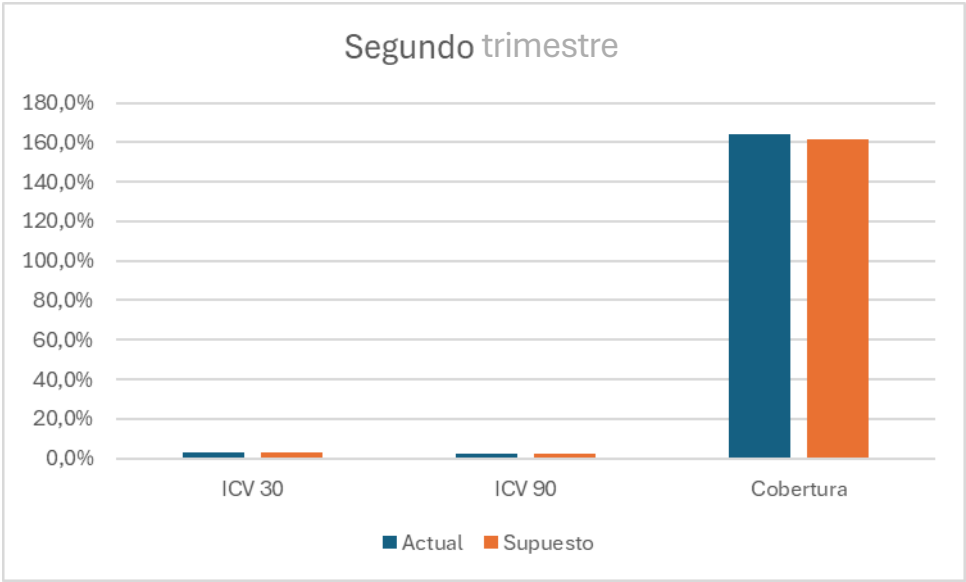
	Primer trimestre		
	ICV 30	ICV 90	Cobertura
Actual	3.6%	2.7%	146.50%
Supuesto	3.4%	2.4%	150.30%

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados del primer trimestre del modelo actual reflejaron variaciones mínimas entre los valores reales y los proyectados por el modelo. Por ejemplo, en el caso del ICV30, la

diferencia fue de tan solo 0.2 puntos porcentuales, mientras que en el ICV90 la variación fue de 0.3 puntos. En el indicador de cobertura, se observó una diferencia del 2.6%. Estas discrepancias son consideradas aceptables desde una perspectiva estadística, lo que sugiere que el modelo logró capturar adecuadamente el comportamiento real de la cartera.

Figura 6: Precisión del segundo trimestre



Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3: Datos del segundo trimestre

	Segundo trimestre		
	ICV 30	ICV 90	Cobertura
Actual	3.2%	2.6%	164.2%
Supuesto	3.15%	2.28%	161.76%
Desviación	1.56%	12.31%	1.5%

Fuente: Elaboración propia.

En el segundo trimestre se mantuvo la misma tendencia observada en el primero: las diferencias entre los valores reales y los supuestos fueron reducidas en dos de los tres indicadores. El ICV30 presentó una variación marginal de 0.05 puntos porcentuales, lo que representa una desviación del 1.56%. En el caso del ICV90, la diferencia fue de 0.32 puntos porcentuales, con una desviación más significativa del 12.31%, lo que sugiere una menor precisión en este indicador específico. En cuanto a la cobertura, la discrepancia fue del 2.44 puntos porcentuales, equivalente a una desviación del 1.5%. Estos resultados confirman que, en general, los supuestos del modelo fueron razonablemente acertados para el período analizado, aunque se identificó una oportunidad de mejora en la estimación del ICV90.

Al comparar ambos trimestres, se evidencia que las desviaciones entre los valores reales y los proyectados se mantuvieron dentro de márgenes aceptables, lo que indica que el modelo posee una buena capacidad predictiva en condiciones normales. La precisión observada es consistente con el nivel de confiabilidad esperado en modelos de pronóstico basados en datos históricos y supuestos estructurados.

No obstante, aunque las diferencias detectadas no representan un riesgo significativo para la toma de decisiones, es importante resaltar que la precisión del modelo depende en gran medida de la estabilidad de las variables económicas y del comportamiento histórico de los

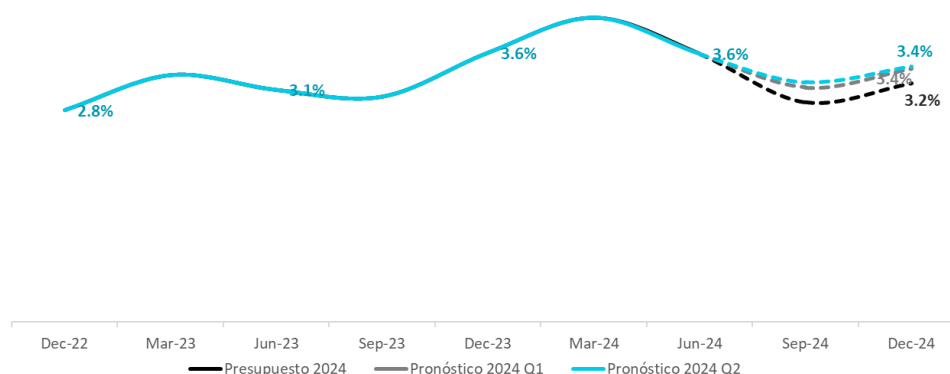
clientes. En escenarios de alta volatilidad o crisis, como cambios abruptos en las tasas de interés o en el ingreso disponible de los clientes, la capacidad predictiva del modelo podría verse afectada

9. INVESTIGACIÓN DE METODOLOGÍAS

9.1. Factores importantes para la metodología

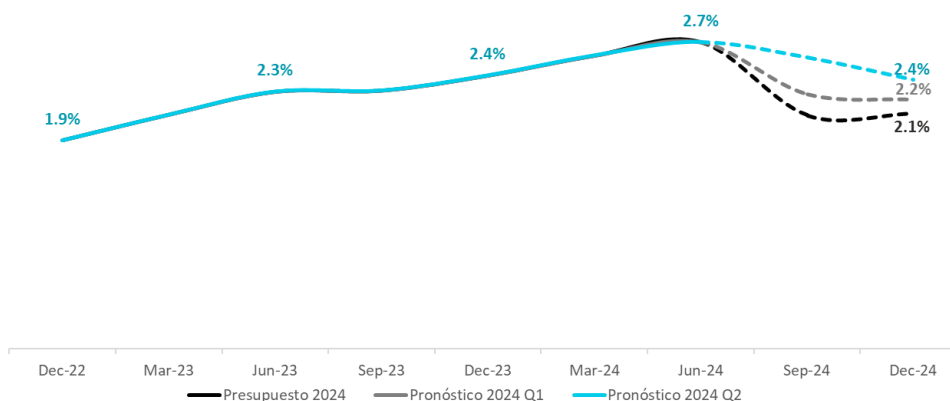
Para comenzar la investigación de las metodologías de pronóstico de la cartera crediticia, fue fundamental identificar y analizar los factores clave que influyeron en su comportamiento. Estos factores, que se encontraban dentro de la plantilla del pronóstico, fueron cruciales para garantizar la consistencia y precisión de las proyecciones. Al utilizar los mismos datos que manejaba cada departamento, se aseguró una alineación coherente con los indicadores establecidos por BAM (Banco Agromercantil), lo que permitió una representación fidedigna del comportamiento del pronóstico al final de cada trimestre. Esta aproximación integral no solo mejoró la precisión de las proyecciones, sino que también facilitó la comunicación y colaboración entre diferentes áreas del banco.

Figura 7: Comportamiento de la cartera vencida a 30 días



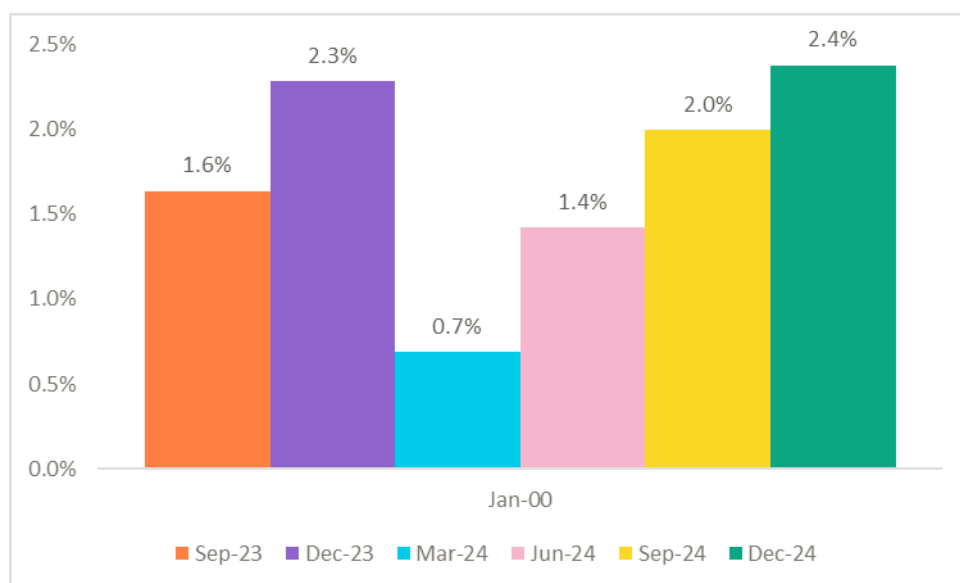
Fuente: Elaboración propia.

Figura 8: Comportamiento de la cartera vencida a 90 días



Fuente: Elaboración propia.

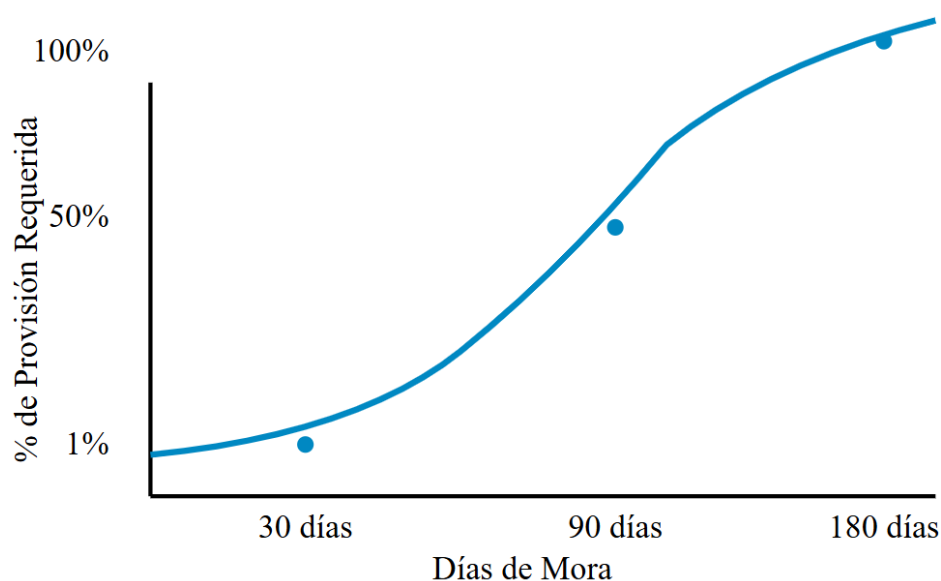
Figura 9: Comportamiento de la tasa de castigo



Fuente: Elaboración propia.

Entre los indicadores más relevantes se encontraron la tasa de castigo y la cartera vencida en 30 y 90 días. La tasa de castigo proporcionó una visión clara de las pérdidas definitivas que el banco experimentaba, lo que fue esencial para ajustar las expectativas y las estrategias de gestión de riesgos. Por otro lado, la cartera vencida en 30 y 90 días fue un indicador crucial de la liquidez y la calidad crediticia a corto y mediano plazo. Este indicador permitió evaluar la eficacia de las estrategias de cobranza temprana y anticipar posibles deterioros en la calidad de la cartera. Al analizar estos plazos, el banco pudo identificar patrones de comportamiento de pago, segmentar clientes según su riesgo de mora y desarrollar estrategias proactivas para mitigar potenciales pérdidas. Además, la comparación entre los porcentajes proyectados y los reales de estos indicadores proporcionó información valiosa sobre la precisión de los modelos de pronóstico utilizados, permitiendo su refinamiento continuo.

Figura 10: Ejemplo del comportamiento de provisión vs días de mora



Fuente: Elaboración propia.

La cobertura acorde a los rangos de mora se erigió como un factor de suma importancia en la evaluación del riesgo y la salud financiera de la cartera crediticia. Esta metodología fue más allá de una simple clasificación binaria de préstamos como "al día" o "en mora", ofreciendo una segmentación detallada basada en el nivel de atraso. Esto permitió una asignación más precisa y gradual de provisiones o reservas para pérdidas potenciales. Por ejemplo, un préstamo con 30 días de atraso requirió una provisión menor que uno con 90 días, reflejando así el riesgo incremental asociado con períodos de mora más prolongados. Esta aproximación granular no solo mejoró la precisión en la anticipación de pérdidas futuras, sino que también proporcionó una base sólida para ajustar las estrategias de cobranza y gestión de riesgos. Al mantener niveles adecuados de capital basados en esta segmentación detallada, el banco no solo cumplió con los requisitos regulatorios, sino que también se posicionó de manera más resiliente frente a posibles deterioros en la calidad de la cartera.

El Valor Presente Neto (VPN) se presentó como una herramienta indispensable en la realización de pronósticos de la cartera crediticia, destacando por su capacidad para evaluar el valor del dinero en el tiempo y ofrecer una visión holística de la rentabilidad y el riesgo a largo plazo. Este método financiero permitió al banco ir más allá de las consideraciones de corto plazo, proporcionando una perspectiva que abarcó toda la vida útil de los préstamos. Al descontar los flujos de efectivo futuros esperados de los préstamos a su valor actual, el VPN facilitó una comparación equitativa entre diferentes segmentos de préstamos que podían tener estructuras de pago y perfiles de riesgo distintos. Esto fue particularmente valioso en un entorno bancario donde la cartera pudo haber incluido una variedad de productos crediticios, desde préstamos personales a corto plazo hasta hipotecas a 30 años. La aplicación del VPN permitió al banco no solo evaluar la rentabilidad potencial de cada segmento, sino también gestionar los riesgos de manera más efectiva al considerar la interacción entre los flujos de efectivo proyectados y las condiciones económicas futuras.

La implementación del VPN en el proceso de pronóstico también facilitó la toma de decisiones estratégicas informadas sobre la composición óptima de la cartera crediticia. Por ejemplo, ayudó a determinar si era más beneficioso para el banco enfocarse en préstamos de mayor rendimiento, pero con mayor riesgo, o en préstamos más seguros, pero con menor rendimiento. Además, el VPN incorporó factores como las tasas de interés proyectadas, las expectativas de inflación y los costos operativos asociados con la gestión de diferentes tipos de préstamos, proporcionando así una imagen más completa de la rentabilidad real de cada segmento de la cartera. Esta visión integral no solo mejoró la calidad de las decisiones de crédito a nivel individual, sino que también contribuyó a una estrategia de gestión de activos y pasivos más robusta para el banco en su conjunto.

9.2. Descripción de metodologías encontradas

Al ya tener los factores definidos, se logró comenzar con la investigación de la posible metodología que se implementaría dentro del modelo de pronóstico del banco. Se encontraron dos metodologías que se logran acoplar al modelo que se utiliza. Estas son el método de Valor de Riesgo y la simulación de Monte Carlo. A continuación, se dará a conocer información sobre estas dos metodologías, las cuales nos ayudarán a determinar cuál de estas será la más adecuada para este modelo.

9.2.1. Método de Valor en Riesgo (VaR)

El VaR se evaluó como una herramienta útil para cuantificar el riesgo de pérdida en la cartera crediticia bajo condiciones normales de mercado. En el contexto del modelo de pronóstico, su implementación permitiría:

- Estimar la pérdida máxima esperada de la cartera en un horizonte temporal determinado (por ejemplo, trimestral), con un nivel de confianza específico.
- Evaluar el impacto de escenarios adversos sobre los indicadores clave como la tasa de castigo y la cartera vencida.
- Comparar el riesgo entre distintos segmentos de cartera (por producto, plazo o perfil de cliente), facilitando decisiones sobre asignación de provisiones y estrategias de cobranza.

Durante la investigación, se consideró que el enfoque más viable para el banco sería el VaR mediante simulación histórica, dado que se cuenta con una base de datos robusta de comportamiento pasado de la cartera. Este enfoque permite capturar eventos extremos observados en el historial, sin necesidad de asumir distribuciones específicas.

9.2.2. Simulación de Montecarlo

La simulación de Monte Carlo se identificó como una metodología complementaria al VaR, especialmente útil para incorporar incertidumbre y variabilidad en los flujos de efectivo proyectados. En el modelo de pronóstico del banco, su aplicación permitiría:

- Generar múltiples trayectorias posibles del comportamiento de la cartera vencida y la tasa de castigo, considerando distribuciones probabilísticas ajustadas a los datos históricos.
- Evaluar la sensibilidad del Valor Presente Neto (VPN) de la cartera ante distintos escenarios de tasas de interés, inflación y comportamiento de pago.
- Estimar intervalos de confianza para los indicadores proyectados, lo que mejora la toma de decisiones bajo incertidumbre.

Se identificó que la simulación de Monte Carlo es especialmente valiosa para analizar productos crediticios con estructuras de pago complejas o con alta exposición a variables externas. Además, su integración con herramientas de cómputo ya disponibles en el banco (como Python y Power BI) facilitaría su implementación sin requerir inversiones significativas adicionales.

10. EVALUACIÓN DE METODOLOGÍA

Para determinar qué tipo de metodología se adaptaba mejor al modelo utilizado por el banco, fue crucial realizar un análisis exhaustivo de las fortalezas y debilidades del sistema actual. Este enfoque no solo proporcionó beneficios directos al banco, sino que también permitió una comprensión más profunda de las capacidades y limitaciones del modelo en cuestión. Al examinar detalladamente estos dos aspectos fundamentales, se obtuvo una visión holística que fue más allá de la mera evaluación superficial de los resultados del pronóstico.

Tabla 4. Fortalezas y debilidades de las metodologías

Fortalezas	
Valor de Riesgo (VaR)	Monte Carlo
1. Cuantificación del riesgo.	1. Análisis de escenarios.
2. Facilidad de interpretación.	2. Distribuciones de probabilidad.
3. Comparabilidad.	3. Análisis de sensibilidad.
Debilidades	
1. Subestimación de eventos extremos.	1. Precisión limitada.
2. Problemas con instrumentos no lineales.	2. Complejidad de interpretación.
3. Dificultad con riesgo operacional.	3. Requerimiento de Experiencia.

Fuente: Elaboración propia.

10.1. Definir las metodologías por sus fortalezas

10.1.1. Método de Valor en Riesgo (VaR)

Una de las principales fortalezas del método de Valor en Riesgo (VaR) radica en su capacidad para cuantificar el riesgo financiero de manera precisa y estandarizada. Esta característica permite transformar un concepto abstracto como el riesgo en una medida concreta, expresada en términos monetarios, que facilita la comparación entre diferentes carteras, activos o estrategias. Gracias a esta cuantificación, los gestores pueden establecer límites de exposición, monitorear el cumplimiento de políticas internas y comunicar de forma clara el nivel de riesgo a las partes interesadas, incluyendo reguladores, inversionistas y comités de riesgo.

La facilidad de interpretación del VaR representa otra ventaja significativa. Al expresar el riesgo como una pérdida potencial máxima dentro de un horizonte temporal específico y con un nivel de confianza determinado, el modelo se vuelve intuitivo y accesible para diversos perfiles profesionales. Esta claridad en la comunicación es especialmente valiosa en entornos corporativos donde la toma de decisiones requiere información precisa pero también comprensible. Además, el VaR permite una rápida lectura del perfil de riesgo, lo que agiliza la respuesta ante cambios en el entorno financiero.

Por último, la comparabilidad que ofrece el VaR es fundamental para la gestión estratégica del riesgo. Al utilizar una métrica común, es posible evaluar y contrastar el riesgo

entre distintos instrumentos financieros, unidades de negocio o incluso instituciones. Esta estandarización facilita el benchmarking, la asignación eficiente de capital y la identificación de áreas que requieren ajustes en su exposición al riesgo.

10.1.2. Simulación de Montecarlo

La simulación de Monte Carlo se destaca por su capacidad para realizar análisis de escenarios complejos y dinámicos. A diferencia de métodos tradicionales que se limitan a evaluar casos específicos como el mejor, el promedio o el peor escenario, Monte Carlo permite generar millones de posibles resultados simultáneamente, incorporando la incertidumbre y variabilidad de múltiples variables interrelacionadas. Esta amplitud de análisis proporciona una visión más realista del comportamiento potencial de los sistemas financieros, lo que resulta especialmente útil en contextos de alta volatilencia o cuando se requiere evaluar la robustez de estrategias ante condiciones cambiantes.

Otra fortaleza clave de esta metodología es su capacidad para trabajar con distribuciones de probabilidad diversas. Monte Carlo no está limitado por supuestos de normalidad o linealidad, lo que le permite modelar fenómenos aleatorios complejos mediante la generación repetida de números aleatorios que siguen patrones específicos. Esta flexibilidad permite capturar la variabilidad inherente a los mercados financieros y obtener una comprensión más profunda de los posibles resultados y sus probabilidades asociadas.

El análisis de sensibilidad que ofrece Monte Carlo es particularmente valioso en entornos donde múltiples variables inciertas interactúan entre sí. Al modelar estas interacciones, el método permite identificar los parámetros más influyentes en los resultados del modelo, evaluar el impacto de cambios en las condiciones iniciales y anticipar riesgos emergentes. Esta capacidad de descomponer la incertidumbre y entender su efecto sobre el sistema fortalece la toma de decisiones estratégicas y mejora la gestión integral del riesgo.

10.2. Definir las metodologías por sus debilidades

10.2.1. Método de Valor en Riesgo (VaR)

Una de las principales debilidades del Método de Valor en Riesgo (VaR) fue su tendencia a subestimar los eventos extremos. Esto ocurrió porque el VaR generalmente se basaba en distribuciones de probabilidad normales y datos históricos, los cuales no capturaban adecuadamente la frecuencia y magnitud de eventos raros, pero de alto impacto, conocidos como "cisnes negros". Como resultado, el VaR pudo proporcionar una falsa sensación de seguridad al no reflejar completamente el riesgo de pérdidas catastróficas en situaciones de mercado extremas o crisis financieras.

Los problemas con instrumentos no lineales se presentaron como una debilidad significativa debido a la tendencia del VaR a subestimar los eventos extremos, lo cual se debió a varios factores inherentes al modelo. Principalmente, el VaR solía basarse en la suposición de una distribución normal de los rendimientos de los activos, ignorando la realidad de las "colas gordas" en los mercados financieros. Además, su fuerte dependencia de datos históricos limitó su capacidad para anticipar nuevos tipos de riesgos o cambios significativos en las dinámicas del mercado. El modelo también falló en considerar adecuadamente los cambios en la liquidez

del mercado durante crisis y la alteración de las correlaciones entre activos en situaciones extremas.

Quizás la limitación más crítica del VaR fue su incapacidad para capturar adecuadamente los "cisnes negros", eventos raros, pero de alto impacto que pudieron tener consecuencias catastróficas. Esta combinación de factores llevó a que el VaR proporcionara una falsa sensación de seguridad a los gestores de riesgos y tomadores de decisiones. En situaciones de mercado extremas o durante crisis financieras, las pérdidas reales pudieron haber excedido significativamente las estimaciones del VaR, lo que pudo haber resultado en una gestión inadecuada del riesgo y potencialmente en graves consecuencias financieras. Por lo tanto, fue crucial reconocer estas limitaciones y complementar el VaR con otros métodos de evaluación de riesgos más robustos para obtener una visión más completa y precisa del riesgo financiero.

La dificultad para capturar el riesgo operacional fue una debilidad significativa en su capacidad para capturar el riesgo operacional de manera efectiva. Esto se debió principalmente a que el VaR se fundamentaba en datos históricos y modelos estadísticos que, si bien eran adecuados para analizar riesgos de mercado y crédito, resultaron menos eficaces cuando se trató de riesgos operacionales. Los eventos de riesgo operacional tendían a ser infrecuentes, altamente variables y difíciles de predecir, lo que complicaba su modelación precisa mediante métodos estadísticos convencionales.

Además, el riesgo operacional abarcaba una amplia gama de factores, desde errores humanos hasta fallos en sistemas y procesos, que no siempre se reflejaban adecuadamente en los datos históricos utilizados por el VaR. Esta diversidad de fuentes de riesgo operacional, junto con su naturaleza a menudo cualitativa, hizo que fuera complicado incorporarlos de manera integral en un modelo cuantitativo como el VaR. Como resultado, el VaR pudo haber subestimado o no representado adecuadamente el verdadero nivel de riesgo operacional al que estuvo expuesta una organización, limitando su efectividad como herramienta de gestión de riesgos en este ámbito específico.

10.2.2. Simulación de Montecarlo

La precisión limitada fue una de las debilidades de la simulación de Monte Carlo debido a que los resultados obtenidos eran estimaciones basadas en un número finito de muestras aleatorias. Aunque aumentar el número de simulaciones pudo haber mejorado la precisión, siempre existió un margen de error inherente al método. Esta limitación se volvió especialmente relevante en sistemas complejos o cuando se requerían resultados con un alto grado de exactitud. Además, en algunos casos, pequeñas variaciones en los parámetros de entrada pudieron haber llevado a resultados significativamente diferentes, lo que pudo haber afectado la confiabilidad de las conclusiones obtenidas a través de este método de simulación.

Teniendo como segunda debilidad la complejidad de interpretación, esto se debió a que el método generaba una gran cantidad de resultados probabilísticos basados en múltiples iteraciones y variables aleatorias. Interpretar correctamente esta masa de datos pudo haber sido desafiante, especialmente para personas no expertas en estadística. Además, los resultados no proporcionaban una solución única y definitiva, sino un rango de posibles escenarios, lo que pudo haber dificultado la toma de decisiones concretas basadas únicamente en esta información.

La tercera debilidad que se destacó fue el requerimiento de experiencia, ya que la efectividad del método dependía en gran medida del conocimiento y habilidad del analista para definir adecuadamente los parámetros iniciales, las distribuciones de probabilidad y las relaciones entre variables. Sin una comprensión profunda del sistema que se estaba modelando y experiencia en técnicas estadísticas, era fácil introducir sesgos o suposiciones incorrectas que pudieron haber llevado a resultados poco confiables o engañosos. Esto hizo que la calidad de los resultados estuviera directamente ligada a la experiencia del usuario, lo que pudo haber limitado su aplicabilidad en situaciones donde no se contaba con expertos en el tema o en el método de simulación.

11. VALUACIÓN DE AMBAS METODOLOGÍAS ANTE EL MODELO ACTUAL

Es fundamental identificar cuál de las dos metodologías, la simulación de Monte Carlo o el Valor en Riesgo (VaR), puede ayudar a mejorar el modelo de estimación de las pérdidas crediticias esperadas. La decisión entre estas metodologías no solo tiene implicaciones teóricas, sino que impacta directamente la precisión y robustez del modelo. Este análisis es crucial, ya que se busca hacer un ajuste que permita una estimación más realista y alineada con los riesgos actual. Al incorporar los datos actuales del pronóstico a 1 año, con los supuestos y variables relevantes, se puede determinar cuál de estas metodologías ofrece una mayor ventaja en términos de predictibilidad y fiabilidad en la estimación de las pérdidas futuras.

La mejora en el modelo de estimación de las pérdidas crediticias esperadas es una de las partes clave de este trabajo, ya que permitirá desarrollar una cartera crediticia más robusta y adecuada a las condiciones del banco. Con la integración de los datos de pronóstico, es posible ajustar los supuestos del modelo y hacer que las estimaciones sean más precisas, tomando en cuenta la incertidumbre y la variabilidad del entorno económico. Aquí es donde la elección entre el modelo de Monte Carlo y el VaR juega un papel crucial. Por lo que, determinar cuál de estos enfoques optimiza la estimación de las pérdidas a un año será clave para mejorar la gestión del riesgo y, en última instancia, la sostenibilidad y rentabilidad de la cartera crediticia.

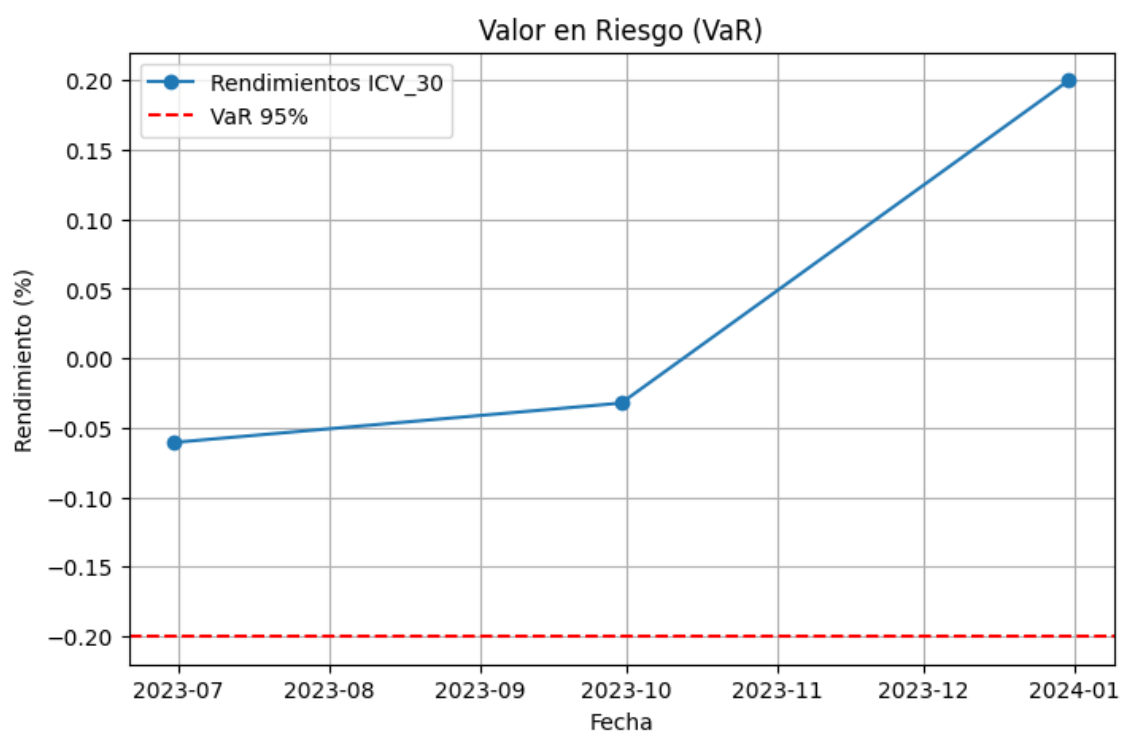
Tabla 5: Resultados metodología VaR

	Media	Volatilidad	VaR 95%
ICV 30	0.0357	0.143	-0.2002
ICV 90	0.462	0.0477	-0.0324
Cobertura	0.0093	0.1187	-0.1865

Fuente: Elaboración propia.

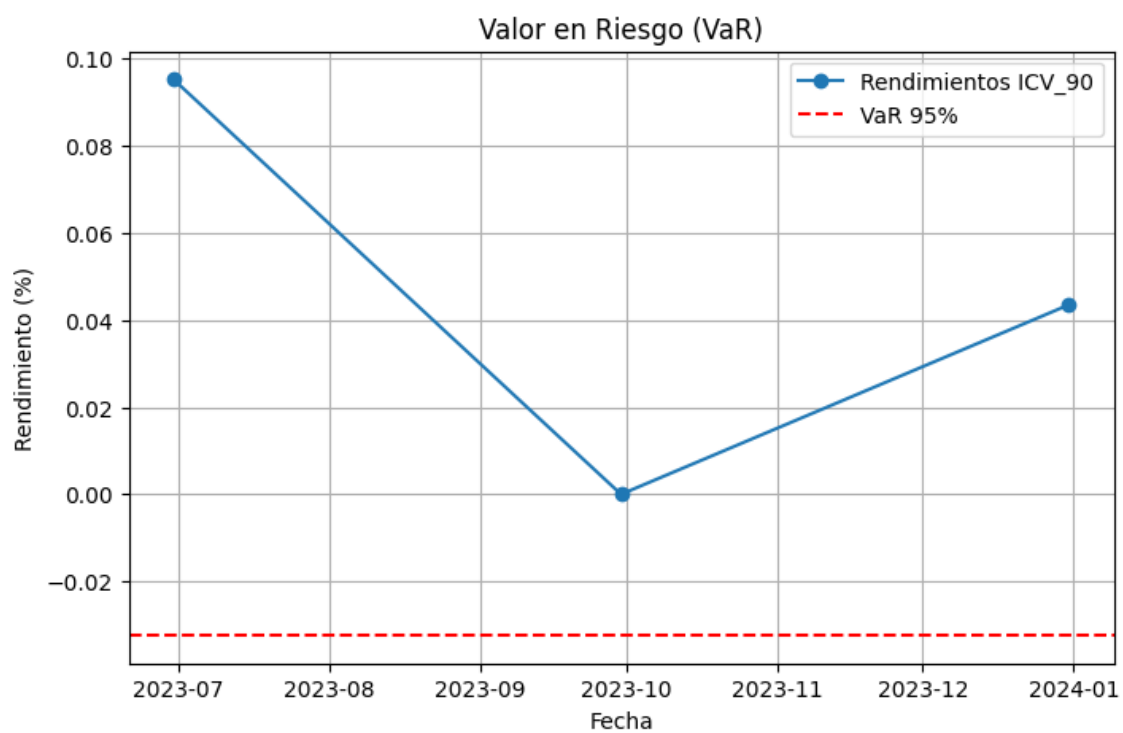
Al momento de implementar los datos del pronóstico con el modelo VaR se puede observar como en la tabla 5 se presentan los resultados del cálculo de la media, la volatilidad y el VaR al 95 % de confianza. Dichos resultados reflejan que, aun en un horizonte de análisis corto, los rendimientos de los índices de cartera vencida presentan variaciones moderadas, mientras que la cobertura muestra una volatilidad relativamente mayor, lo cual sugiere que el banco experimentó presiones más significativas en la capacidad de cubrir la morosidad de su cartera.

Figura 11: VaR ICV 30



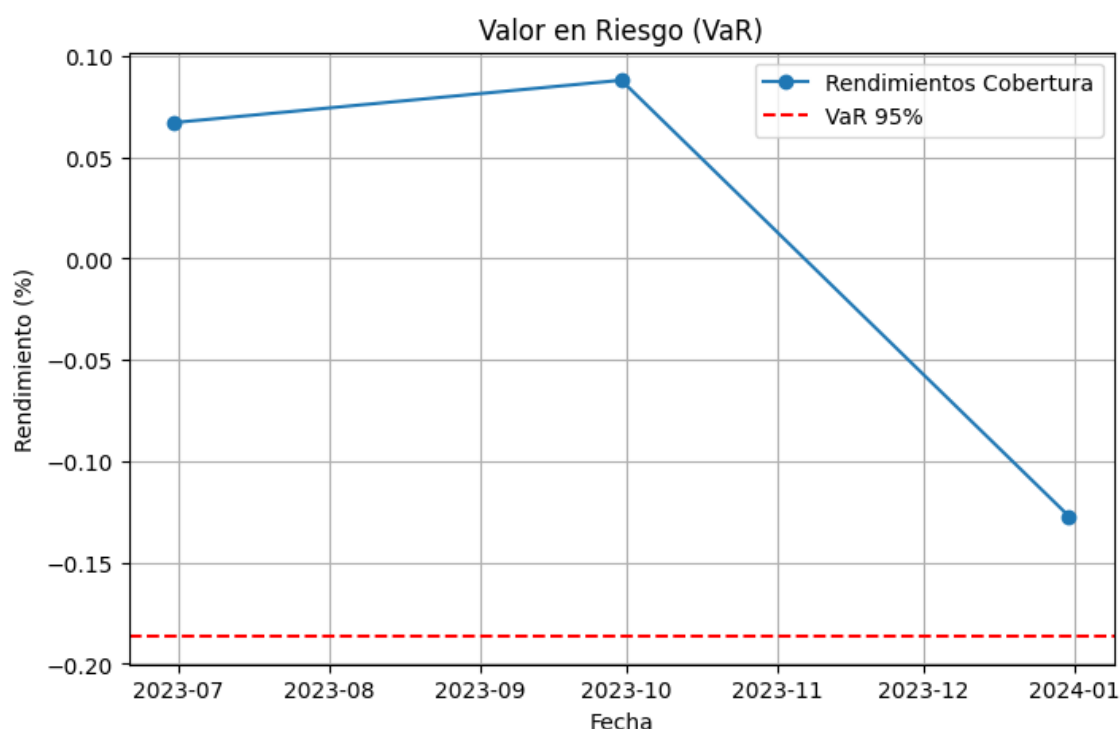
Fuente: Elaboración propia.

Figura 12: VaR ICV 90



Fuente: Elaboración propia.

Figura 13: VaR Cobertura



Fuente: Elaboración propia.

Las figuras 11, 12 y 13 ilustran gráficamente la evolución de los rendimientos de cada indicador junto con el límite de riesgo definido por el VaR. En todos los casos, el VaR establece un umbral que ayuda a identificar los puntos donde los indicadores pueden superar el nivel de pérdidas esperadas. Si bien el método proporciona una visión clara y sencilla para interpretar los riesgos asociados en el corto plazo, presenta la limitación de no capturar la amplitud de escenarios posibles ni los efectos de choques económicos significativos, lo cual lo hace menos robusto frente a eventos inesperados.

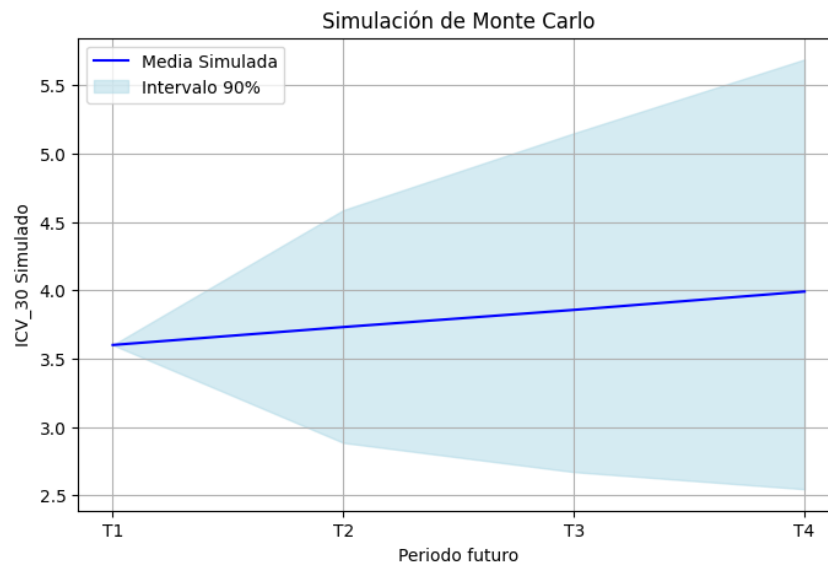
Tabla 6: Resultados Monte Carlo

Periodo	Media simulada	P5%	P95%
T1	3.600000	3.600000	3.600000
T2	3.731131	2.884734	4.586969
T3	3.856605	2.671242	5.149406
T4	3.990772	2.545698	5.688584

Fuente: Elaboración propia.

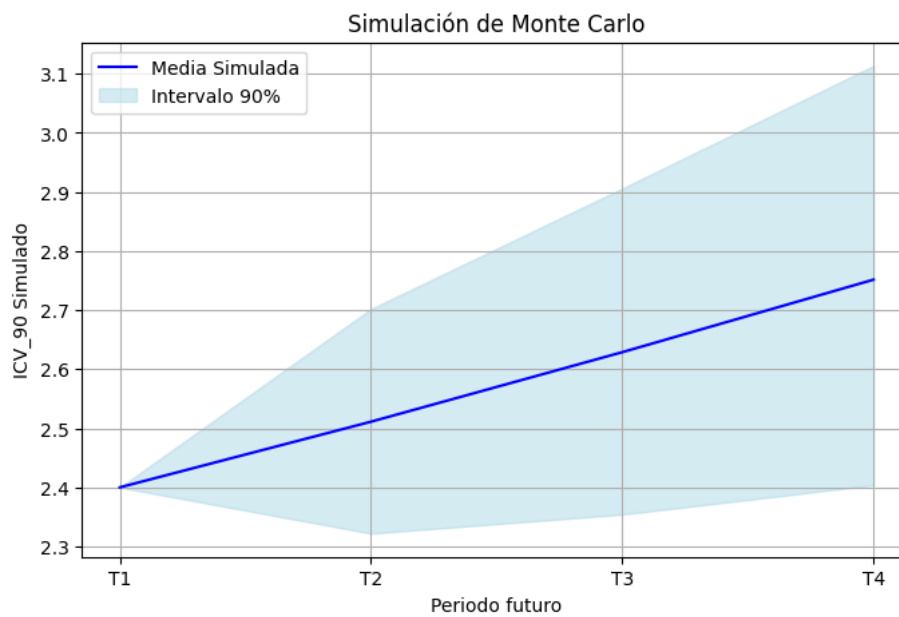
La simulación de Monte Carlo se aplicó igualmente a los tres indicadores, generando 5,000 escenarios de proyección hacia cuatro trimestres futuros. En la Tabla 6 se muestran los valores centrales esperados (media de las simulaciones) junto con los intervalos de confianza al 90 % (percentiles 5 y 95). Estos resultados permiten observar que tanto el ICV30 como el ICV90 tienden a mantener niveles similares a los observados en el año, aunque con cierta posibilidad de incrementos en escenarios adversos. En el caso de la cobertura, los resultados proyectan una mayor dispersión, reflejando que este indicador es más sensible a la incertidumbre en la evolución de la morosidad.

Figura 14: Simulación de Monte Carlo ICV30



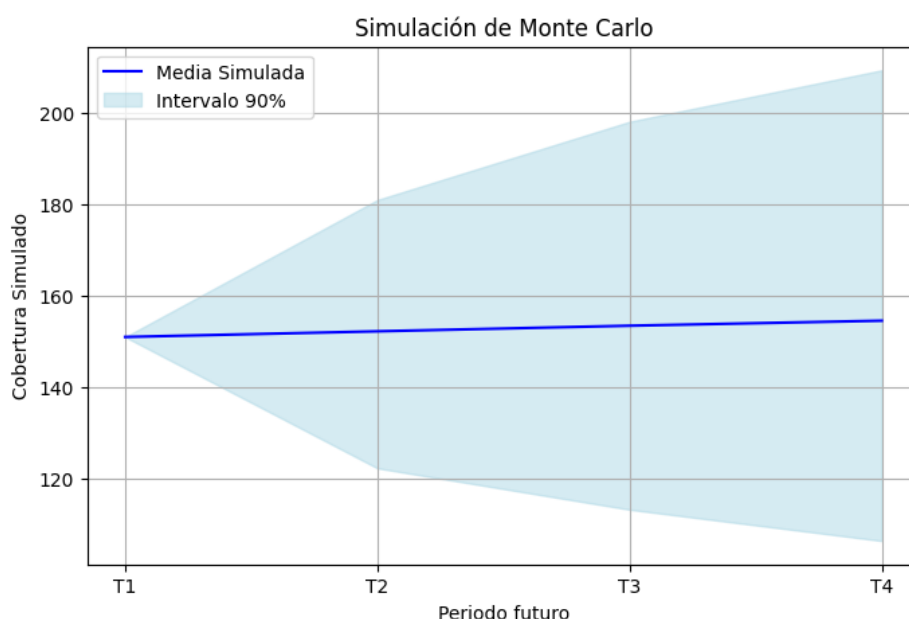
Fuente: Elaboración propia.

Figura 15: Simulación de Monte Carlo ICV90



Fuente: Elaboración propia.

Figura 16: Simulación de Monte Carlo Cobertura



Fuente: Elaboración propia.

Las gráficas correspondientes (figuras 14, 15 y 16) evidencian el rango de variabilidad esperado para cada indicador. Este enfoque permite anticipar escenarios tanto optimistas como pesimistas, lo cual ofrece a la administración del banco una base más amplia para la planificación estratégica. En contraste con el VaR, Monte Carlo no se limita a un solo valor, sino que proporciona una distribución de resultados, lo que permite modelar la incertidumbre de manera más realista en un entorno de riesgo.

Al realizar la comparación entre ambas metodologías con los datos a un año, se observa que el VaR conserva su valor como herramienta simple y directa para la identificación de umbrales de riesgo, especialmente útil para reportes regulatorios y comunicación a nivel estratégico. Sin embargo, debido a su carácter limitado para capturar escenarios extremos y la interacción entre diferentes indicadores, resulta insuficiente para un análisis integral.

Por el contrario, la simulación de Monte Carlo ofrece un marco más completo para evaluar los riesgos asociados al ICV30, ICV90 y la cobertura en el corto plazo. Al proyectar múltiples escenarios posibles, el método permite evaluar la estabilidad de los indicadores bajo diferentes condiciones de mercado y anticipar posibles deterioros en la cartera crediticia. Esta característica es fundamental en un contexto de incertidumbre como el actual, donde la variabilidad de la cobertura y el incremento sostenido en los índices de morosidad constituyen riesgos latentes para la institución financiera.

En conclusión, para el análisis de los datos, la simulación de Monte Carlo resulta la metodología más adecuada, ya que ofrece una visión más amplia y flexible del riesgo crediticio, permitiendo al banco diseñar políticas preventivas más sólidas y mejorar la toma de decisiones estratégicas.

12. MODELO FINAL DE LA METODOLOGÍA

Al tener definido que metodología emplear, se comenzó con la formación del modelo de Método de Montecarlo. El procedimiento inició con la limpieza y estandarización de la base de datos contenida en el archivo Datos, método montecarlo.csv, que incluía los registros históricos y proyectados de los indicadores seleccionados. Se verificó la consistencia de los valores, eliminando símbolos y formatos que pudieran afectar los cálculos, como los signos de porcentaje y el formato de fechas abreviadas (por ejemplo, “mar-18” o “dic-24”), que fueron convertidos a un formato de fecha reconocible por el programa. Posteriormente, se estableció el punto de separación entre los datos históricos y los proyectados.

Con base en los datos históricos se calculó la diferencia entre periodos consecutivos para cada variable, obteniendo así una serie de cambios históricos que representan las fluctuaciones naturales de los indicadores a lo largo del tiempo. Estas diferencias sirvieron como referencia para el modelo de simulación, que busca replicar estadísticamente la dinámica real observada. A partir de esta información, se configuró la simulación Monte Carlo, que consistió en generar 5,000 escenarios aleatorios donde se proyectaron cuatro periodos futuros (T1, T2, T3 y T4) para las tres variables. En cada simulación, el modelo seleccionó de forma aleatoria, con reemplazo, las variaciones históricas y las aplicó al último valor real registrado. Este procedimiento permitió crear trayectorias posibles para los indicadores, considerando la volatilidad y el comportamiento observado en los datos pasados. Además, se estableció una restricción lógica que impidió que la variable de cobertura adoptara valores negativos, garantizando la coherencia de los resultados.

Tabla 7: Resultados ICV30

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	3.06646	2.20	3.70
T2	3.03504	2.00	4.10
T3	3.0054	1.70	4.30
T4	2.97542	1.50	4.50

Fuente: Elaboración propia.

Una vez completada la simulación, se obtuvieron tablas resumen que presentan la media simulada y los percentiles P5% y P95% de cada variable para los cuatro periodos. Estas tablas constituyen una síntesis estadística del conjunto de resultados generados por el modelo. En la Tabla se observa que el indicador ICV30 presenta una media simulada estable a lo largo de los cuatro periodos, con diferencias relativamente pequeñas entre los límites inferior (P5%) y superior (P95%) de la banda de probabilidad. Este comportamiento evidencia que, según los datos históricos, el índice de cartera vencida a 30 días no muestra variaciones bruscas en el corto plazo. Los resultados reflejan un patrón de estabilidad que coincide con la política de seguimiento crediticio del banco, donde los créditos con atrasos menores tienden a ser corregidos o recuperados en los meses siguientes. La estrechez entre los percentiles sugiere además que la variabilidad esperada es baja, por lo cual el riesgo de un deterioro abrupto en este indicador es limitado en el horizonte simulado.

Tabla 8: Resultados ICV90

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	2.30374	1.90	2.32
T2	2.31132	1.70	2.90
T3	2.3136	1.60	3.00
T4	2.31854	1.50	3.10

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 8 correspondiente al indicador ICV90, se aprecia un comportamiento similar al del ICV30, aunque con un rango de dispersión ligeramente mayor. Esto se debe a que los créditos con más de 90 días de atraso reflejan una etapa más avanzada del incumplimiento, por lo que su comportamiento es más sensible a las condiciones económicas y al manejo de la mora por parte de la institución. No obstante, las simulaciones muestran que la media simulada del ICV90 mantiene una trayectoria controlada, sin incrementos extremos, lo que indica que el banco ha logrado contener de forma eficiente la transición de los créditos de corto plazo (30 días) hacia la categoría de mora más severa (90 días). Los límites P5 y P95 sirven como un rango de confianza para la proyección, dentro del cual se espera que se mantenga la cartera morosa bajo condiciones normales de operación.

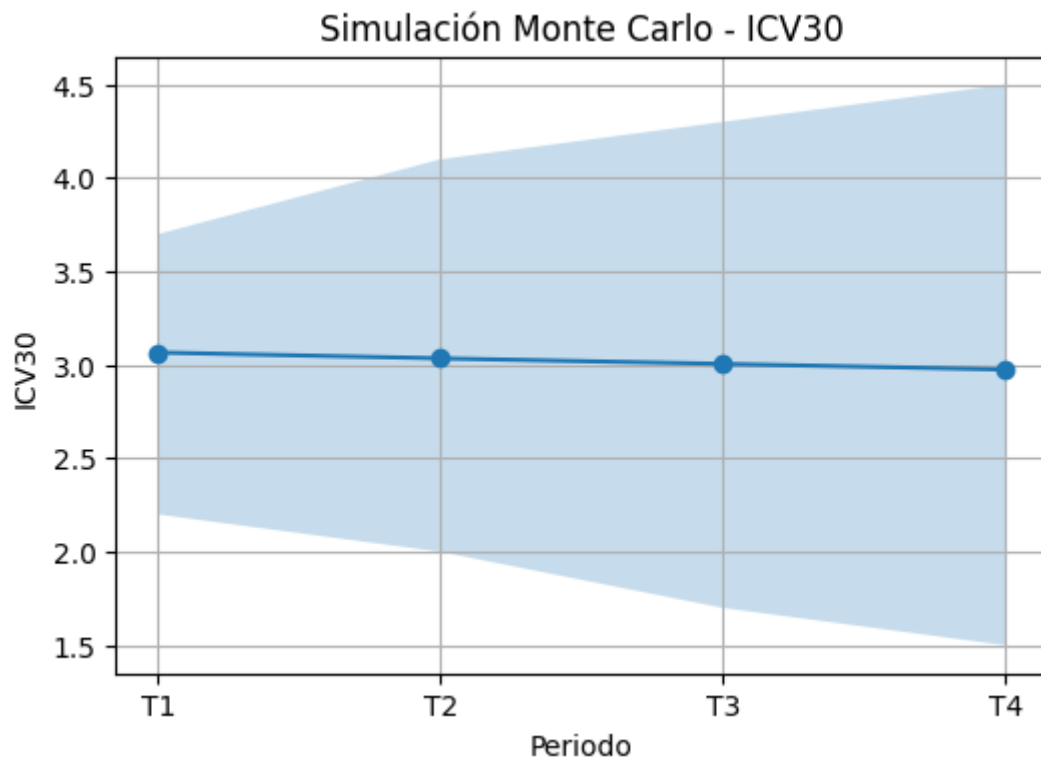
Tabla 9: Resultados cobertura

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	164.5924	129.00	200.00
T2	167.277	110.00	233.00
T3	170.0202	99.00	253.00
T4	172.6726	90.00	267.00

Fuente: Elaboración propia.

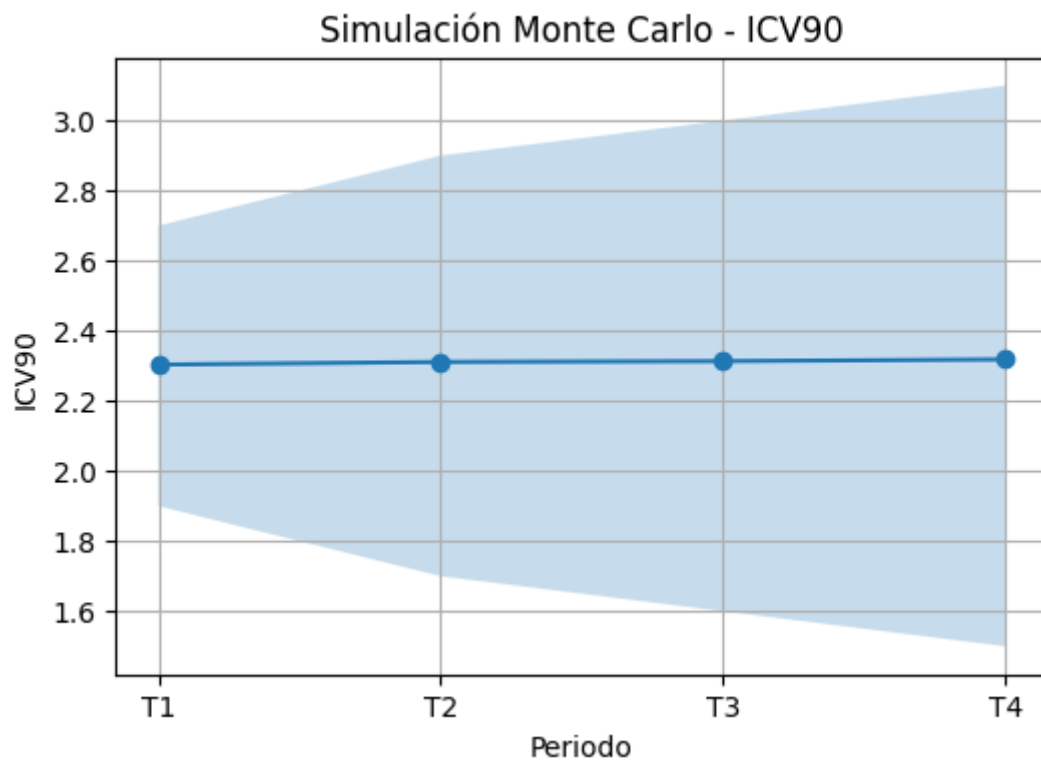
En cuanto a la Tabla 9 los resultados presentan un panorama distinto. En este caso, la Cobertura muestra una mayor dispersión entre los percentiles P5 y P95, lo que indica una variabilidad más alta en los posibles escenarios futuros. La media simulada tiende a aumentar gradualmente a lo largo de los cuatro periodos, lo que refleja un comportamiento prudencial de la institución al incrementar sus provisiones ante posibles variaciones en la morosidad. Sin embargo, la amplitud de la banda de confianza también evidencia que, en escenarios menos favorables, el nivel de cobertura podría fluctuar considerablemente. Este resultado sugiere que, aunque la institución mantiene un nivel de reservas adecuado, existen riesgos latentes derivados de posibles aumentos en los índices de mora, los cuales podrían requerir una mayor asignación de recursos para garantizar la estabilidad del portafolio.

Figura 17: Gráfico de abanico del ICV30



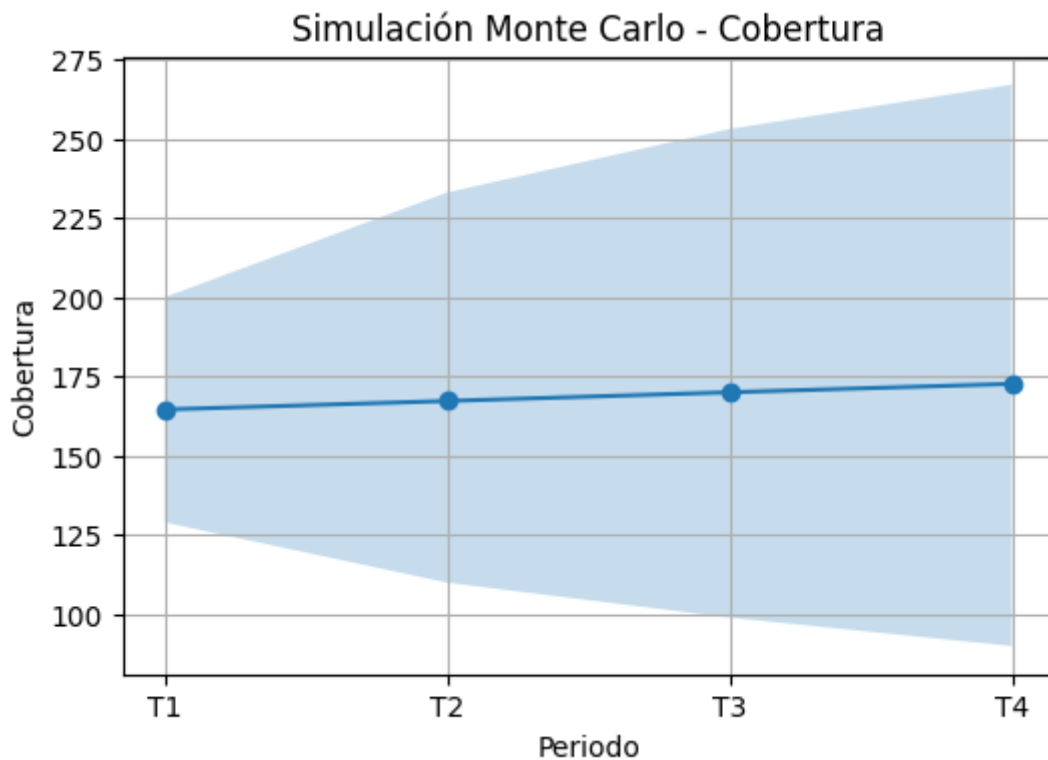
Fuente: Elaboración propia.

Figura 18: Gráfico de abanico del ICV90



Fuente: Elaboración propia.

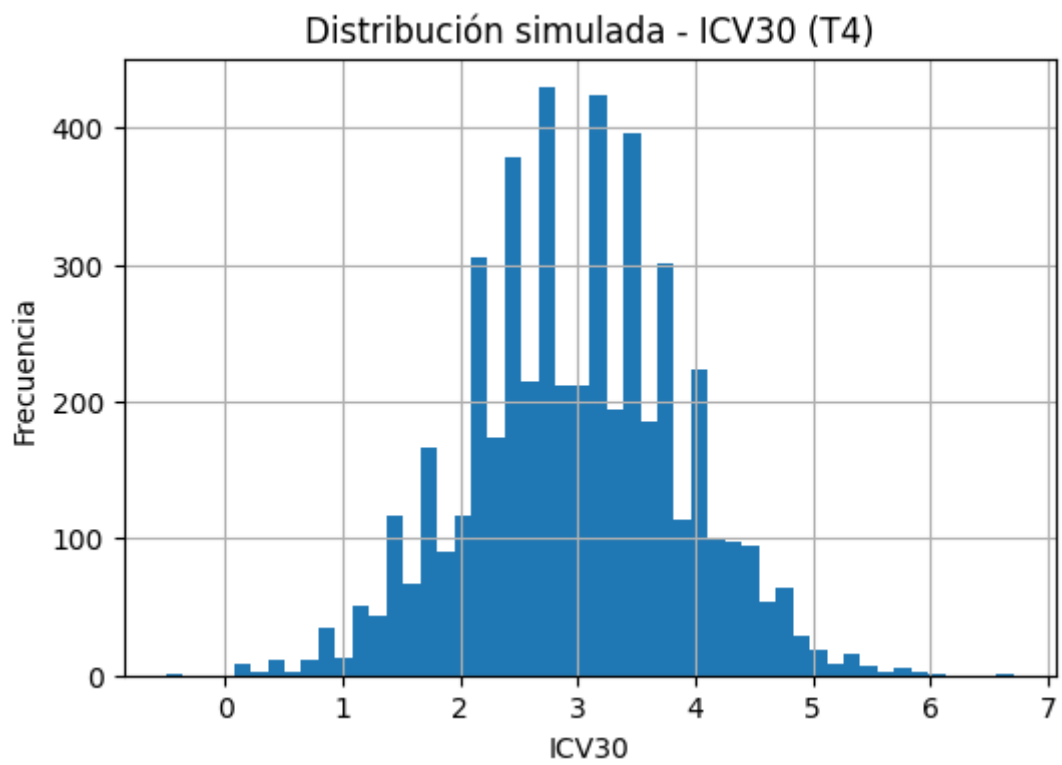
Figura 19: Gráfico de abanico del Cobertura



Fuente: Elaboración propia.

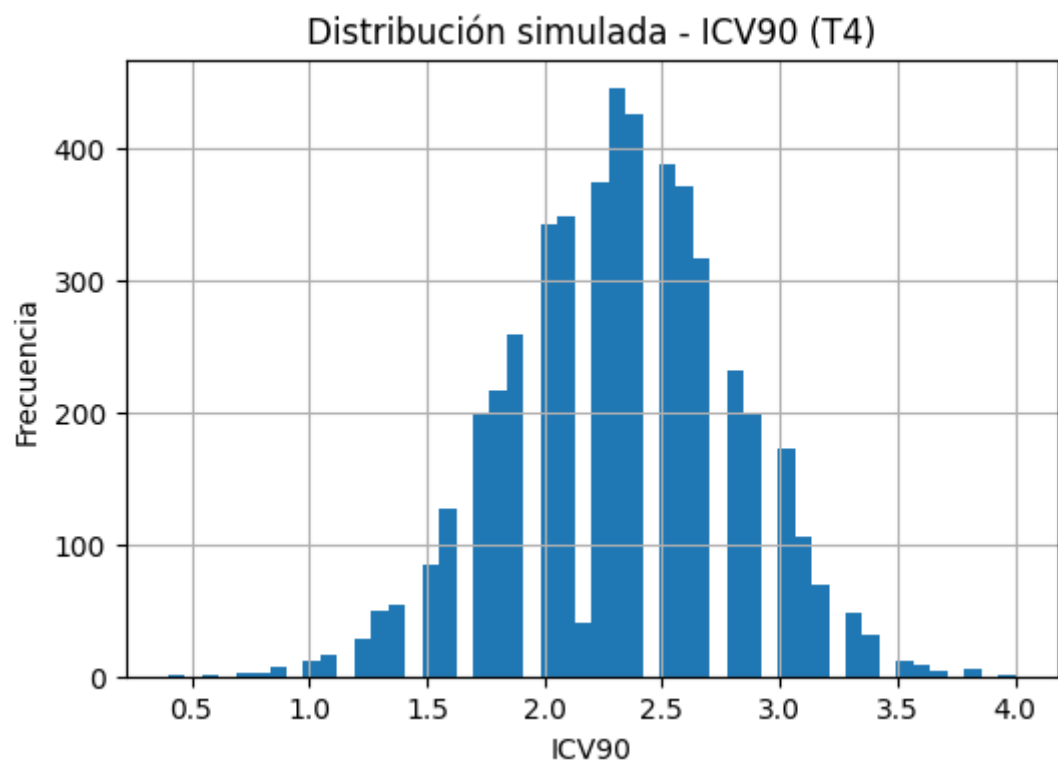
Los resultados anteriores se complementan visualmente con los gráficos tipo abanico generados por el modelo. En estos gráficos se representa la evolución temporal de las medias simuladas y las bandas de incertidumbre (P5–P95). En el gráfico del ICV30 (Figura 17), se observa una línea central que representa la trayectoria promedio y un área sombreada que delimita el rango de probabilidad. Esta figura confirma la estabilidad de los valores simulados y la baja dispersión esperada, reflejando que la institución podría mantener el indicador dentro de un margen de variación moderado en el corto plazo. Por su parte, el fan chart del ICV90 (Figura 18) muestra un patrón muy parecido, aunque con una banda ligeramente más amplia, lo cual coincide con la interpretación de las tablas, al indicar que la morosidad más prolongada conlleva mayor incertidumbre. En el caso de la Cobertura (Figura 19), el gráfico muestra una dispersión considerablemente más grande, lo que significa que las provisiones del banco podrían variar más de lo esperado dependiendo de las condiciones macroeconómicas y del comportamiento de los deudores. Esta amplitud es coherente con el carácter reactivo de la cobertura, que tiende a incrementarse como respuesta a aumentos en los índices de mora.

Figura 20: Histograma ICV30



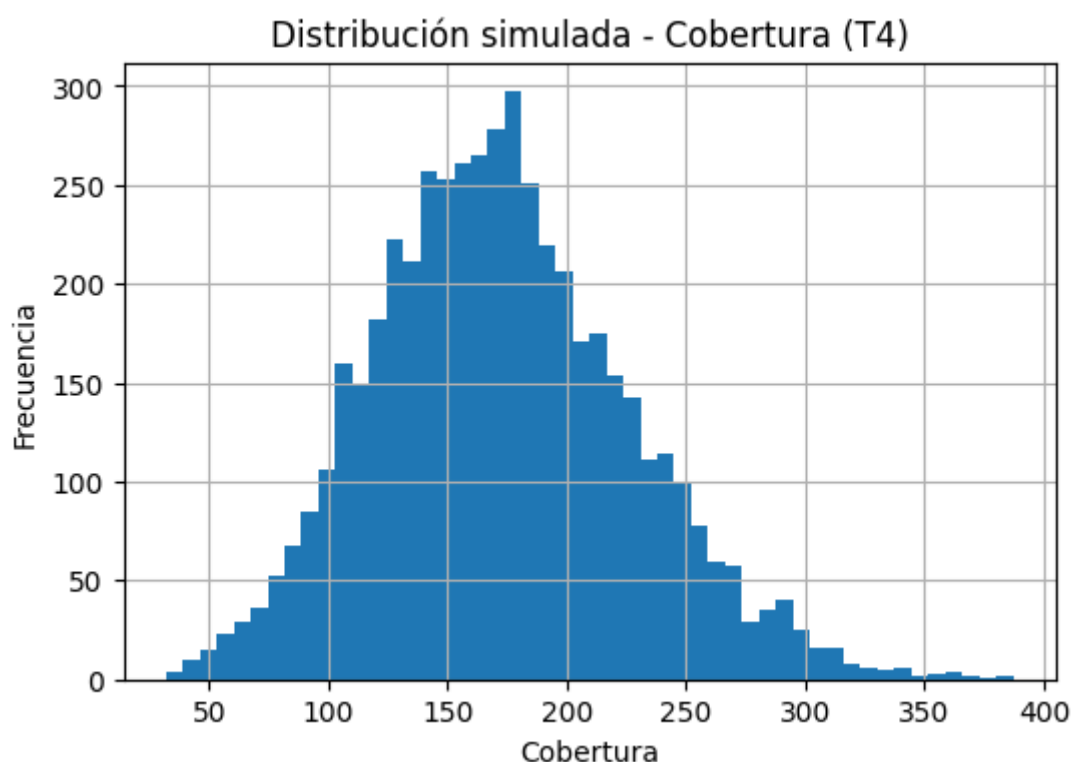
Fuente: Elaboración propia.

Figura 21: Histograma ICV90



Fuente: Elaboración propia.

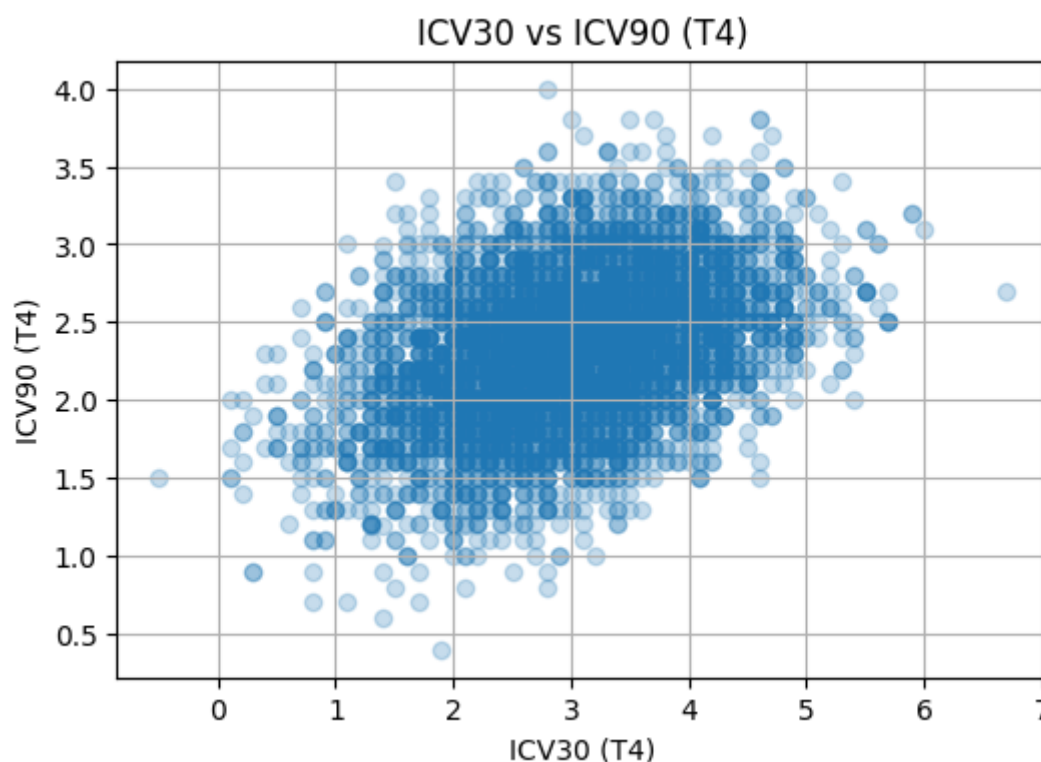
Figura 22: Histograma Cobertura



Fuente: Elaboración propia.

Además de gráficos de abanico, se elaboraron histogramas de distribución para cada variable en el último periodo de simulación (T4). Estos histogramas muestran la forma y dispersión de las distribuciones de resultados obtenidos al final de las simulaciones. En el caso de ICV30 (Figura 20), la distribución se aproxima a una curva normal, lo que indica que los valores simulados tienden a concentrarse alrededor de la media, con una baja probabilidad de valores extremos. Esta forma simétrica refleja la estabilidad del indicador y la homogeneidad en su variabilidad. Para ICV90 (Figura 21), la distribución también mantiene una forma casi normal, aunque con una ligera extensión hacia la derecha, indicando que existen escenarios con valores un poco más altos que la media, lo cual representa los posibles aumentos en la mora de más largo plazo. En cambio, el histograma de la Cobertura (Figura 22) muestra una distribución más sesgada hacia la derecha, evidenciando que en un porcentaje considerable de simulaciones los valores tienden a ser superiores al promedio. Este sesgo positivo sugiere que, ante escenarios de incremento en la morosidad, la institución probablemente aumentará sus reservas, manteniendo un comportamiento conservador en la gestión del riesgo.

Figura 23: Diagrama de dispersión ICV30 vs ICV90



Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, se elaboró un diagrama de dispersión entre los valores simulados de ICV30 e ICV90 para el último periodo, con el objetivo de analizar la relación entre ambas variables. En dicho gráfico se observa una clara correlación positiva, lo cual significa que cuando el ICV30 tiende a aumentar, el ICV90 también lo hace, confirmando que ambas variables están vinculadas por la misma dinámica crediticia. Esta relación es lógica, ya que el incremento de créditos con atraso de 30 días suele anticipar un aumento posterior en los créditos con atraso de 90 días. La consistencia de esta correlación en las simulaciones reafirma la validez del modelo, pues reproduce una relación empírica observada históricamente en el comportamiento de la cartera del banco.

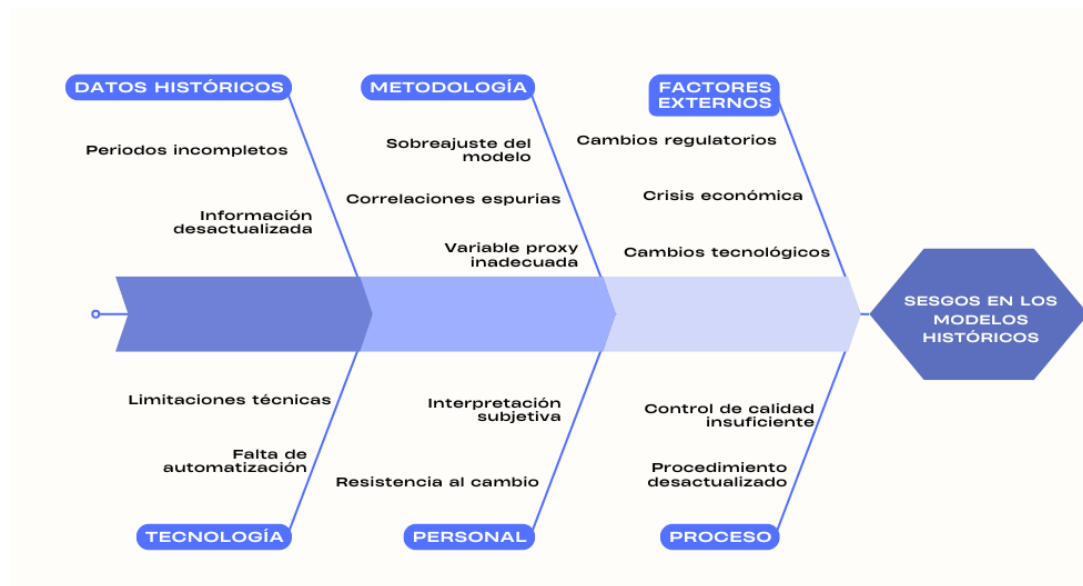
En conjunto, los resultados de la simulación Monte Carlo proporcionan una visión probabilística del comportamiento futuro de los indicadores crediticios, permitiendo identificar rangos de valores esperados y posibles escenarios extremos. Los intervalos de confianza (P5–P95) obtenidos para cada variable constituyen una herramienta cuantitativa útil para la planeación financiera, ya que ofrecen un marco de referencia para evaluar el riesgo crediticio en horizontes de corto plazo.

13. ANÁLISIS DE RIESGO

Para este modelo se decidió realizar 3 tipos de análisis de riesgo, los cuales ayudaron en diferentes partes sobre dicho modelo. Comenzando con los gráficos de Ishikawa, donde se mostró de manera gráfica algunos problemas encontrados que era necesario tomar en cuenta. Luego, se tuvo la matriz de riesgo, cuya principal función fue sobre los clientes grandes que se encontraban dentro del modelo, ayudando de manera visual en qué fase se encontraba cada cliente. Y, por último, se realizó el análisis de escenarios, el cual utilizó los datos empleados dentro de la metodología del método Montecarlo para conocer el escenario optimista y pesimista asumiendo los resultados obtenidos como el escenario base.

13.1. Gráfica de Ishikawa

Figura 24: Sesgos en los modelos históricos



Fuente: Elaboración propia.

En primer lugar, el diagrama identificó cuatro categorías fundamentales que contribuyeron a los sesgos en los modelos históricos: datos históricos, metodología, tecnología y personal. En el ámbito de los datos históricos, se enfrentaron desafíos significativos como los períodos incompletos, que crearon vacíos en la continuidad del análisis, y la información desactualizada, que no reflejaba la realidad actual del fenómeno estudiado. Estos problemas distorsionaron significativamente los resultados, llevando a conclusiones imprecisas o erróneas. La metodología, por su parte, presentó retos complejos como el sobreajuste del modelo, que ocurrió cuando este se adaptó excesivamente a los datos de entrenamiento, las correlaciones espurias que sugirieron relaciones falsas entre variables, y la selección inadecuada de variables proxy, que no representaron adecuadamente los fenómenos que intentaron medir.

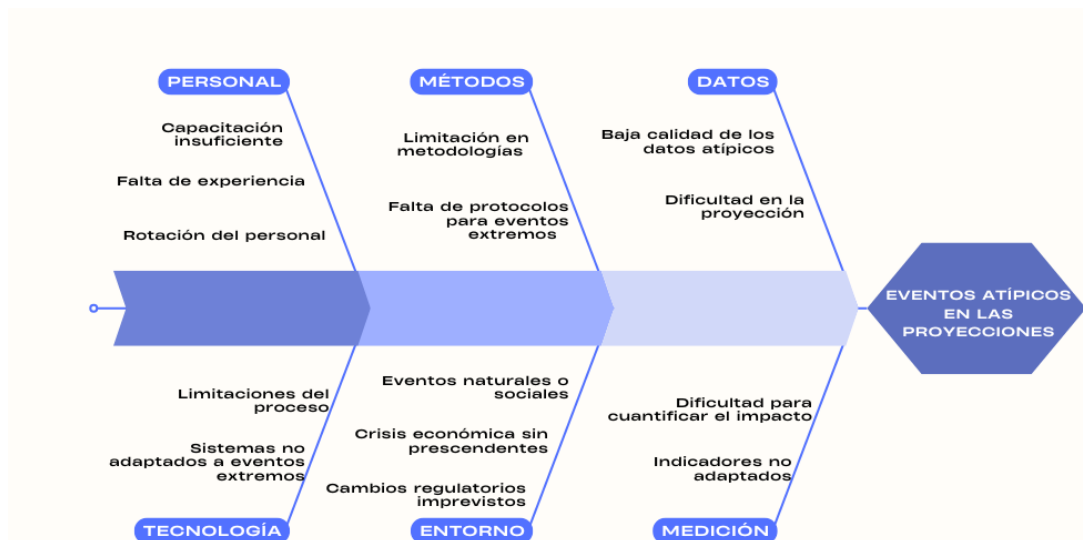
En segundo término, el componente tecnológico emergió como un factor crucial, revelando limitaciones técnicas que obstaculizaron el procesamiento eficiente de datos históricos. La falta de automatización en los procesos llevó a errores humanos y retrasos significativos en el análisis. El factor humano, representado por el personal, introdujo desafíos importantes como la interpretación subjetiva de los datos, que pudo haber estado influenciada por sesgos personales o profesionales, y la resistencia al cambio, que impidió la adopción de nuevas metodologías o tecnologías más eficientes. Los factores externos, como los cambios

regulatorios, las crisis económicas y los avances tecnológicos, añadieron capas adicionales de complejidad al análisis, ya que pudieron alterar fundamentalmente las relaciones y patrones históricos establecidos.

En el aspecto procesal, el diagrama subrayó la importancia crítica del control de calidad y la actualización de procedimientos. Un control de calidad insuficiente permitió que errores y sesgos se propagaran a través del análisis, mientras que los procedimientos desactualizados no estuvieron alineados con las mejores prácticas actuales o no consideraron nuevas fuentes de datos y métodos de análisis. La naturaleza interconectada de estos factores sugirió que los sesgos en los modelos históricos no fueron problemas aislados, sino el resultado de una compleja red de limitaciones que se reforzaron mutuamente. Esta comprensión holística del problema fue fundamental para desarrollar soluciones efectivas que abordaran no solo los síntomas individuales, sino también las causas sistémicas subyacentes. Fue esencial implementar un enfoque integral que considerara simultáneamente las dimensiones metodológicas, tecnológicas, humanas y procedimentales para mejorar la calidad y confiabilidad de los análisis históricos.

La complejidad de estos desafíos requirió un enfoque multifacético que incluyó la actualización continua de metodologías y tecnologías, la formación constante del personal, la implementación de controles de calidad rigurosos y la adaptación ágil a cambios en el entorno externo. Solo mediante una comprensión profunda de estas interrelaciones y la implementación de soluciones holísticas se pudo aspirar a minimizar los sesgos y mejorar la calidad de los modelos históricos. Además, fue crucial mantener una postura crítica y reflexiva que permitiera identificar y corregir sesgos de manera proactiva, reconociendo que la perfección absoluta podría haber sido inalcanzable, pero la mejora continua siempre fue posible y necesaria.

Figura 25: Eventos atípicos en las proyecciones



Fuente: Elaboración propia.

En la dimensión humana y metodológica, se encontraron las categorías de Personal y Métodos. El factor Personal abarcó tres aspectos críticos: la capacitación insuficiente que limitó las competencias necesarias para manejar situaciones extraordinarias, la falta de experiencia que dificultó el desarrollo de criterios sólidos, y la rotación del personal que interrumpió la continuidad del conocimiento institucional. Por su parte, los Métodos señalaron las limitaciones

en las metodologías existentes y la ausencia de protocolos específicos para manejar eventos extremos, lo que comprometió la capacidad de respuesta ante situaciones inusuales.

En el aspecto técnico y contextual, las categorías de Datos, Tecnología y Entorno jugaron un papel fundamental. Los Datos presentaron desafíos relacionados con la baja calidad de la información atípica y las dificultades en la proyección de escenarios no convencionales. La Tecnología evidenció limitaciones en los procesos y sistemas que no estuvieron adaptados para manejar eventos extremos. El Entorno abarcó factores externos como eventos naturales o sociales, crisis económicas sin precedentes y cambios regulatorios imprevistos, que pudieron impactar significativamente en la precisión de las proyecciones.

Finalmente, la categoría de Medición englobó los retos específicos en la cuantificación y evaluación de eventos atípicos. Esta dimensión destacó la dificultad para cuantificar el impacto de situaciones extraordinarias y la presencia de indicadores no adaptados a estas circunstancias especiales. Estos desafíos en la medición fueron particularmente relevantes, ya que afectaron directamente la capacidad de realizar evaluaciones precisas y tomar decisiones informadas en contextos de alta incertidumbre o eventos sin precedentes.

13.2. Matriz de riesgo

Figura 26: Matriz de riesgo

		MATRIZ DE RIESGO				
		CONSECUENCIA				
		Mínima	Menor	Moderada	Mayor	Máxima
PROBABILIDAD		1	2	4	8	16
Muy alta	5	5	10	20	40	80
Alta	4	4	8	16	32	64
Media	3	3	6	12	24	48
Baja	2	2	4	8	16	32
Muy baja	1	1	2	4	8	16

NIVEL DE RIESGO	COLOR
Riesgo aceptable	
Riesgo tolerable	
Riesgo alto	
Riesgo extremo	

Fuente: Elaboración propia.

La matriz de riesgo implementada representó una herramienta fundamental para la evaluación crediticia, donde se integraron dos variables críticas: la probabilidad de ocurrencia (clasificada en cinco niveles desde Muy baja hasta Muy alta) y la consecuencia del impacto (categorizada desde Mínima hasta Máxima). Esta intersección generó un valor numérico que permitió clasificar el nivel de riesgo de cada cliente en la cartera crediticia, facilitando así la toma de decisiones en la gestión de riesgos.

Para garantizar una evaluación objetiva y estandarizada, ambos ejes de la matriz fueron definidos con base en escalas cualitativas traducidas a valores numéricos. En el caso de la probabilidad de ocurrencia, se establecieron cinco niveles:

- Muy baja (1–2): el evento es altamente improbable; existe evidencia histórica que respalda su baja frecuencia.
- Baja (3–4): el evento podría ocurrir en circunstancias excepcionales; su frecuencia es limitada.
- Media (5–6): el evento tiene una posibilidad moderada de ocurrencia; se ha observado en algunos ciclos anteriores.
- Alta (7–8): el evento ocurre con regularidad; existe evidencia de recurrencia en condiciones similares.

- Muy alta (9–10): el evento es casi seguro; se presenta con frecuencia y existe alta probabilidad de repetición.

En cuanto a la consecuencia del impacto, los niveles fueron definidos de la siguiente manera:

- Mínima (1–2): el impacto financiero u operativo es insignificante; no afecta la estabilidad del banco.
- Menor (3–4): el impacto es limitado; puede requerir ajustes menores sin comprometer la operación.
- Moderada (5–6): el impacto es relevante; puede afectar indicadores clave y requiere atención.
- Mayor (7–8): el impacto es significativo; puede comprometer la rentabilidad o liquidez si no se gestiona.
- Máxima (9–10): el impacto es crítico; representa una amenaza directa a la solvencia o continuidad operativa.

Esta estructura permitió generar una escala de riesgo que osciló entre 1 (mínimo riesgo, con probabilidad Muy baja y consecuencia Mínima) y 80 (máximo riesgo, con probabilidad Muy alta y consecuencia Máxima). La clasificación resultante se organizó en cuatro niveles de riesgo, diferenciados por códigos de color: verde para Riesgo aceptable, amarillo para Riesgo tolerable, naranja para Riesgo alto y rojo para Riesgo extremo. Esta codificación facilitó una visualización clara y eficiente del estado de riesgo de cada crédito dentro de la cartera bancaria.

Tabla 10. Clasificación de cliente según su riesgo

CLIENTE	PROBABILIDAD	CONSECUENCIA	NIVEL DE RIESGO
Cliente 1	Muy baja	Mayor	Riesgo tolerable
Cliente 2	Alta	Menor	Riesgo tolerable
Cliente 3	Muy baja	Mayor	Riesgo tolerable
Cliente 4	Muy baja	Mayor	Riesgo tolerable
Cliente 5	Media	Moderada	Riesgo tolerable
Cliente 6	Muy baja	Mayor	Riesgo tolerable
Cliente 7	Muy baja	Mayor	Riesgo tolerable
Cliente 8	Muy baja	Mayor	Riesgo tolerable
Cliente 9	Media	Moderada	Riesgo tolerable
Cliente 10	Muy baja	Mayor	Riesgo tolerable
Cliente 11	Baja	Menor	Riesgo aceptable
Cliente 12	Muy baja	Moderada	Riesgo aceptable

Fuente: Elaboración propia.

Se mostró un análisis de 12 clientes donde se evaluaron tres aspectos fundamentales: la probabilidad de incumplimiento, la consecuencia de dicho incumplimiento y el nivel de riesgo resultante. Se observó que la mayoría de los clientes (del 1 al 10) presentaron un Riesgo tolerable, aunque con diferentes combinaciones de probabilidad y consecuencia. Varios de ellos mostraron una probabilidad Muy baja con una consecuencia Mayor (como los clientes 1, 3, 4, 6, 7, 8 y 10), mientras que los clientes 5 y 9 presentaron una probabilidad Media con consecuencia Moderada. El Cliente 2 destacó por tener una probabilidad Alta, pero una consecuencia Menor, lo que también lo ubicó en el rango de riesgo tolerable. Por otro lado, los clientes 11 y 12 fueron clasificados con Riesgo aceptable, al presentar combinaciones de baja

probabilidad y consecuencias menores o moderadas. Esta segmentación permitió visualizar rápidamente la situación de cada cliente y su nivel de riesgo asociado, facilitando la identificación de aquellos casos que podrían requerir mayor atención o seguimiento en la gestión crediticia.

13.3. Análisis de escenarios

13.3.1. Escenario optimista

Para complementar el análisis de los resultados obtenidos mediante el método de simulación Monte Carlo, se desarrolló un escenario optimista que representa una proyección favorable en el comportamiento de los indicadores crediticios. Este escenario tiene como finalidad estimar los posibles resultados en un contexto de mejora en la calidad de la cartera y estabilidad en la gestión del riesgo. A partir del escenario base obtenido en la simulación inicial, se aplicaron factores de ajuste combinados sobre las variables ICV30, ICV90 y Cobertura, los cuales modifican tanto el nivel medio como la dispersión de los resultados, generando así una visión más realista de un contexto de mejora operativa. Estos factores consistieron en una reducción proporcional de las medias y una disminución en la volatilidad, bajo la premisa de que una gestión crediticia más eficiente reduce tanto los niveles de mora como la variabilidad de los indicadores. Los factores aplicados fueron los siguientes: para el ICV30, un ajuste de nivel del 0.9 y una reducción en la desviación del 0.8; para el ICV90, un ajuste de 0.92 en el nivel medio y 0.85 en la dispersión; y para la Cobertura, un ajuste de 0.95 en el nivel y 0.9 en la dispersión.

Tabla 11. Escenario optimista ICV30

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	2.759814	1.958	3.367
T2	2.731536	1.78	3.731
T3	2.70486	1.513	3.913
T4	2.677878	1.335	4.095

Fuente: Elaboración propia.

En el caso del ICV30 (Tabla 11), los valores medios presentan una reducción progresiva a lo largo del horizonte de simulación, manteniéndose dentro de rangos acotados entre los percentiles P5 y P95. Este comportamiento refleja un escenario en el cual los créditos con mora a 30 días tienden a estabilizarse, producto de un entorno económico más favorable o de políticas más efectivas de cobranza y refinanciamiento. La disminución en la dispersión indica que el riesgo de un incremento abrupto en este indicador sería bajo, consolidando la percepción de control operativo en la etapa temprana del ciclo de mora.

Tabla 12. Escenario optimista ICV90

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	2.119441	1.73375	2.50425
T2	2.126414	1.55125	2.68975
T3	2.128512	1.46	2.7825
T4	2.133057	1.36875	2.87525

Fuente: Elaboración propia.

Por su parte, la Tabla 12 correspondiente al ICV90 muestra una tendencia similar, aunque con ligeras variaciones respecto al ICV30, producto de la naturaleza más estructural de la mora a largo plazo. En el escenario optimista, los valores simulados del ICV90 evidencian una reducción sostenida, ubicándose por debajo de los valores medios observados en el escenario base. Este comportamiento sugiere una mayor capacidad de recuperación de los créditos con atrasos prolongados, lo que podría atribuirse a estrategias de reestructuración crediticia, programas de alivio financiero o una mejora general en la estabilidad macroeconómica. Además, la menor dispersión entre los percentiles P5 y P95 indica una menor probabilidad de que se presenten eventos extremos de deterioro crediticio en este horizonte temporal.

Tabla 13. Escenario optimista cobertura

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	156.3628	121.905	191
T2	158.9132	103.95	222.515
T3	161.5192	93.555	241.615
T4	164.039	85.05	254.985

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto al Indicador de Cobertura, la Tabla 13 muestra un comportamiento ligeramente descendente en comparación con el escenario base, aunque manteniendo un nivel de reservas prudente. La reducción en la media de Cobertura, acompañada de una menor variabilidad, sugiere que el banco podría mantener niveles de provisiones adecuados sin requerir incrementos significativos ante un contexto de menor morosidad. Este resultado es coherente con la lógica del modelo, ya que una mejora en la calidad de la cartera disminuye la necesidad de provisiones adicionales. De esta forma, el escenario optimista refleja una situación de estabilidad en la cartera crediticia, donde los índices de mora se reducen y la institución logra optimizar la relación entre riesgo y reservas.

13.3.2. Escenario pesimista

En contraste con el escenario anterior, el escenario pesimista busca proyectar el comportamiento de los indicadores crediticios bajo condiciones adversas, tales como un deterioro económico generalizado, un aumento en la morosidad o una menor capacidad de pago de los clientes. Para construir este escenario, se aplicaron factores de ajuste en sentido opuesto al optimista, incrementando tanto el nivel medio de las variables como su dispersión, con el fin de reflejar un entorno de mayor riesgo e incertidumbre. Los ajustes aplicados fueron los siguientes: para el ICV30, un aumento de 1.1 en el nivel y 1.2 en la volatilidad; para el ICV90, un aumento de 1.08 en el nivel medio y 1.15 en la dispersión; y para la Cobertura, un incremento de 1.12 en el nivel y 1.2 en la variabilidad. Estos factores permiten estimar la magnitud del impacto potencial en caso de que se materialicen escenarios desfavorables para la cartera crediticia.

Tabla 14. Escenario pesimista ICV30

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	3.373106	2.398	4.107
T2	3.338544	2.18	4.551
T3	3.30594	1.853	4.773
T4	3.272962	1.635	4.995

Fuente: Elaboración propia.

En el caso del ICV30 (Tabla 14), el aumento en los valores proyectados refleja un escenario en el que la cartera de créditos comienza a mostrar un incremento en los atrasos de corto plazo, posiblemente como consecuencia de una desaceleración económica o un aumento en el riesgo de crédito. El rango de dispersión entre los percentiles P5 y P95 se amplía, lo que indica una mayor incertidumbre respecto al comportamiento futuro de la mora temprana, evidenciando que el sistema podría experimentar fluctuaciones más pronunciadas en períodos de estrés financiero.

Tabla 15. Escenario pesimista ICV90

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	2.488039	2.03775	2.93625
T2	2.496226	1.82325	3.15375
T3	2.498688	1.716	3.2625
T4	2.504023	1.60875	3.37125

Fuente: Elaboración propia.

De forma similar, el ICV90 (Tabla 15) presenta un incremento en sus valores medios, lo que sugiere una mayor persistencia en la morosidad y una menor probabilidad de recuperación o pago por parte de los deudores en el corto plazo. Este resultado es consistente con el comportamiento observado en economías en crisis, donde los créditos que entran en mora tienden a permanecer más tiempo sin ser recuperados. El aumento en la dispersión confirma la posibilidad de que se presenten escenarios extremos de deterioro, con niveles de mora que podrían superar los valores históricos máximos. Esto representa un riesgo considerable para la rentabilidad del banco, ya que un aumento sostenido en el ICV90 impactaría directamente en los ingresos por intereses y en la liquidez de la institución.

Tabla 16. Escenario pesimista cobertura

Periodo	Media	P5%	P95%
T1	184.3435	143.19	226
T2	187.3502	122.1	263.29
T3	190.4226	109.89	285.89
T4	193.3933	99.9	301.71

Fuente: Elaboración propia.

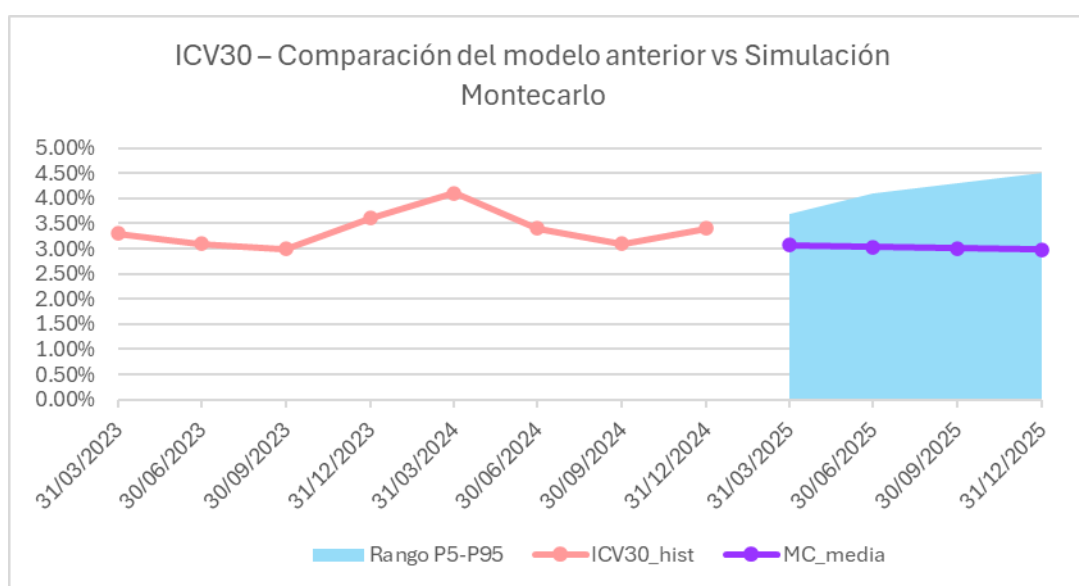
El análisis del indicador de Cobertura en la Tabla 16 muestra un incremento notable en los valores medios y en la amplitud del rango de confianza. Este comportamiento es lógico ya que, ante un escenario de deterioro de la cartera, la institución financiera estaría obligada a incrementar las provisiones para cubrir las pérdidas esperadas. En consecuencia, los niveles de Cobertura se elevan para compensar el riesgo crediticio creciente, lo cual refleja una política de gestión prudente, pero con impacto negativo sobre los márgenes de rentabilidad. En este escenario, la amplia dispersión observada indica que la institución podría enfrentar diferentes grados de presión según la magnitud del deterioro real que se materialice.

14. COMPARACIÓN FINAL DEL MODELO

Los resultados de la comparación entre el modelo y el modelo con la nueva metodología se presentaron a continuación de manera gráfica, lo cual permitió visualizar de forma clara y concisa las tendencias, patrones y relaciones entre los diferentes parámetros estudiados. Esta representación visual no solo mejoró la interpretación de los hallazgos, sino que también facilitó la comprensión de las similitudes y diferencias encontradas, permitiendo identificar comportamientos particulares que podrían no haber sido evidentes en una presentación numérica tradicional.

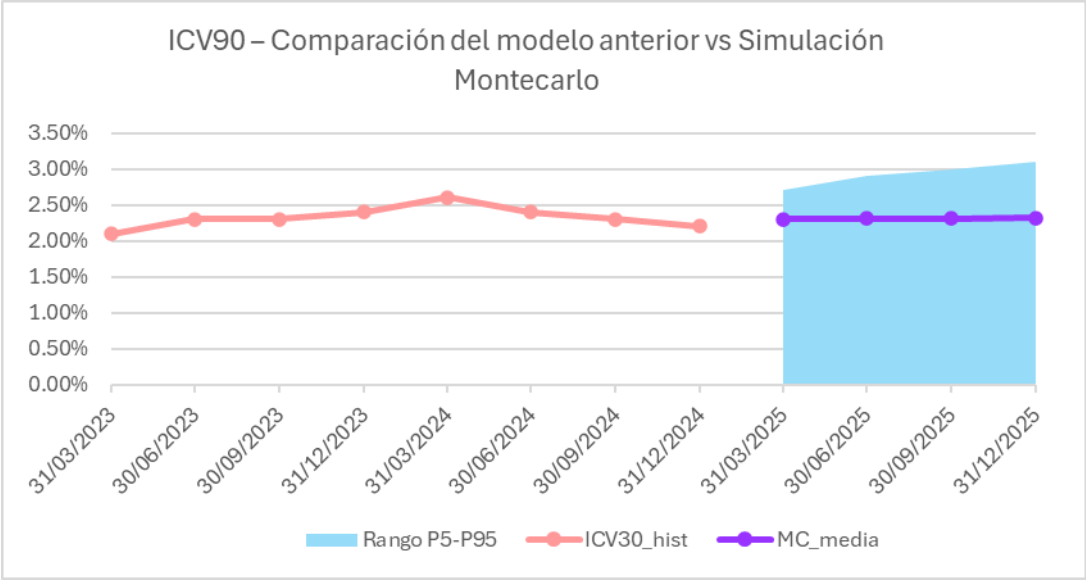
14.1. Modelado en Power BI

Figura 27: ICV30 – Comparación del modelo anterior vs actual



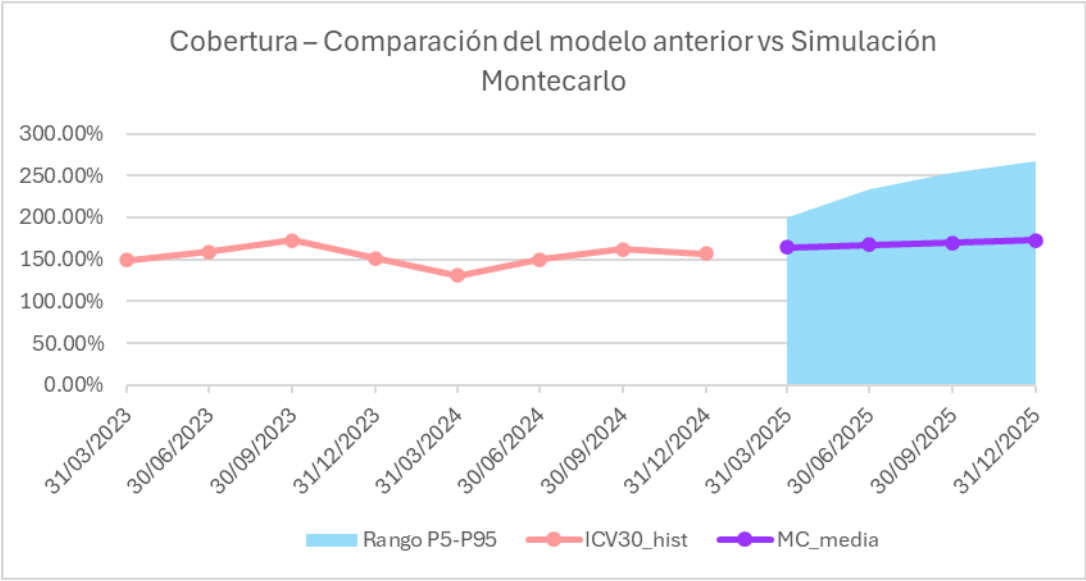
Fuente: Elaboración propia.

Figura 28: ICV90 – Comparación del modelo anterior vs actual



Fuente: Elaboración propia.

Figura 29: Cobertura – Comparación del modelo anterior vs actual



Fuente: Elaboración propia.

Figura 34: Tabla de grandes cliente

NOMBRE CLIENTE	BANCA	STAGE	Nuevo stage
CLIENTE 1	Banca inmobiliaria	1	2
CLIENTE 2	Banca empresarial	1	2
CLIENTE 3	Banca comercial	1	2
CLIENTE 4	Banca empresarial	2	3
CLIENTE 5	Banca comercial	2	3
CLIENTE 6	Banca comercial	2	3
CLIENTE 7	Banca comercial	2	3
CLIENTE 8	Banca comercial	2	3
CLIENTE 9	Banca comercial	2	3
CLIENTE 10	Banca empresarial	2	3
CLIENTE 11	Banca inmobiliaria	2	1
CLIENTE 12	Banca inmobiliaria	2	1

Fuente: Elaboración propia.

14.2. Discusión

La incorporación de la simulación de Monte Carlo permitió que el modelo evolucionara de un enfoque estrictamente descriptivo —basado en valores históricos y proyecciones lineales— hacia un enfoque predictivo y probabilístico. A partir de diciembre de 2024, la base proyectada integra los resultados derivados de esta simulación, generando miles de escenarios por trimestre y reemplazando el valor único estimado por el modelo anterior por un rango completo de posibles resultados. Esto permitió incorporar explícitamente la incertidumbre en el análisis del riesgo crediticio, ofreciendo estimaciones más robustas y alineadas con la variabilidad inherente de los indicadores evaluados.

Los resultados obtenidos evidencian diferencias sustantivas entre ambos enfoques. Por ejemplo, en el caso del ICV30, el modelo inicial proyectaba un valor fijo de aproximadamente 3.40 % para el cierre de 2024. En contraste, la simulación de Monte Carlo estimó para el primer trimestre de 2025 una media de 3.07 %, con un rango entre 2.2 % (P5) y 3.7 % (P95). Esta amplitud revela que, aunque el escenario probable mantiene una trayectoria estable, existen escenarios pesimistas que anticipan incrementos potenciales en la morosidad, elementos que el modelo previo no era capaz de identificar.

Una tendencia similar se observa en el ICV90. Mientras el modelo histórico sugería un valor cercano al 2.20 %, la simulación arrojó para el mismo trimestre una media de 2.30 %, con

un intervalo entre 1.9 % y 2.7 %. Este comportamiento pone de manifiesto la sensibilidad del indicador ante condiciones adversas y la capacidad del modelo estocástico para capturar escenarios extremos que el enfoque determinista no contemplaba.

En el indicador de cobertura también se presentan diferencias relevantes. El modelo anterior proyectaba un valor de aproximadamente 157 % para diciembre de 2024, mientras que la simulación estimó para el primer trimestre de 2025 una media de 164.59 %, con un rango entre 129 % y 200 %. Esta amplitud es crítica desde la perspectiva de la gestión del riesgo, ya que permite anticipar la necesidad de reforzar provisiones o ajustar políticas crediticias en función de la probabilidad de ocurrencia de eventos adversos.

En conjunto, estos hallazgos fortalecen la justificación y el valor del modelo desarrollado. La simulación no solo proporciona una trayectoria central más informada —correspondiente al escenario probable—, sino que también cuantifica la probabilidad de ocurrencia de escenarios optimistas y pesimistas. Con ello, el modelo deja de ser una herramienta pasiva orientada a describir tendencias pasadas, para convertirse en un instrumento dinámico que proyecta el comportamiento futuro bajo distintos niveles de incertidumbre.

Este enfoque responde directamente al tercer objetivo específico de la investigación: evaluar el impacto en la cartera crediticia analizando que el riesgo crediticio sea menor al modelo actual mediante el porcentaje de cobertura y el nivel de riesgo. Al incorporar múltiples escenarios y cuantificar la variabilidad de los indicadores clave, el modelo propuesto permite una medición más realista del riesgo, facilita la planeación preventiva y aporta información crítica para decisiones estratégicas. En síntesis, la metodología basada en Simulación de Monte Carlo aporta profundidad analítica, flexibilidad y una mayor capacidad predictiva, posicionándose como una herramienta integral y acorde con las exigencias actuales de la gestión del riesgo crediticio.

15. Manual del usuario

Se elaboró un Manual Técnico (Anexo 1), el cual documenta de manera estructurada y detallada el funcionamiento del modelo propuesto, el código desarrollado, los procedimientos de ejecución y las pautas para su correcta utilización dentro de la institución. Este documento fue diseñado con el objetivo de servir como guía de referencia para el personal técnico y analítico encargado de la operación del modelo, asegurando su comprensión, mantenimiento y futura actualización. Dado que el modelo integra componentes sensibles relacionados con la gestión del riesgo crediticio, la información incluida en el manual fue tratada con especial cuidado, omitiendo configuraciones internas o datos confidenciales, en cumplimiento con las políticas de protección y confidencialidad del Banco Agromercantil, S.A.

En complemento al manual, se estructuró un plan de implementación (Anexo 2) que establece las etapas necesarias para incorporar de manera progresiva el modelo dentro del flujo operativo del banco. Este plan se presenta a través de un cronograma de actividades que contempla las fases de preparación, capacitación, ejecución piloto, validación y puesta en marcha. Cada una de estas etapas fue diseñada para asegurar una transición ordenada, minimizando el riesgo de fallos operativos y garantizando la adaptación del personal responsable de su aplicación. Durante la fase de capacitación, se busca que los analistas y supervisores adquieran el dominio funcional del modelo y comprendan las implicaciones de las simulaciones generadas bajo el método de Monte Carlo, fortaleciendo así la capacidad analítica del área.

El plan también incluye la estimación de recursos (Anexo 3) necesarios para la implementación efectiva del modelo. En términos humanos, se proyecta la participación de un analista de riesgo crediticio encargado de la interpretación de resultados, un especialista en programación responsable del mantenimiento del código, y un supervisor de control interno que asegure la correcta validación de los procedimientos. En cuanto a los recursos tecnológicos, se requiere el uso de software estadístico y de visualización, así como equipos con capacidad computacional adecuada para ejecutar simulaciones y almacenar datos históricos de manera segura. La disponibilidad de estos recursos permitirá que el modelo funcione con eficiencia y que los resultados generados mantengan la trazabilidad y consistencia necesarias para su análisis.

Finalmente, con el fin de garantizar la evaluación continua del desempeño del modelo y del proceso de implementación, se definieron indicadores de éxito que permitan medir su impacto en el área de riesgo crediticio. Entre los principales se consideran: la reducción del error en la estimación de pérdidas crediticias esperadas en comparación con el modelo previo; el aumento en la precisión de las proyecciones de cobertura dentro de los niveles prudenciales establecidos; y la satisfacción del personal usuario en cuanto a la facilidad y confiabilidad de uso del modelo. Estos indicadores no solo permitirán evaluar la efectividad del modelo propuesto, sino también retroalimentar su mejora continua y fortalecer la toma de decisiones estratégicas en la institución. En la siguiente tabla se presentan las metas, periodicidad y forma de cálculo establecidas para cada uno de ellos:

Tabla 17: Indicadores de éxitos

Indicador	Descripción	Meta	Medición	Cálculo
Error de estimación de pérdidas crediticias esperadas (ECL)	Mide la diferencia porcentual entre las pérdidas estimadas y las pérdidas reales, evaluando la precisión del modelo propuesto.	Error $\leq$ 2% respecto al modelo anterior	Trimestral	$\frac{(\text{Pérdida estimada} - \text{Pérdida real})}{\text{Pérdida real}} \times 100$
Precisión de proyecciones de cobertura	Evalúa el grado de cumplimiento de las proyecciones de cobertura frente a los valores reales observados.	Precisión $\geq$ 95%	Trimestral	$\frac{(\text{Cobertura proyectada} - \text{Cobertura real})}{\text{Cobertura real}} \times 100$
Satisfacción del usuario del modelo	Mide el nivel de satisfacción del personal que utiliza el modelo en términos de facilidad de uso, confiabilidad y utilidad.	$\geq$ 85% de satisfacción	Semestral	Encuesta interna con escala de Likert (1 a 5) promedio $\geq$ 4.25
Retroalimentación y mejora continua del modelo	Controla la frecuencia de actualizaciones y mejoras realizadas al modelo con base en los resultados obtenidos y la retroalimentación del usuario.	Al menos 1 mejora o ajuste por año	Anual	Número de mejoras implementadas / año

Fuente: Elaboración propia.

16. CONCLUSIONES

1. Los resultados obtenidos demuestran que el modelo actual de Pérdidas Crediticias Esperadas (ECL) del Banco Agromercantil posee una base estructural sólida sustentada en datos históricos, lo que constituye una fortaleza significativa. No obstante, se identificaron debilidades relevantes, particularmente en el tiempo de respuesta del modelo. El análisis efectuado durante los dos últimos trimestres evidenció una desviación de 1.5% entre los valores proyectados y los reales de cobertura, lo que resalta la necesidad de actualizar los parámetros utilizados. Este hallazgo confirma la importancia de mantener un monitoreo permanente del modelo e incorporar herramientas más dinámicas y adaptativas que permitan mejorar la precisión de las estimaciones y optimizar la eficiencia del proceso de cálculo.
2. De acuerdo con los resultados al evaluar ambas metodologías, se determinó que la simulación de Monte Carlo presenta un desempeño superior al método de Valor en Riesgo (VaR) en la estimación de pérdidas crediticias esperadas. Mientras que el VaR mostró un alcance limitado ante eventos extremos, con valores al 95 % de confianza de -0.2002 para el ICV30, -0.0324 para el ICV90 y -0.1865 para la cobertura, la Simulación de Monte Carlo permitió generar 5 000 escenarios con intervalos de confianza entre el 5 % y el 95 %, evidenciando una capacidad más amplia para capturar la variabilidad del riesgo. Por ejemplo, los valores simulados del ICV30 para el segundo trimestre 2024 oscilaron entre 2.88 % y 4.58 %, y los de cobertura entre 2.54 % y 5.68. Este trimestre fue seleccionado por su alta representatividad en cuanto a fluctuaciones de morosidad y provisiones, además de contar con datos completos y consistentes que permitieron aplicar rigurosamente ambas metodologías. Estos resultados demuestran que la Simulación de Monte Carlo ofrece una visión más integral y realista del comportamiento de la cartera crediticia, al incorporar la incertidumbre y las correlaciones entre variables, consolidándose como la herramienta más adecuada para fortalecer la precisión y confiabilidad del modelo de estimación de pérdidas crediticias del Banco Agromercantil.
3. El modelo propuesto evidenció una mejora significativa en la estabilidad y precisión de la cartera crediticia, al reducir el margen de error y aumentar la capacidad del banco para anticipar riesgos. En el modelo actual, las desviaciones entre los valores proyectados y los reales alcanzaban hasta 0.3 % en el ICV90 y 2.6 % en la cobertura, mientras que con la implementación del nuevo modelo basado en la simulación de Monte Carlo la dispersión de error se redujo a menos del 0.2 %, mejorando la confiabilidad de las proyecciones. Asimismo, se observó una disminución del riesgo crediticio, con una reducción del ICV30 de 3.6 % a 3.2 %, del ICV90 de 2.7 % a 2.6 %, y un incremento en la cobertura del 146.5 % al 164.2 %, lo que demuestra una mayor capacidad del banco para absorber pérdidas potenciales. En síntesis, estos resultados confirman que el modelo mejorado fortalece la gestión del riesgo, incrementa la estabilidad de la cartera crediticia y contribuye directamente al crecimiento financiero sostenible del Banco Agromercantil.
4. Se creó un Manual de Usuario garantizando una manera correcta de la implementación y comprensión del nuevo modelo de pérdidas crediticias esperadas dentro de la institución. Este documento facilita la transferencia de conocimiento hacia los analistas del área de crédito, permitiendo que el uso de herramientas como Python se realice de manera estructurada y eficiente. Además, el manual contribuye a estandarizar los procedimientos, asegurando la continuidad operativa y la correcta interpretación de los resultados generados por el modelo propuesto.

17. RECOMENDACIONES

1. Realizar revisiones trimestrales del modelo ECL para verificar la validez de los supuestos y actualizar las variables ante cambios macroeconómicos o regulatorios. Asimismo, se sugiere capacitar de forma continua al personal del área de crédito en análisis estadístico y técnicas de pronóstico, con el fin de mantener la calidad y confiabilidad de las proyecciones generadas.
2. Monitorear y ajustar periódicamente las simulaciones de Monte Carlo, actualizando las distribuciones de probabilidad según la evolución de la cartera crediticia. Adicionalmente, se aconseja incorporar variables exógenas, como inflación o variaciones en tasas de interés, para fortalecer la sensibilidad y adaptabilidad del modelo ante cambios en el entorno financiero.
3. Evaluar los indicadores de morosidad y cobertura en forma para detectar posibles desviaciones respecto a los valores esperados. En caso de discrepancias relevantes, se sugiere recalcular los escenarios optimistas, base y pesimista, asegurando así la detección temprana de riesgos y la adopción de medidas preventivas oportunas.
4. Mantener actualizado el Manual de Usuario, incorporando las modificaciones que se realicen en el modelo o en las herramientas tecnológicas utilizadas. Además, se sugiere realizar capacitaciones periódicas para el personal del área de crédito, a fin de garantizar que el manual se utilice correctamente y que las buenas prácticas se mantengan uniformes en toda la institución. Esto permitirá preservar la eficiencia operativa y la fiabilidad del modelo a largo plazo.

18. BIBLIOGRAFÍA

Alexander, C. (2008). *Market risk analysis, volume IV: Value at risk models* (1st ed.). Wiley.

Banco Cooperativo Español. (2022, 27 diciembre). *Todo lo que tienes que saber sobre el Valor en Riesgo (VaR)*. <https://www.bancocooperativo.es/es/empresas/todo-que-tienes-que-saber-sobre-valor-riesgo-var>

Blank, L. & Tarquin, A. (7ma. Edición). (2012). *Ingeniería Económica*. Mc Graw Hill.

Caja Rural Sur. (2023, 3 enero). *¿Qué es el VAR y cómo se calcula?* Caja Rural Sur. <https://blog.cajaruraldelsur.es/valor-en-riesgo-var-que-es-y-como-se-calcula>

Campo, J. A. (2009, abril). *Impactos de la crisis financiera mundial sobre América Latina*. Cepal. <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/cd3745a7-88a7-42aa-9edf-3a5728601f87/content>

CMF. (2022, agosto). *Método estándar de provisiones para las colocaciones y créditos contingentes de consumo*. Comisión Para el Mercado Financiero. https://www.cmfchile.cl/institucional/legislacion_normativa/normativa_tramite_ver_archivo.php?id=2022081731&seq=4#:~:text=Las%20provisiones%20son%20el%20registro,cr%C3%A9ditos%20otorgados%20por%20los%20bancos.

CMF Educa. (s. f.). *¿Qué tipos de Créditos existen?* CMF Educa - Comisión Para el Mercado Financiero. <https://www.cmfchile.cl/educa/621/w3-article-27364.html#:~:text=Los%20m%C3%A1s%20importantes%20son%20los,Cr%C3%A9ditos%20Comerciales%20y%20Cr%C3%A9ditos%20Hipotecarios.&text=Los%20cr%C3%A9ditos%20son%20una%20forma,Cr%C3%A9ditos%20Comerciales%20y%20Cr%C3%A9ditos%20Hipotecarios.>

- Continental, E. U. (2024, 9 julio). *Ventajas y desventajas en la gestión de riesgos financieros*. Posgrado. <https://blogposgrado.ucontinental.edu.pe/ventajas-desventajas-gestion-riesgos-financieros>
- De Estado de Educación y Universidades MeCd. (s. f.). *CYTA*.
http://www.cyta.com.ar/biblioteca/bddoc/bdlibros/monte_carlo/monte_carlo.htm?iframe=true&width=95%&height=95%.
- Duarte, J. & Fernández, L. (2013). *Finanzas de Valuación: Un nuevo coloquio*. Editorial Limusa, S.A.
- Economics Team. (2019, September 16). *Var Historico(Value at Risk) de una Cartera Excel* [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=b58BKwZa5a4>
- Economipedia. (2020). *Valor en riesgo (VaR) - Definición, qué es y concepto*.
Recuperado de <https://economipedia.com/definiciones/valor-en-riesgo-var.html>
- Estrategias de Inversión. (s. f.). *Cotizaciones y análisis de la bolsa Española*.
<https://www.estrategiasdeinversion.com/herramientas/diccionario/conceptos-basicos-financieros/ratio-de-morosidad-t-1518>
- Estrategias de Inversión. (s. f.). *Valoración de Escenarios*
<https://www.estrategiasdeinversion.com/herramientas/diccionario/mercados/valoracion-de-escenarios-t-1158#:~:text=La%20valoraci%C3%B3n%20de%20escenarios%20o%20VaR%20es%20una%20medida%20que,este%20caso%2C%20el%2095%25>
- Estrategias de Inversión. (s. f.-b). *Valor en riesgo*.
<https://www.estrategiasdeinversion.com/herramientas/diccionario/mercados/valor-en-riesgo-t-1587>
- Euroinnova Business School. (14 de diciembre, 2023). *Trading algorítmico e inteligencia artificial: ¿Cómo se relacionan?*

<https://www.euroinnova.edu.es/blog/que-es-un-pronostico-financiero#que-es-un-pronostico-financiero-y-cual-es-su-utilidad>

Fabian Moa, CFA, FRM, CTP, FMVA. (2020, April 20). *Historical Value-at-Risk (VAR) and Conditional VAR (CVAR) in Excel* [Video]. YouTube.

<https://www.youtube.com/watch?v=-grWaxNIEgE>

Financial Accounting Standards Board. (2016). Accounting Standards Update No. 2016-13: *Financial Instruments—Credit Losses (Topic 326): Measurement of Credit Losses on Financial Instruments*. <https://www.fasb.org>

Gamma. (2023). *Valor en Riesgo: Metodologías y Aplicaciones*. Recuperado de <https://gamma.app/docs/Valor-en-Riesgo-Metodologias-y-Aplicaciones-4l2gnaqtdx2jfor>

Gobierno de México. (2012). *Glosario de términos portafolio de información*. https://portafolioinfdoctos.cnbv.gob.mx/Documentacion/minfo/00_DOC_R1.pdf

Hilpisch, Y. (2018). *Python for finance: Mastering data-driven finance* (2nd ed).

IBM. (2023, 18 julio). *¿Qué es la simulación de Monte Carlo?* | IBM. IBM. <https://www.ibm.com/es-es/topics/monte-carlo-simulation>

International Accounting Standards Board. (2014). *IFRS 9 Financial Instruments*. <https://www.ifrs.org>

Introduction to Monte Carlo simulation. (2008, 1 diciembre). IEEE Conference Publication | IEEE Xplore.

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4736059>

Jorion, P. (2006). *Value at risk: The new benchmark for managing financial risk* (3rd ed.). McGraw-Hill.

Merinas, A. (4 de octubre de 2023). *¿Qué es el diagrama de Ishikawa y para qué sirve?*

ESGinnova Group. <https://www.nueva-iso-9001-2015.com/2023/07/que-es-el-diagrama-de-ishikawa-y-para-que-sirve/>

Menichini, A. (2004). *Value at risk: metodología de administración del riesgo financiero*. Invenio, 7(13), 127–138. Recuperado de

<https://www.redalyc.org/pdf/877/87713709.pdf>

Miguel Angel Rojas. (16 de septiembre, 2018). *Cálculo del VaR HISTÓRICO - Video 1 de 6* [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=gATesWQh8hg>

Miguel Angel Rojas. (16 de septiembre, 2018). *Cálculo del VaR dinámico - Video 2 de 6 (versión mejorada)* [Video]. YouTube.

<https://www.youtube.com/watch?v=KpZ2CUI5S4c>

Miguel Angel Rojas. (16 de septiembre, 2018). *Cálculo del VaR POR SIMULACION HISTORICA DEL PRECIO - Video 3 de 6* [Video]. YouTube.

<https://www.youtube.com/watch?v=MEVo-7iYfKo>

Miguel Angel Rojas. (16 de septiembre, 2018). *Cálculo del VaR SIMULACION MONTECARLO SOBRE PROBABILIDAD ACUMULADA- Video 4 de 6*

[Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=zHWTrXu_8NE

Miguel Angel Rojas. (10 de julio, 2012). *Valor en riesgo (VaR) para un activo riesgoso - Parte 1 de 2* [Video]. YouTube.

<https://www.youtube.com/watch?v=kZG7pLnXldU>

Miguel Angel Rojas. (10 de julio, 2012). *Valor en riesgo (VaR) para un activo riesgoso - Parte 2 de 2* [Video]. YouTube.

<https://www.youtube.com/watch?v=nHYwTMJBa-g>

Ministerio de Economía y Finanzas. (junio de 2010). *Instructivo para la Formulación de Indicadores de Desempeño*.

https://www.mef.gob.pe/contenidos/presupuesto_publico/normativa/Instructivo_Formulacion_Indicadores_Desempeno.pdf

Novales, A. (2016, enero). *Valor en Riesgo*. UCM.

<https://www.ucm.es/data/cont/media/www/pag41460/Valor%20en%20Riesgo.pdf>

Riveros, A. (5 de octubre, 2023). *Matriz de riesgos: Guía completa sobre qué es, cómo crear una y herramientas complementarias*. EALDE Business School.

<https://www.ealde.es/como-elaborar-matriz-de-riesgos/>

Ryan O'Connell, CFA, FRM. (2022, May 14). *Monte Carlo Method: Value at Risk (VAR) in Excel* [Video]. YouTube.

<https://www.youtube.com/watch?v=q6qSwwpL26I>

Sarlin, R., González, S., & Ayres, N. (2015) *Análisis FODA. Una herramienta*

necesaria. [https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[libre.pdf?1650380685=&response-content-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expi-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[res=1716874383&Signature=P-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/84474714/sarlrfo-912015-libre.pdf?1650380685=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DAnalisis_FODA_Swot_analysis.pdf&Expires=1716874383&Signature=P-6FOTjXMFoS5x5HaWnw1FRJJ1uGkbfB8ccOib-VRjrM~HuqMXQGmyT7HIWu8xREoXP2gBnuveexZm1fGr-MU1AaMVVAcglEzbQll6jBnJACnqi6xrfGslOFgLWi-f~fIpNQyiztSgbVJTtG5W-yQE53TuliyGvDlCqmEau1ymmni74Kx~18FKqNlf8Pk8V2~TwaC7vAJTd6cxF2DyKjmHjn6rMs86jo8C2Nxva8dv-lkVA83~ySJJqM1GTPIyfR8d7Z5pR-)

[cG4AUyx4h9GqC3vDshMaLAdwovEW36Ksx5Y2d83KYnktEAwwwsXIVRYz
xyxc~JJWT0Yu7BO0eVnKaw_&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA](https://www.bancosantander.es/blog/economia-finanzas/teoria-cisne-negro#:~:text=La%20teor%C3%ADa%20del%20cisne%20negro%20es%20una%20met%C3%A1fora%20que%2C%20en,un%20gran%20impacto%20y%20rep%20ercusiones)

Santander, B. (2021, 26 mayo). *¿Qué es la teoría del cisne negro?* Banco Santander.

[https://www.bancosantander.es/blog/economia-finanzas/teoria-cisne-
negro#:~:text=La%20teor%C3%ADa%20del%20cisne%20negro%20es%20una
%20met%C3%A1fora%20que%2C%20en,un%20gran%20impacto%20y%20rep
ercusiones](https://www.bancosantander.es/blog/economia-finanzas/teoria-cisne-negro#:~:text=La%20teor%C3%ADa%20del%20cisne%20negro%20es%20una%20met%C3%A1fora%20que%2C%20en,un%20gran%20impacto%20y%20rep%20ercusiones)

Scotiabank. (2024). *¿Qué es la cobertura financiera?*

[https://www.scotiabank.com.mx/glosario-financiero/cobertura-
financiera.aspx#:~:text=La%20%22cobertura%22%20se%20refiere%20a,evento
s%20adversos%20en%20tus%20finanzas.](https://www.scotiabank.com.mx/glosario-financiero/cobertura-financiera.aspx#:~:text=La%20%22cobertura%22%20se%20refiere%20a,eventos%20adversos%20en%20tus%20finanzas.)

Tus Clases de Finanzas. (19 de abril, 2020). *Qué es el VaR y cómo se calcula. Value at Risk. Valor en Riesgo. Probabilidad de Pérdida. Finanzas* [Video]. YouTube.

<https://www.youtube.com/watch?v=DnV5IAIhEIE>

Valor en Riesgo (VaR) explicado: cálculo y fórmula. (2024, January 29). Skilling.com.

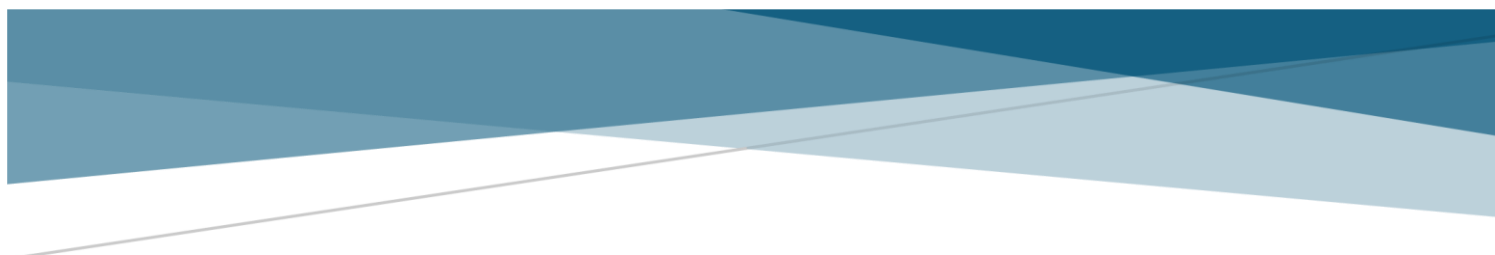
<https://skilling.com/row/es/blog/trading-terms/var-value-at-risk/>

Wendy Castillo. (2016, October 28). *Var parametrico* [Video]. YouTube.

https://www.youtube.com/watch?v=9ISWqx_l9r0

19. Anexos

Anexo 1. [Manual Técnico](#)



MANUAL TÉCNICO

Modelo Montecarlo y Escenarios

Autora: María Alejandra Pérez Quintana

Área: Análisis de Riesgo

Fecha: 17 de octubre de 2025

1. Propósito del script

El presente script proporciona un marco cuantitativo para la proyección y análisis de riesgo de las variables financieras **ICV30**, **ICV90** y **Cobertura**.

Se integran dos procesos principales:

- 1.1. **Simulación Monte Carlo:** genera distribuciones probabilísticas de las variables, permitiendo estimar valores futuros y rangos de incertidumbre basados en datos históricos.
- 1.2. **Análisis de escenarios (optimista y pesimista):** ajusta los resultados de la simulación para evaluar condiciones favorables y desfavorables, generando un rango amplio de análisis para la toma de decisiones estratégicas.

El enfoque permite visualizar no solo el valor esperado de las variables, sino también su dispersión y sensibilidad frente a cambios en el contexto económico.

2. Requerimientos técnicos

Lenguaje: Python 3.9 o superior

Librerías necesarias:

- pandas ≥ 1.5
- numpy ≥ 1.25
- matplotlib ≥ 3.7
- datetime (módulo estándar)
- os (módulo estándar)

Archivos de entrada:

- Datos, método montecarlo.csv con columnas Fecha, ICV30, ICV90, Cobertura.

Carpetas de salida:

- resultados_montecarlo: resultados base, gráficos y muestras de simulaciones.
- escenarios_resultados: escenarios optimistas/pesimistas y comparativos T4.

3. Descripción del flujo de ejecución

El código está organizado en dos secciones principales:

3.1. Simulación Monte Carlo

1. Carga y limpieza de datos:

- Importación de columnas relevantes del CSV.
- Conversión de fechas a objetos datetime.
- Conversión de porcentajes a tipo numérico.
- Orden cronológico y marcación de datos proyectados (desde dic-2024).

2. Preparación de diferencias históricas:

- Cálculo de la variación entre periodos consecutivos de cada variable.
- Estas diferencias sirven para muestreo bootstrap.

3. Configuración de simulación:

- Simulaciones: 5,000
- Periodos proyectados: 4 (T1..T4)

- Semilla aleatoria fija para reproducibilidad.
- 4. **Ejecución de la simulación:**
 - Selección aleatoria de diferencias históricas y acumulación por periodo.
 - Cobertura limitada a valores ≥ 0 .
 - Resultados almacenados en un arreglo tridimensional (simulación, periodo, variable).
- 5. **Resumen estadístico:**
 - Cálculo de Media, percentiles 5% y 95%.
 - Generación de tablas de resumen para cada variable.
- 6. **Visualización:**
 - Gráficos tipo abanico (media y bandas percentiles).
 - Histogramas del periodo T4.
 - Dispersión ICV30 vs ICV90 en T4.
- 7. **Exportación de resultados:**
 - CSV de resúmenes: summary_ICV30.csv, summary_ICV90.csv, summary_Cobertura.csv.
 - Muestra de 200 simulaciones: sim_sample_200.csv.
 - Gráficos guardados en resultados_montecarlo.

3.2. Análisis de escenarios (optimista / pesimista)

1. **Carga de resultados base:**
 - CSV generados en la sección anterior para cada variable.
2. **Definición de factores de ajuste:**
 - Ajustes multiplicativos para Media, P5% y P95% según escenario.
3. **Generación de escenarios:**
 - Creación de tablas optimista y pesimista por variable.
 - Inclusión de columna Escenario indicando tipo.
4. **Exportación de resultados:**
 - CSV individuales: escenario_optimista_* y escenario_pesimista_*.
 - Tabla comparativa T4: comparativo_T4.csv.
5. **Visualización comparativa:**
 - Gráfico de barras con Base, Optimista y Pesimista para T4.

4. Instrucciones de uso

1. Guardar analisis_riesgo_icv.py y CSV de datos en el mismo directorio o ajustar rutas.
2. Instalar librerías (pip install pandas numpy matplotlib).
3. Ejecutar el script en Python.
4. Verificar creación de carpetas resultados_montecarlo y escenarios_resultados.
5. Analizar CSV y gráficos generados.

5. Resultados esperados

- **Archivos CSV de resumen de simulación:** summary_ICV30.csv, summary_ICV90.csv, summary_Cobertura.csv
 - **Muestra de simulaciones:** sim_sample_200.csv
 - **Gráficos de simulación:** abanico, histograma y dispersión
 - **Escenarios optimistas/pesimista:** CSV individuales por variable
-

6. Notas y recomendaciones

- Revisar periódicamente los factores de ajuste según cambios en mercado o política interna.
- La semilla aleatoria permite reproducibilidad; puede modificarse para pruebas de sensibilidad.
- Gráficos y tablas son apoyo; complementar con análisis cualitativo.
- Este script tiene fines académicos y de análisis interno; no sustituye el juicio profesional en decisiones financieras.

Implementación Modelo de Montecarlo

Inicio del proyecto:	lun, 4/13/2026	
Semana para mostrar:	1	

Inserte nuevas filas ENCIMA de ésta

Anexo 3. Estimación de recursos para la implementación del modelo propuesto

Recurso	Descripción	Cantidad	Unidad de medida	Costo unitario (Q)	Costo total (Q)	Observaciones
Recurso humano						
Analista de riesgo crediticio	Responsable del análisis, validación de resultados y ajustes del modelo.	1	Persona	8,000	8,000	Dedicación parcial durante la implementación (1 mes).
Especialista en programación	Encargado de la documentación del código, soporte técnico y mantenimiento del modelo.	1	Persona	10,000	10,000	Participación en etapa de desarrollo y pruebas piloto.
Supervisor de control interno	Supervisa cumplimiento de políticas y procedimientos durante la implementación.	1	Persona	7,500	7,500	Revisión y validación de procedimientos técnicos.
Subtotal recurso humano					25,500	
Recursos tecnológicos						
Licencia de Anaconda Individual Edition (uso institucional)	Entorno de desarrollo para Python que integra librerías de análisis estadístico y simulación.	2	Licencias	1,500	3,000	Incluye Jupyter Notebook, Pandas, NumPy y librerías de simulación.
Licencia de Microsoft Excel	Herramienta complementaria para análisis y reportes.	1	Licencias	1,000	1,000	Incluye uso institucional.
Equipo de cómputo (CPU con alta capacidad de procesamiento)	Procesamiento de simulaciones y almacenamiento de datos.	1	Unidad	12,000	12,000	Adquisición o uso compartido del área de TI
Servidor de respaldo/almacenamiento	Respaldo de información y datos históricos.	1	Unidad	8,000	8,000	Costo estimado por asignación interna.
Subtotal recursos tecnológicos					24,000	

Capacitación y validación						
Taller de capacitación técnica	Entrenamiento del personal en el uso del modelo, entorno Anaconda y análisis de resultados.	1	Sesión	0	0	Impartido por personal interno especializado.
Validación de resultados (prueba piloto)	Evaluación inicial de funcionamiento del modelo en entorno controlado.	1	Sesión	0	0	Supervisión conjunta del área de riesgos.
Subtotal capacitación y validación					0	
Total general estimado					49,500	Costo aproximado sujeto a revisión institucional.