UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, VINCULACIÓN Y POSGRADO

DIRECCIÓN DE POSGRADO

Optimización de portafolios de inversión usando teoría moderna de carteras y simulaciones de Monte Carlo con aplicación al sistema financiero ecuatoriano.

Trabajo de Titulación para optar al título de

Magíster en Matemática Aplicada con Mención en Matemática Computacional

AUTORA:

Ing. Jesseña Aracelis Chiliquinga Villacrés

TUTOR:

Dr. Miguel Alfonso Flores Sánchez, Ph.D.

Riobamba, Ecuador. 2026

Declaración de Autoría y Cesión de Derechos

Yo, **Jesseña Aracelis Chiliquinga Villacrés** con número de identificación **1804934063**, declaro y acepto ser responsable de las ideas, doctrinas, resultados y lineamientos alternativos realizados en el presente trabajo de titulación denominado: "Optimización de portafolios de inversión usando teoría moderna de carteras y simulaciones de Monte Carlo con aplicación al sistema financiero ecuatoriano." previo a la obtención del grado de **Magíster en Matemática Aplicada con mención en Matemática Computacional**.

- Declaro que mi trabajo investigativo pertenece al patrimonio de la Universidad Nacional de Chimborazo de conformidad con lo establecido en el artículo 20 literal j de la Ley Orgánica de Educación Superior LOES.
- Autorizo a la Universidad Nacional de Chimborazo que pueda hacer uso del referido trabajo de titulación y a difundirlo como estime conveniente por cualquier medio conocido, y para que sea integrado en formato digital al Sistema de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor, dando cumplimiento de esta manera a lo estipulado en el artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior LOES
- Declaro que la herramienta de inteligencia artificial ChatGPT 4o fue utilizada únicamente como apoyo en la mejora de la redacción del documento, sin atribuirle autoría alguna. El contenido final es de responsabilidad exclusiva de la autora.

Riobamba, 02 de abril de 2026

Ing. Jesseña Chiliquinga Villacrés
N.U.I. 1804934063

ACTA DE CULMINACIÓN DE TRABAJO DE TITULACIÓN

En la ciudad de Riobamba a los dos días del mes de abril del año 2026, los miembros del Tribunal designado por la Comisión de Posgrado de la Universidad Nacional de Chimborazo, reunidos con el propósito de analizar y evaluar el Trabajo de Titulación bajo la modalidad Proyecto de titulación con componente investigación aplicada y/o desarrollo, CERTIFICAMOS lo siguiente:

Que, una vez revisado el trabajo titulado: “Optimización de portafolios de inversión usando teoría moderna de carteras y simulaciones de Monte Carlo con aplicación al sistema financiero ecuatoriano” perteneciente a la línea de investigación: Matemática aplicada a las finanzas y economía, presentado por el maestrante Chiliquinga Villacrés Jesseña Aracelis, portador de la cédula de ciudadanía No. 1804934063 estudiante del programa de Maestría en Matemática Aplicada con mención en Matemática Computacional, se ha verificado que dicho trabajo cumple al 100% con los parámetros establecidos por la Dirección de Posgrado de la Universidad Nacional de Chimborazo.

Es todo cuanto podemos certificar, en honor a la verdad y para los fines pertinentes.

Atentamente,

Miguel Alfonso Flores Sánchez, Ph.D.	Bryan Fernando Pérez Pilco	Juan Carlos Concha Arrieta
TUTOR	**MIEMBRO DEL TRIBUNAL 1**	**MIEMBRO DEL TRIBUNAL 2**

Riobamba, 13 de marzo del 2026

C E R T I F I C A D O

De mi consideración:

Yo **Miguel Alfonso Flores Sánchez** certifico que **Jesseña Aracelis Chiliquinga Villacrés**, con cédula de identidad No. 1804934063 estudiante del programa de Maestría en **Matemática Aplicada con Mención en Matemática Computacional**, cohorte **quinta** presentó su trabajo de titulación bajo la modalidad de Proyecto de titulación con componente de investigación aplicada/desarrollo denominado: **Optimización de portafolios de inversión usando teoría moderna de carteras y simulaciones de Monte Carlo con aplicación al sistema financiero ecuatoriano**, el mismo que fue sometido al sistema de verificación de similitud de contenido COMPILATION identificando el porcentaje de similitud 1% en el texto y el porcentaje de similitud 3% en inteligencia artificial (si posee).

Es todo en cuanto puedo certificar en honor a la verdad.

Atentamente,

PHD, Miguel Alfonso Flores Sánchez
CI: 0918863218

Adj.-

- Resultado del análisis de similitud(Compilation)

Dedicatoria

Dedico esta tesis a mis padres, María y Miguel, pilares de mi vida, cuya sabiduría, amor y sacrificios me han guiado siempre.

A mi esposo, Steven, por ser mi fuerza en los momentos difíciles, mi paz en el caos, y mi mayor motivación para seguir.

Este logro no es solo mío, sino también de ustedes, porque sin su amor, apoyo y fe, no habría llegado hasta aquí.

Agradecimiento

Agradezco profundamente a Dios por haber guiado cada paso de este proceso y darme la fortaleza necesaria para llegar hasta aquí.

A mis padres, Maria y Miguel quienes con amor incondicional, esfuerzo incansable y sabios consejos han sido mi ejemplo de vida. Gracias por enseñarme que el estudio y la perseverancia son las mejores herramientas para alcanzar los sueños. Todo lo que soy y lo que he logrado se lo debo a ustedes.

A mis hermanos, Luis, Rafael, Omar (Tomy) y Lady por su compañía, por creer en mí incluso en mis días más difíciles, y por ser esa red de apoyo silenciosa pero constante que me motiva a seguir adelante. Gracias por su comprensión, por sus palabras de aliento y por el orgullo que reflejan al ver mis logros.

A mi esposo, Steven por ser mi refugio, mi fuerza y mi compañero en cada desafío. Gracias por tu amor incondicional, por tu paciencia en los momentos de estrés, y por estar a mi lado celebrando cada pequeño avance. Tu apoyo ha sido fundamental para hacer realidad este sueño académico.

A mi tutor, el Dr. Miguel Alfonso Flores Sánchez, Ph.D., por su acompañamiento durante todo este proceso. Agradezco especialmente sus observaciones, su exigencia académica y el tiempo dedicado a orientar este trabajo..

A Paul, por su ayuda en la obtencion de información que fue fundamental para el desarrollo de este trabajo.

A todos ustedes, gracias por caminar conmigo en este trayecto. Esta tesis también es suya.

Jesseña Chiliquinga

Índice general

Índice de figuras

Índice de cuadros

Resumen

El presente trabajo desarrolla un modelo de optimización de portafolios de inversión basado en la Teoría Moderna de Carteras de Markowitz, complementado con simulaciones de Monte Carlo, aplicado a activos financieros del sistema financiero ecuatoriano. El objetivo principal es evaluar el desempeño y la robustez de un portafolio óptimo desde una perspectiva determinística y estocástica, incorporando métricas tradicionales de riesgo–rendimiento y medidas de riesgo extremo.

Se utilizaron datos históricos públicos del periodo 2015–2025 obtenidos de la Superintendencia de Bancos del Ecuador con los cuales se estimaron los rendimientos esperados las varianzas individuales y la matriz de covarianzas de 21 activos financieros luego se resolvió el problema de optimización media–varianza identificando el portafolio tangente en la frontera eficiente.

El modelo tradicional muestra un portafolio óptimo con un rendimiento esperado anual de $4,89\,\%$ y una volatilidad de $0,00082$ este resultado indica un bajo nivel de riesgo en relación con el rendimiento obtenido lo que puede deberse a una adecuada diversificación así el ratio de Sharpe considerando una tasa libre de riesgo del $2\,\%$ alcanza un valor de $35,24$ que indica una relación riesgo–retorno favorable.

Asimismo, se realizó una simulación de Monte Carlo con 5,000 escenarios de rendimientos utilizando el mismo vector de ponderaciones del modelo determinístico los resultados muestran un rendimiento promedio de $4,89\,\%$ y una volatilidad de $0,00083$ en línea con lo obtenido con anterioridad lo que respalda la consistencia del modelo además se estimaron medidas de riesgo extremo con un Valor en Riesgo (VaR) al $95\,\%$ de $0,0476$ y un Valor en Riesgo Condicional (CVaR) de $0,0472$.

Todos los resultados muestran que, aunque ambos enfoques presentan valores similares de rendimiento promedio y volatilidad la simulación de Monte Carlo permite analizar el riesgo con mayor profundidad pues considera toda la distribución de los rendimientos y facilita la estimación de medidas asociadas a eventos extremos.

Palabras clave: Optimización de portafolios, Teoría moderna de carteras, Simulación de Monte Carlo, Ratio de Sharpe, Valor en riesgo, Sistema financiero ecuatoriano.

Abstract

This thesis develops an investment portfolio optimization model based on Markowitz's Modern Portfolio Theory, complemented with Monte Carlo simulations, applied to financial assets in the Ecuadorian financial system. The aim is to assess the performance and robustness of an optimal portfolio from a deterministic and stochastic perspective, incorporating traditional risk-return metrics and measures of extreme risk.

Public historical data from 2015 to 2025 obtained from the Superintendency of Banks of Ecuador were employed to estimate the expected returns, individual variances, and the covariance matrix of 21 financial assets. Subsequently, the mean-variance optimization problem was solved by identifying the portfolio tangent to the efficient frontier.

The traditional model shows an optimal portfolio with an expected annual return of 4.89% and a volatility of 0.00082. This result indicates a low level of risk relative to the return obtained, which may be due to adequate diversification. Thus, the Sharpe ratio, considering a risk-free rate of 2%, reaches a value of 35.24, indicating a favorable risk-return ratio.

Similarly, a Monte Carlo simulation was conducted with 5,000 return scenarios using the same weight vector as the deterministic model. The results show an average return of 4.89% and a volatility of 0.00083, consistent with the previous findings, which support the model's consistency. Additionally, measures of extreme risk were estimated, with a 95% Value at Risk (VaR) at the 95% confidence level of 0.0476 and a Conditional Value at Risk (CVaR) of 0.0472.

All results show that, although both approaches have similar average return and volatility values, the Monte Carlo simulation enables a more in-depth analysis of risk, as it considers the entire distribution of returns and facilitates the estimation of measures associated with extreme events.

Keywords: Portfolio optimization, Modern portfolio theory, Monte Carlo simulation, Sharpe ratio, Value at Risk, Ecuadorian financial system.

Reviewed by:

Nelly Daniela Espinoza Molina

Language teacher

License: MDT-5441-CCL-524913

Introducción

El entorno financiero actual se caracteriza por elevados niveles de incertidumbre, volatilidad y complejidad, lo que ha incrementado la necesidad de emplear modelos cuantitativos que respalden la toma de decisiones de inversión. En este contexto, la selección óptima de activos y su adecuada asignación dentro de un portafolio constituyen problemas fundamentales en las finanzas modernas, abordados formalmente a partir de la Teoría Moderna de Carteras (TMC) propuesta por Harry Markowitz en 1952. Esta teoría establece las bases para la construcción de portafolios eficientes mediante el análisis conjunto del rendimiento esperado y el riesgo asociado, permitiendo identificar combinaciones de activos que maximizan el retorno esperado para un nivel dado de riesgo [1].

La TMC demuestra que el riesgo total de un portafolio puede reducirse mediante la diversificación entre activos cuyos rendimientos no presentan correlación perfecta. Bajo este enfoque, los activos financieros deben evaluarse como parte de un sistema integrado, dando origen al concepto de frontera eficiente, definida como el conjunto de portafolios que optimizan la relación riesgo–rendimiento y constituyen una herramienta esencial en la gestión moderna de inversiones [2]. Este planteamiento adquiere especial relevancia en mercados financieros emergentes, donde la volatilidad y la sensibilidad ante factores macroeconómicos incrementan la importancia de estrategias eficientes de diversificación y asignación de recursos financieros [16, 20].

Como complemento a los modelos clásicos de optimización, las simulaciones de Monte Carlo (SMC) se han consolidado como una metodología robusta para modelar la incertidumbre inherente a los mercados financieros. Estas técnicas permiten generar múltiples escenarios probabilísticos de comportamiento de los activos mediante la simulación de trayectorias aleatorias basadas en distribuciones estadísticas y estructuras de correlación estimadas a partir de datos históricos, facilitando el análisis prospectivo del desempeño y la estabilidad de los portafolios de inversión [3].

A pesar del amplio desarrollo teórico y empírico de estas metodologías en mercados financieros internacionales, su aplicación sistemática en economías emergentes como la ecuatoriana continúa siendo limitada. El sistema financiero ecuatoriano presenta particularidades estructurales, tales como menor profundidad de mercado, restricciones de liquidez y alta exposición a factores macroeconómicos externos, condiciones que incrementan la relevancia de herramientas cuantitativas orientadas a la gestión del riesgo y la optimización de inversiones [6]. Este escenario evidencia la existencia de un vacío en la aplicación integrada de modelos de optimización de portafolios y técnicas de simulación estocástica utilizando información financiera local.

Adicionalmente, las tendencias recientes en optimización financiera incorporan modelos tradicionales junto con técnicas avanzadas de análisis de datos y aprendizaje automático, permitiendo mejorar la predicción del comportamiento de los activos y la eficiencia en la asignación de recursos dentro de los portafolios de inversión [14, 13, 18]. Sin embargo, la adaptación de estos enfoques al contexto del sistema financiero ecuatoriano aún requiere mayor desarrollo empírico.

Esta investigación tiene busca aplicar la Teoría Moderna de Carteras con simulaciones de Monte Carlo para construir portafolios de inversión eficientes a partir de datos del sistema financiero ecuatoriano así se busca disponer de una herramienta analítica que facilite la toma de decisiones de inversión basadas en evidencia cuantitativa.

La investigación busca responder las siguientes interrogantes: ¿cómo se comportan los portafolios simulados en relación con la frontera eficiente teórica?, ¿qué combinación de activos financieros ecuatorianos permite alcanzar un equilibrio óptimo entre riesgo y retorno?, y ¿cuál es la sensibilidad del portafolio ante la variabilidad de los rendimientos simulados?

Para ello, se emplearán datos históricos de tasas de interés activas y pasivas de entidades financieras ecuatorianas, así como información de instrumentos financieros disponibles en el mercado nacional. A partir de esta información se estimarán parámetros fundamentales como rendimientos esperados, desviaciones estándar y matrices de covarianza, los cuales servirán como insumo para los modelos de optimización y las simulaciones de Monte Carlo. La implementación computacional se desarrollará mediante los entornos de programación RStudio y MATLAB.

Finalmente se espera que los resultados fortalezcan el análisis cuantitativo en el sistema financiero ecuatoriano al mostrar evidencia empírica que respalde el diseño de estrategias de inversión más eficientes y una gestión financiera basada en modelos matemáticos.

Capítulo 1

Planteamiento del Problema

1.1. Planteamiento del Problema

Actualmente, el sistema financiero ecuatoriano enfrenta un entorno de alta incertidumbre, tanto en el comportamiento de los mercados como en la rentabilidad de los instrumentos financieros. Factores como la inestabilidad macroeconómica, las fluctuaciones en los precios internacionales y la sensibilidad del mercado local frente a choques externos han vuelto más compleja la toma de decisiones de inversión. Por esto, es necesario incorporar herramientas cuantitativas que permitan gestionar de manera adecuada el riesgo y el rendimiento. En relación con ello, la optimización de portafolios toma un rol relevante en la administración eficiente de los recursos financieros.

A partir de los aportes de Markowitz, la *Teoría Moderna de Carteras* (TMC) impulsó la gestión cuantitativa de inversiones. En estos aportes se establece que el riesgo de un portafolio no depende únicamente del riesgo individual de cada activo, sino también de la relación entre ellos, reflejada en la estructura de covarianzas. En esta línea, la diversificación se consolida como un elemento fundamental en la construcción de portafolios eficientes, ya que permite maximizar el rendimiento esperado para un nivel de riesgo dado o, de forma equivalente, minimizar el riesgo para un nivel de rendimiento objetivo.

Posteriormente, diversos autores ampliaron y sistematizaron el enfoque de Markowitz. En particular, Elton y colaboradores desarrollaron herramientas analíticas que integran la TMC con la práctica de la inversión, incorporando conceptos como la frontera eficiente, la tasa libre de riesgo y el ratio de Sharpe. No obstante, la aplicación empírica de estos modelos exige información financiera consistente y el uso de métodos numéricos que permitan estimar adecuadamente las distribuciones de rendimientos y los niveles de riesgo asociados a los portafolios.

En este marco, las simulaciones de Monte Carlo se han consolidado como una metodología fundamental dentro de la ingeniería financiera moderna, al permitir la generación de múltiples escenarios aleatorios, la estimación de distribuciones de probabilidad y el análisis de la sensibilidad de los resultados frente a la incertidumbre [3]. Este enfoque posibilita una evaluación estocástica del comportamiento de los portafolios, ofreciendo una representación más realista del riesgo financiero bajo distintas condiciones de mercado.

En el sistema financiero ecuatoriano estudios como el de Cueva muestran la evolución estructural del sector, así como los desafíos que aún permanecen en términos de inversión y rentabilidad aun as i la aplicación organizada de modelos cuantitativos en la gestión de inversiones sigue siendo limitada a nivel nacional lo que dificulta que los inversionistas optimicen sus decisiones bajo criterios formales de riesgo y rendimiento.

En consecuencia, el problema central de esta investigación consiste en determinar de qué manera la Teoría Moderna de Carteras, complementada con simulaciones de Monte Carlo, puede ser aplicada para optimizar portafolios de inversión en el sistema financiero ecuatoriano, incorporando explícitamente la incertidumbre asociada a los rendimientos y las particularidades propias del mercado local.

1.2. Preguntas de investigación

A partir del problema planteado, la presente investigación busca responder las siguientes preguntas:

- ¿Qué combinación de activos financieros del sistema financiero ecuatoriano permite conformar un portafolio eficiente en términos de riesgo y rendimiento esperado?
- ¿De qué modo la simulación de Monte Carlo mejora la estimación de riesgo y rendimiento de un portafolio frente a escenarios aleatorios?
- ¿Existen diferencias cuantitativas significativas en términos de riesgo, rendimiento y estabilidad del portafolio entre la optimización tradicional de Markowitz y aquella que incorpora simulaciones de Monte Carlo?
- ¿Qué efectos tiene la aplicación de la Teoría Moderna de Carteras en la toma de decisiones de inversión dentro del sistema financiero ecuatoriano?

1.3. Objetivos

En esta sección se presentan el objetivo general y los objetivos específicos que orientan el desarrollo de la presente investigación y definen el alcance metodológico y analítico del estudio.

1.3.1. Objetivo general

Desarrollar una herramienta computacional orientada a la optimización de portafolios de inversión, que integre la Teoría Moderna de Carteras y simulaciones de Monte Carlo, considerando las restricciones propias del sistema financiero ecuatoriano.

1.3.2. Objetivos específicos

1. Analizar el modelo de optimización de Markowitz y sus principales extensiones modernas, destacando su aplicación en la gestión cuantitativa del riesgo financiero.

2. Simular el comportamiento de los rendimientos de los activos financieros del sistema ecuatoriano mediante el método de Monte Carlo desde supuestos estocásticos sobre su distribución.

3. Implementar computacionalmente un modelo de optimización media–varianza bajo restricciones reales del sistema financiero ecuatoriano, tales como diversificación y límites en las ponderaciones de los activos.

4. Evaluar el desempeño del portafolio óptimo obtenido mediante indicadores tradicionales de riesgo y rendimiento, así como métricas de riesgo extremo.

1.4. Hipótesis de investigación

Esta investigación parte de la hipótesis de que incluir simulaciones de Monte Carlo en el modelo clásico de optimización de portafolios, basado en la Teoría Moderna de Carteras, permite obtener estimaciones más realistas y sólidas del riesgo y del rendimiento esperado. En este sentido se asume que la simulación al reflejar la incertidumbre inherente a los rendimientos financieros mediante la generación de múltiples escenarios aleatorios, contribuye a mejorar el desempeño del portafolio óptimo tanto en su estabilidad como en su rendimiento ajustado por riesgo.

Además se plantea que en comparación con la metodología clásica de optimización media–varianza el uso de simulaciones de Monte Carlo permite una evaluación más completa del comportamiento del portafolio bajo distintos escenarios de mercado este enfoque facilita la identificación de combinaciones de activos menos sensibles a variaciones extremas y por tanto más adecuadas para la toma de decisiones de inversión en contextos financieros caracterizados por alta volatilidad como el sistema financiero ecuatoriano.

1.5. Alcance y delimitaciones

La presente investigación se centra en el análisis cuantitativo de activos financieros pertenecientes al sistema financiero ecuatoriano, empleando información oficial proveniente de instituciones supervisadas por la Superintendencia de Bancos del Ecuador. La selección de estos activos responde al interés de estudiar un mercado emergente con características estructurales particulares, tales como niveles de liquidez diferenciados, concentración sectorial y un entorno regulatorio específico.

El período de estudio abarca los años 2015 al 2025 lo que permite capturar distintos regímenes económicos y financieros incluyendo fases de expansión contracción y episodios de alta volatilidad. Esta amplitud temporal favorece una estimación más robusta de los parámetros estadísticos utilizados en la optimización de portafolios y en los procesos de simulación, al considerar condiciones de mercado diversas.

Desde el punto de vista metodológico el estudio se centra en la aplicación de la Teoría Moderna de Portafolios a través del modelo media–varianza de Markowitz, así como en la generación de escenarios sintéticos mediante simulaciones de Monte Carlo, estos enfoques se emplean con fines exploratorios y comparativos, permitiendo analizar la relación entre el riesgo y el rendimiento bajo supuestos probabilísticos definidos.

Entre las principales delimitaciones del estudio se encuentran las siguientes. En primer lugar, no se consideran costos de transacción, impuestos, comisiones ni fricciones de mercado, asumiendo mercados ideales con el objetivo de aislar el efecto puro de la diversificación y de la estructura de covarianzas entre activos. En segundo lugar, no se incorporan restricciones regulatorias específicas, tales como límites de inversión o requerimientos de capital, lo que podría afectar la aplicabilidad directa de los resultados en contextos institucionales reales.

Adicionalmente el análisis incorpora un activo libre de riesgo como referencia en la optimización del portafolio lo que permite extender la frontera eficiente hacia la construcción de la Línea de Mercado de Capitales (LMC). La inclusión de este activo facilita la identificación del portafolio tangente y la evaluación de combinaciones óptimas entre activos riesgosos y el activo libre de riesgo.

De esta manera, se fortalece el análisis dentro del marco de la Teoría Moderna de Carteras, al considerar no solo la dinámica entre activos riesgosos, sino también la relación óptima entre riesgo y rendimiento cuando se dispone de una alternativa de inversión sin riesgo en el contexto del sistema financiero ecuatoriano.

En general el alcance y las delimitaciones del estudio indican un marco de análisis orientado a la comprensión de los principios fundamentales de la optimización de portafolios y su aplicación en el sistema financiero ecuatoriano.

1.6. Justificación científica y práctica

La creciente complejidad de los mercados financieros y la volatilidad de los activos de inversión hacen necesario el uso de herramientas cuantitativas que permitan optimizar la toma de decisiones bajo criterios de riesgo y rendimiento. En el sistema financiero ecuatoriano, los procesos de inversión se han apoyado principalmente en métodos empíricos o en el análisis histórico de los retornos, sin aprovechar de forma integral los modelos matemáticos propuestos por la teoría financiera moderna. Esta situación limita la eficiencia en la toma de decisiones y reduce las posibilidades de diversificación de los portafolios.

La *Teoría Moderna de Carteras* introducida por Markowitz [1] establece las bases para el análisis cuantitativo del riesgo en la gestión de inversiones. Este enfoque plantea que el riesgo de un portafolio puede reducirse mediante una adecuada combinación d e activos con correlaciones bajas o negativas, lo que permite mejorar la relación entre riesgo y rendimiento esperado. Sin embargo, su aplicación práctica requiere estimar con precisión las varianzas y covarianzas de los activos, así como considerar posibles escenarios futuros de mercado, lo que representa un desafío en contextos de indeterminación.

Las contribuciones de Elton amplían el enfoque propuesto por Markowitz al incorporar conceptos como la frontera eficiente, el ratio de Sharpe y el portafolio de mercado, lo que permite contar con un marco más completo para la selección óptima de activos. A pesar de ello, los modelos determinísticos tradicionales presentan limitaciones al momento de capturar la variabilidad estocástica de los rendimientos financieros observados en los mercados reales.

En este sentido la incorporación de las *simulaciones de Monte Carlo* permite añadir el análisis de portafolios de inversión de acuerdo con Glasserman [3] este método facilita la generación de múltiples escenarios posibles para los precios y rendimientos de los activos lo que permite obtener estimaciones más realistas del riesgo y de la distribución probabilística de los retornos esta característica resulta especialmente útil para modelar la incertidumbre presente en los mercados financieros.

Finalmente, en el ámbito nacional, estudios como el de Cueva [6] evidencian que el sistema financiero ecuatoriano, si bien ha mostrado estabilidad y crecimiento en la última década, aún presenta limitaciones en el uso de modelos cuantitativos avanzados para la toma de decisiones de inversión. En este sentido, la presente investigación resulta pertinente al ofrecer una aplicación concreta de la teoría moderna de carteras y de las simulaciones de Monte Carlo al contexto financiero ecuatoriano, contribuyendo al fortalecimiento de la gestión del riesgo, a la mejora de la eficiencia de los portafolios y a la sostenibilidad del sistema financiero nacional.

En consecuencia, la presente investigación se justifica tanto desde el punto de vista científico como práctico. En el ámbito académico, contribuye a la literatura existente al integrar la Teoría Moderna de Carteras con simulaciones de Monte Carlo estructuradas en escenarios financieros, aplicadas al contexto del sistema financiero ecuatoriano, donde la evidencia empírica aún es limitada. Desde una perspectiva aplicada, la metodología propuesta proporciona una herramienta cuantitativa que puede ser utilizada por inversionistas, analistas financieros e instituciones, facilitando una evaluación más precisa del riesgo y del rendimiento de los portafolios de inversión. De este modo, el estudio fortalece la toma de decisiones bajo condiciones de incertidumbre y promueve la adopción de estrategias de inversión fundamentadas en evidencia empírica y simulación estadística en mercados emergentes como el ecuatoriano.

Capítulo 2

Marco teórico y estado del arte

El presente estudio se apoya en un marco teórico que reúne los principales fundamentos de la teoría financiera moderna aplicados a la optimización de portafolios de inversión. En este sentido, se integran la *Teoría Moderna de Carteras*, el enfoque de optimización media–varianza y las simulaciones de Monte Carlo como herramientas complementarias para el análisis cuantitativo del riesgo y el rendimiento.

Este enfoque, permite abordar la asignación óptima de recursos en contextos de incertidumbre considerando tanto la reciprocidad estadística entre los activos como la variabilidad propia de los mercados financieros.

El capítulo incluye una revisión crítica del estado del arte en optimización de portafolio considerando estudios tanto teóricos como empíricos que han extendido el modelo clásico de Markowitz mediante la incorporación de técnicas estocásticas métricas de desempeño ajustadas por riesgo y análisis de escenarios. Esta revisión presta especial atención a investigaciones aplicadas en mercados emergentes, donde la mayor volatilidad, las limitaciones en la disponibilidad de información histórica y las estructuras financieras menos profundas representan desafíos adicionales para la gestión del riesgo y la toma de decisiones de inversión.

El marco teórico muestra el sustento conceptual y matemático necesario para el desarrollo de la metodología propuesta al tiempo que permite identificar las principales contribuciones y limitaciones de los enfoques existentes, a partir de ello se establece una base para justificar la integración de simulaciones de Monte Carlo en la optimización de portafolios y para analizar su aporte en el estudio del sistema financiero ecuatoriano desde una perspectiva cuantitativa.

El capítulo se estructura de la siguiente manera: primero se presentan los fundamentos de la Teoría Moderna de Carteras y la optimización media–varianza; posteriormente se introduce la simulación de Monte Carlo y las métricas de desempeño ajustadas por riesgo; finalmente, se revisa el estado del arte, se realiza una comparación metodológica y se identifican los principales vacíos de investigación.

2.1. Teoría Moderna de Carteras (TMC)

La Teoría Moderna de Carteras (TMC) constituye uno de los pilares fundamentales en la gestión de inversiones financieras, al establecer que es posible maximizar el rendimiento esperado de un portafolio mediante una adecuada diversificación de activos y la minimización del riesgo asociado. Este enfoque fue desarrollado inicialmente por Markowitz, quien introdujo el concepto de frontera eficiente como herramienta para la selección óptima de inversiones, considerando simultáneamente el rendimiento esperado y la variabilidad de los activos financieros [1].

Posteriormente, diversos estudios ampliaron este modelo incorporando métodos cuantitativos para el análisis del comportamiento conjunto de los activos financieros y la optimización bajo distintos escenarios de mercado [2, 4]. En investigaciones más recientes, la optimización de portafolios ha sido fortalecida mediante la integración de técnicas de aprendizaje automático, las cuales permiten mejorar la estimación de rendimientos esperados y estructuras de correlación entre activos financieros [13, 18].

Dentro de este marco, la gestión del riesgo financiero representa un elemento esencial en la toma de decisiones de inversión, ya que permite evaluar la incertidumbre asociada al comportamiento futuro de los mercados. El riesgo se cuantifica comúnmente a partir de la variabilidad de los rendimientos de los activos financieros, empleando medidas estadísticas que permiten estimar la volatilidad y las posibles pérdidas asociadas a una inversión [5].

Sea un conjunto de n activos financieros cuyos rendimientos aleatorios se representan mediante el vector:

$$\mathbf{R} = (R_1, R_2, \ldots, R_n)^\top,$$

donde el rendimiento del activo i se define como

$$R_i = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}, \tag{2.1}$$

siendo P_t y P_{t-1} los precios del activo en los periodos t y $t-1$, respectivamente. El rendimiento esperado del activo viene dado por

$$E(R_i) = \mu_i, \tag{2.2}$$

mientras que su riesgo individual se mide mediante la varianza

$$\sigma_i^2 = Var(R_i) = E[(R_i - \mu_i)^2]. \tag{2.3}$$

Sea además el vector de ponderaciones del portafolio

$$\mathbf{w} = (w_1, w_2, \ldots, w_n)^\top, \quad \text{tal que} \quad \sum_{i=1}^{n} w_i = 1.$$

El rendimiento esperado del portafolio se expresa como

$$E(R_p) = \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu}, \tag{2.4}$$

donde $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \ldots, \mu_n)^\top$ representa el vector de rendimientos esperados.

El riesgo total de un portafolio no depende unicamente del riesgo individual de cada activo, sino también del grado de dependencia entre ellos, esta relación se representa mediante la matriz de covarianzas $\mathbf{\Sigma}$, definida como:

$$\Sigma_{ij} = Cov(R_i, R_j).$$

En consecuencia, la varianza del portafolio se define como

$$\sigma_p^2 = \mathbf{w}^\top \mathbf{\Sigma} \mathbf{w}, \tag{2.5}$$

lo cual evidencia que la diversificación permite reducir el riesgo total siempre que las correlaciones entre activos no sean perfectamente positivas.

En contextos económicos caracterizados por elevados niveles de incertidumbre, los modelos financieros modernos incorporan metodologías probabilísticas que permiten evaluar y optimizar portafolios bajo distintos escenarios de riesgo. Estas aproximaciones resultan especialmente relevantes en economías emergentes, donde la inestabilidad macroeconómica incrementa la necesidad de herramientas cuantitativas robustas para la gestión eficiente del riesgo financiero [19, 17].

2.2. Optimización media–varianza

El problema clásico de optimización de portafolios propuesto por Markowitz consiste en minimizar el riesgo del portafolio para un nivel dado de rendimiento esperado, lo que se formula como el siguiente problema cuadrático:

$$\min_{\mathbf{w}} \quad \mathbf{w}^\top \mathbf{\Sigma} \mathbf{w}$$

sujeto a:

$$\mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu} = \mu_p,$$

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1,$$

$$w_i \geq 0, \quad i = 1, \ldots, n \quad \text{(restricción de no ventas en corto).}$$

La solución de este problema da lugar al grupo de portafolios eficientes en ka que su representación en el plano riesgo–rendimiento define la *frontera eficiente*.

Al incorporar un activo libre de riesgo con rendimiento R_f, el conjunto de portafolios eficientes se extiende hacia la Línea del Mercado de Capitales (CML), la cual se expresa como:

$$\mathbb{E}(R_p) = R_f + \frac{\mathbb{E}(R_T) - R_f}{\sigma_T}\sigma_p,$$

donde R_T y σ_T corresponden al rendimiento y riesgo del portafolio tangente respectivamente.

Si bien la presente investigación se enfoca principalmente en la optimización de portafolios compuestos por activos riesgosos, la inclusión del activo libre de riesgo se presenta aquí con fines teóricos y comparativos, dado su carácter fundamental dentro de la Teoría Moderna de Carteras

2.3. Simulación de Monte Carlo en finanzas

La simulación de Monte Carlo constituye una herramienta ampliamente utilizada en ingeniería financiera para modelar el comportamiento estocástico de variables económicas y financieras. Este método permite generar múltiples trayectorias posibles del rendimiento de los activos, facilitando la estimación del riesgo y retorno esperado del portafolio [3].

Diversos estudios recientes muestran que la simulación de Monte Carlo mejora la evaluación del desempeño de portafolios al considerar escenarios aleatorios del mercado y condiciones de incertidumbre financiera [15, 21]. Este enfoque estocástico permite aproximar soluciones a problemas complejos mediante la generación repetida de escenarios. Su fundamento teórico se basa en la Ley de los Grandes Números, la cual establece que:

$$\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} X_i = \mathbb{E}(X),$$

donde X_i representan realizaciones independientes de una variable aleatoria X.

En el contexto financiero, los rendimientos de los activos suelen modelarse como un vector aleatorio multivariado:

$$\mathbf{R} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}),$$

Si bien este supuesto constituye una aproximación estándar en la literatura financiera, se reconoce que los rendimientos reales pueden presentar asimetrías y colas pesadas, aspecto que se discute como una limitación del modelo y una posible extensión futura.

A partir de ello, es posible generar escenarios sintéticos de rendimientos mediante la descomposición de Cholesky de la matriz de covarianzas:

$$\mathbf{\Sigma} = \mathbf{L}\mathbf{L}^\top.$$

Los escenarios simulados se obtienen como:

$$\mathbf{R}^{(s)} = \boldsymbol{\mu} + \mathbf{L}\mathbf{Z}^{(s)}, \quad s = 1, \ldots, S,$$

donde $\mathbf{Z}^{(s)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$.
A partir de estos escenarios, se calcula el rendimiento del portafolio simulado:

$$R_p^{(s)} = \mathbf{w}^\top \mathbf{R}^{(s)}.$$

2.4. Medidas de desempeño ajustadas por riesgo

Con el fin de evaluar el desempeño de los portafolios obtenidos tanto bajo el enfoque tradicional como bajo simulación, se emplean métricas de rendimiento y riesgo ajustado ampliamente utilizadas en la literatura financiera.

2.4.1. Rendimiento esperado

El rendimiento promedio del portafolio se estima como:

$$\bar{R}_p = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^{S} R_p^{(s)}.$$

2.4.2. Uso del ROA como proxy del rendimiento financiero

La Teoría Moderna de Carteras propuesta por Markowitz establece que el proceso de optimización se fundamenta en la relación existente entre el rendimiento esperado y el riesgo de activos financieros negociados en mercados competitivos, donde los rendimientos se calculan generalmente a partir de variaciones en los precios de mercado. Sin embargo, en el contexto del sistema financiero ecuatoriano, las instituciones bancarias analizadas no cotizan de manera activa en mercados bursátiles, lo que limita la disponibilidad de series históricas de precios necesarias para estimar rendimientos financieros tradicionales.

Frente a esta restricción el estudio adopta el indicador contable *Return on Assets* (ROA) como una variable proxy del rendimiento, ROA mide la capacidad de una institución financiera para generar utilidades a partir del total de activos administrados, siendo un indicador ampliamente utilizado para evaluar la eficiencia operativa y el desempeño económico.

Desde una perspectiva funcional, el ROA puede interpretarse como una aproximación al rendimiento financiero en contextos donde los activos no son transables y la información disponible proviene de estados financieros regulados. Bajo este enfoque, el indicador refleja la rentabilidad generada por la gestión de los recursos, lo que permite capturar la variabilidad del desempeño entre instituciones de manera comparable a los retornos de activos financieros tradicionales.

Desde este enfoque la adaptación del modelo de Markowitz realizada en esta investigación no busca optimizar un portafolio de activos negociables sino un portafolio compuesto por instituciones financieras, cuyo rendimiento se define en términos de desempeño financiero-contable agregado. Por ello el proceso de optimización mantiene la estructura media-varianza característica de la teoría moderna de carteras mientras redefine la naturaleza del rendimiento en función de indicadores contables comparables y homogéneos.

Esta aproximación ha sido empleada en estudios empíricos aplicados a sistemas financieros donde la ausencia de mercados líquidos obliga a utilizar métricas contables como aproximaciones del rendimiento económico, garantizando así la aplicabilidad del enfoque de diversificación y gestión del riesgo en contextos no bursátiles.

2.4.3. Volatilidad

La volatilidad del portafolio se define como la desviación estándar de los rendimientos simulados:

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{1}{S-1}\sum_{s=1}^{S}\left(R_p^{(s)} - \bar{R}_p\right)^2}.$$

2.4.4. Ratio de Sharpe

El ratio de Sharpe se emplea como una medida de desempeño ajustado por riesgo, ya que cuantifica el rendimiento adicional obtenido por unidad de riesgo asumido.

El Ratio de Sharpe se define de la siguiente manera:

$$\text{Sharpe} = \frac{\mathbb{E}(R_p) - R_f}{\sigma_p},$$

donde $\mathbb{E}(R_p)$ representa el rendimiento esperado del portafolio R_f corresponde a la tasa libre de riesgo y σ_p es la desviación estándar de los rendimientos del portafolio.

Para mantener la coherencia en el cálculo del indicador todas las variables se expresan en la misma unidad y escala temporal. En particular, los rendimientos se presentan en forma de fracción decimal y no en porcentaje, por ejemplo, un rendimiento de 4,89 % se representa como 0,0489 dentro del modelo.

Adicionalmente, la desviación estándar del portafolio se calcula utilizando la misma frecuencia temporal que los rendimientos observados. En caso de requerir la interpretación anual de la volatilidad, esta puede obtenerse mediante la relación

$$\sigma_{\text{anual}} = \sigma_{\text{mensual}}\sqrt{12},$$

cuando los rendimientos se encuentran expresados en frecuencia mensual.

La consistencia en las unidades usadas permite que el Ratio de Sharpe refleje de manera adecuada la relación entre rendimiento y riesgo del portafolio analizado evitando alteraciones asociadas a diferencias en las escalas de medición.

2.4.5. Drawdown

El drawdown máximo se define como la pérdida más grande acumulada desde un máximo historico:

$$\mathrm{DD}_{\text{máx}} = \max_{t\in[0,T]} \left(\frac{V_{\text{peak}} - V_t}{V_{\text{peak}}} \right),$$

donde V_t es el valor del portafolio en un tiempo t.

2.5. Estudios previos y comparación metodológica

La aplicación de la *Teoría Moderna de Carteras* ha sido ampliamente documentada en la literatura financiera, particularmente en el análisis de mercados desarrollados. Estudios clásicos y contemporáneos destacan la importancia de la frontera eficiente como instrumento central para la selección óptima de portafolios, así como el rol del portafolio de mercado en la evaluación del equilibrio entre riesgo y rendimiento [2]. Estos trabajos consolidaron el enfoque media–varianza como un marco cuantitativo fundamental para la toma de decisiones de inversión, sustentado en la diversificación y en la correlación entre activos financieros.

Varios estudios posteriores han señalado limitaciones en el modelo tradicional de Markowitz especialmente su sensibilidad a errores en la estimación de los rendimientos esperados y de la matriz de covarianza. Estas limitaciones pueden generar soluciones inestables y poco robusta en particular cuando se trabaja con series de datos cortas como ocurre en muchos mercados en desarrollo.

Además, la suposición de rendimientos normalmente distribuidos y el carácter determinístico del modelo restringen su capacidad para representar adecuadamente la incertidumbre presente en los mercados financieros reales.

Ante estas limitaciones la literatura reciente ha incorporado técnicas de simulación estocástica destacando los métodos de Monte Carlo como una herramienta complementaria para el análisis y la optimización de portafolios autores como Glasserman [3] y Fabozzi [4] señalan que estas simulaciones permiten generar múltiples escenarios de rendimientos lo que facilita evaluar la distribución completa del riesgo y del rendimiento del portafolio más allá de sus valores esperados.

A partir de este enfoque, es posible analizar la estabilidad de la frontera eficiente y del portafolio óptimo ante perturbaciones aleatorias en los parámetros del modelo.

Este punto de vista comparativo representa el eje central de la presente investigación al permitir evaluar de manera objetiva las diferencias entre la optimización tradicional y la optimización complementada con simulaciones estocásticas.

Cuadro 2.1: Comparación conceptual entre la optimización tradicional de Markowitz y el enfoque con simulación de Monte Carlo

Criterio	**Modelo Markowitz tradicional**	**Modelo con simulación de Monte Carlo**
Tipo de enfoque	Determinístico	Estocástico
Estimación de rendimientos	Valores esperados puntuales	Distribuciones de probabilidad de los rendimientos
Tratamiento del riesgo	Varianza y covarianza estimadas	Distribución completa del riesgo y la volatilidad
Sensibilidad a parámetros	Alta sensibilidad a errores de estimación	Mayor robustez ante la incertidumbre
Modelación de incertidumbre	Implícita y limitada	Explícita mediante generación de escenarios aleatorios
Evaluación de escenarios	No considera escenarios económicos diferenciados	Permite escenarios: pesimista, base y optimista
Resultados del portafolio	Portafolio óptimo único	Conjunto de resultados probabilísticos
Aplicabilidad práctica	Limitada en mercados volátiles	Mayor adaptabilidad a mercados emergentes
Capacidad de análisis de robustez	Reducida	Elevada

2.6. Vacíos de investigación identificados

A pesar de los avances significativos en el desarrollo de modelos cuantitativos para la optimización de portafolios, la literatura especializada evidencia que gran parte de las aplicaciones empíricas continúan basándose en el modelo clásico de optimización media–varianza desarrollado por Markowitz [1] y posteriormente ampliado en diversos trabajos de teoría moderna de carteras [2, 4].

Si bien este enfoque constituye uno de los pilares fundamentales de la gestión moderna de inversiones, diversos estudios han señalado que su desempeño depende en gran medida de la precisión en la estimación de los parámetros de entrada, particularmente los rendimientos esperados y la matriz de covarianzas [5]. Esta sensibilidad a errores de estimación ha motivado el desarrollo de metodologías complementarias orientadas a mejorar la robustez de los modelos de optimización de portafolios.

En este contexto, las simulaciones de Monte Carlo han sido ampliamente utilizadas en ingeniería financiera para modelar escenarios aleatorios y evaluar el comportamiento de activos bajo condiciones de incertidumbre [3]. Estudios recientes han demostrado que la incorporación de técnicas de simulación puede contribuir a una evaluación más completa del riesgo financiero y a una mejor comprensión de la distribución de los rendimientos posibles [15, 21]. No obstante, la mayor parte de estas aplicaciones se ha desarrollado en mercados financieros altamente desarrollados, mientras que su implementación en economías emergentes continúa siendo relativamente limitada.

En el caso específico de América Latina y de economías emergentes, diversos autores han señalado la necesidad de ampliar el uso de metodologías cuantitativas avanzadas para el análisis de mercados financieros caracterizados por mayor volatilidad e incertidumbre estructural [16, 17, 20]. Particularmente en el contexto ecuatoriano, los estudios existentes se han concentrado principalmente en análisis estructurales o descriptivos del sistema financiero, sin profundizar en la aplicación de modelos estocásticos de optimización de portafolios [6].

Adicionalmente, la literatura reciente en finanzas cuantitativas ha comenzado a incorporar metodologías más avanzadas, como técnicas de aprendizaje automático y modelos de optimización robusta, con el objetivo de mejorar la estimación del riesgo y del rendimiento de los activos financieros [13, 14, 18, 19]. Sin embargo, estas aproximaciones aún presentan una adopción limitada en estudios aplicados a mercados financieros emergentes.

En este contexto, se identifican oportunidades de investigación orientadas a integrar enfoques tradicionales de optimización de portafolios con técnicas de simulación estocástica, particularmente en economías emergentes donde la incertidumbre del mercado puede ser más pronunciada. La presente investigación busca contribuir a esta línea de estudio mediante la integración de la Teoría Moderna de Carteras con simulaciones de Monte Carlo aplicadas al sistema financiero ecuatoriano, incorporando además un enfoque de comparación cuantitativa entre metodologías y criterios de reproducibilidad computacional.

Cuadro 2.2: Vacíos de investigación y aportes de la presente investigación

Vacíos identificados en la literatura	**Aportes de la presente investigación**
Aplicación limitada de modelos de optimización de portafolios con simulaciones estocásticas en mercados emergentes.	Se propone implementa un modelo de optimización que combina la Teoría Moderna de Carteras con simulaciones de Monte Carlo aplicado al sistema financiero ecuatoriano.
Las simulaciones financieras presentan una escasa estructuración para los distintos escenarios económicos.	Se definen explícitamente escenarios base, pesimista y optimista, lo que permite evaluar cómo se comporta el portafolio bajo distintas condiciones de mercado.
Existe una falta de comparaciones cuantitativas entre la metodología clásica de Markowitz y los enfoques basados en simulación.	Comparación numérica del rendimiento esperado, la volatilidad y métricas ajustadas por riesgo entre el modelo tradicional y el modelo con simulación de Monte Carlo.
Alta dependencia de estimaciones puntuales de parámetros estadísticos en modelos tradicionales.	Incorporación de distribuciones de probabilidad y generación de múltiples trayectorias de rendimientos para evaluar la robustez del portafolio óptimo.
Limitada reproducibilidad de estudios empíricos en contextos financieros locales.	Desarrollo de un estudio completamente reproducible mediante la inclusión de repositorios de código, bases de datos y guías de replicación en R y MATLAB.
Escasa evidencia empírica aplicada al sistema financiero ecuatoriano con enfoques cuantitativos avanzados.	Contribución empírica al análisis del riesgo y rendimiento de portafolios financieros ecuatorianos mediante técnicas modernas de optimización y simulación.

Capítulo 3

Datos y reproducibilidad

En este capítulo se describen las fuentes de información utilizadas en la investigación, así como las principales características de los activos financieros incluidos en el análisis, se detallan los criterios de selección de los datos su cobertura temporal y su relevancia dentro del sistema financiero ecuatoriano con el fin de asegurar que la base empírica del estudio sea representativa y coherente con los objetivos planteados.

Además, se describen los procedimientos de preprocesamiento aplicados a la información recopilada incluyendo la depuración de datos el manejo de valores faltantes y la estandarización de las series temporales, estas etapas son esenciales para garantizar la calidad de los insumos utilizados en la estimación de los parámetros estadísticos como rendimientos esperados, varianzas y covarianzas sobre los cuales se construyen los modelos de optimización de portafolios.

El capítulo también describe los supuestos estadísticos adoptados en la modelación que respaldan tanto la optimización tradicional basada en la Teoría Moderna de Carteras como la aplicación de simulaciones de Monte Carlo, explicitar estos supuestos ayuda a contextualizar el alcance de los resultados y facilita su interpretación.

Por último, se describe la estrategia de reproducibilidad del estudio incluyendo información sobre el repositorio de código la organización de los archivos y las instrucciones necesarias para replicar los experimentos y las figuras presentadas, esta documentación asegura transparencia metodológica y permite la validación independiente de los resultados, alineando la investigación con las buenas prácticas en análisis cuantitativo y finanzas computacionales.

De esta manera, el presente capítulo sienta las bases empíricas y computacionales necesarias para la implementación del modelo de optimización y el análisis de resultados desarrollados en los capítulos posteriores.

3.1. Fuente de datos

Para el desarrollo de la presente investigación se empleó información financiera oficial proveniente de la Superintendencia de Bancos del Ecuador, organismo responsable de la supervisión, regulación y control de las instituciones que conforman el sistema financiero nacional [10]. La base de datos utilizada comprende información correspondiente a **21 instituciones financieras** autorizadas, para las cuales se dispone de series temporales homogéneas de indicadores financieros con periodicidad mensual y anual.

El sistema financiero ecuatoriano se encuentra estructurado bajo un marco normativo que regula el funcionamiento, estabilidad y control de las entidades financieras. En particular, la Ley General de Instituciones del Sistema Financiero establece las disposiciones relativas a la intermediación financiera y administración de recursos económicos dentro del país [8]. De manera complementaria, la Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria regula el funcionamiento de cooperativas de ahorro y crédito y demás organizaciones financieras del sector popular, las cuales constituyen un componente relevante dentro del sistema financiero nacional [7]. Asimismo, el Código Orgánico Monetario y Financiero define las políticas monetarias, crediticias y financieras que rigen el funcionamiento del mercado financiero ecuatoriano [9].

De acuerdo con información oficial publicada por el Banco Central del Ecuador y la Superintendencia de Bancos del Ecuador, el desempeño del sistema financiero nacional ha presentado variaciones en indicadores clave como liquidez, rentabilidad y solvencia durante los últimos años, aspectos que resultan relevantes para el análisis y selección de activos financieros dentro del proceso de optimización de portafolios [12, 11]. En este contexto, estudios previos han evidenciado la importancia del análisis cuantitativo como herramienta fundamental para la evaluación del comportamiento del sistema financiero ecuatoriano y el apoyo a la toma de decisiones de inversión [6].

El principal indicador empleado en el análisis es el *Return on Assets* (ROA) que se utiliza como medida proxy de la rentabilidad del activo financiero de cada institución. Además, se recopilaron otros indicadores financieros como tasas de interés activas y pasivas y estados financieros agregados, los cuales se emplearon con fines descriptivos y para contextualizar el entorno financiero ecuatoriano.

El uso del indicador ROA permite realizar comparaciones relativas del desempeño financiero entre instituciones de distinto tamaño, al tratarse de una medida normalizada respecto al total de activos, facilitando así el análisis conjunto dentro del proceso de construcción de portafolios de inversión.

El período de análisis considerado comprende desde el año 2015 hasta 2025, permitiendo capturar la evolución del desempeño financiero de las instituciones a lo largo de distintos ciclos económicos y cambios en el entorno macroeconómico y regulatorio. Esta amplitud temporal resulta fundamental para la estimación robusta de los parámetros estadísticos requeridos por los modelos de optimización de portafolios, particularmente aquellos basados en la Teoría Moderna de Carteras y en simulaciones de Monte Carlo.

La información recopilada se organizó en una estructura de datos tipo panel y se sometió a un proceso de depuración y validación que incluyo la identificación y corrección de inconsistencias el manejo de valores faltantes y la eliminación de registros duplicados. A partir de esta base de datos depurada se estimaron los rendimientos esperados, las varianzas individuales y la matriz de covarianza de los activos financieros los cuales constituyen los insumos principales para la construcción de portafolios eficientes y el análisis de la relación riesgo–rendimiento.

El uso de información oficial proveniente de organismos reguladores del sistema financiero ecuatoriano asegura la consistencia trazabilidad y validez del análisis cuantitativo permitiendo que los resultados sean replicables y relevantes para el estudio del comportamiento del sistema financiero nacional.

3.2. Descripción de los activos financieros

El universo de análisis está conformado por un conjunto de activos financieros representativos del sistema financiero ecuatoriano, seleccionados en función de criterios de disponibilidad histórica, relevancia económica y continuidad temporal de la información. En particular, se consideran **21 instituciones financieras** supervisadas por la Superintendencia de Bancos del Ecuador, para las cuales se dispone de series temporales homogéneas y comparables durante el período de estudio.

En esta investigación cada activo financiero corresponde a una institución del sistema financiero ecuatoriano y se caracteriza por su indicador de rentabilidad *Return on Assets* (ROA) empleado como proxy del rendimiento del activo financiero. Esta aproximación permite evaluar el desempeño económico de cada entidad a lo largo del tiempo y aplicar modelos de optimización de portafolios bajo el enfoque de la Teoría Moderna de Carteras.

La selección de los activos responde a la necesidad de contar con series temporales continuas, evitando sesgos derivados de información incompleta, discontinuidades estructurales o cambios en los criterios de reporte. De esta manera, se garantiza la consistencia del análisis y la comparabilidad entre las distintas instituciones financieras incluidas en el estudio.

Formalmente, el conjunto de activos se define como:

$$\mathcal{A} = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}, \quad n = 21,$$

donde cada activo A_i corresponde a una institución financiera y se encuentra asociado a una serie temporal $\{ROA_{i,t}\}_{t=1}^{T}$ observada con periodicidad mensual. Esta representación permite analizar la evolución temporal de la rentabilidad de cada activo y constituye la base para la estimación de los rendimientos esperados, las varianzas individuales y la matriz de covarianza empleadas en la construcción de portafolios eficientes.

3.3. Preprocesamiento de datos

Previo a la aplicación de los modelos de optimización de portafolios y de las simulaciones estocásticas, los datos financieros fueron sometidos a un proceso sistemático de limpieza, depuración y estandarización, con el objetivo de garantizar su calidad estadística, consistencia temporal y adecuación a los supuestos del análisis cuantitativo. Este procedimiento resulta fundamental para evitar sesgos en la estimación de los parámetros de riesgo y rendimiento, así como para asegurar la validez de los resultados obtenidos bajo el enfoque de la Teoría Moderna de Carteras.

El preprocesamiento de los datos incluyó las siguientes partes:

- **Eliminación de registros duplicados:** Se identificaron y eliminaron observaciones repetidas dentro de las series temporales, las cuales podían originarse por errores de consolidación de bases de datos o inconsistencias en los reportes históricos, este paso permitió preservar la integridad estadística y la unicidad de las observaciones.

- **Tratamiento de valores faltantes:** Los datos ausentes se abordaron mediante un enfoque combinado, para faltantes aislados y no sistemáticos se utilizó interpolación temporal preservando la tendencia general de la serie y evitando discontinuidades artificiales. En casos donde los valores faltantes eran extensos o comprometían la representatividad del activo se eliminó de manera controlada el período o el activo correspondiente evitando así distorsiones en la estimación de los parámetros estadísticos.

- **Homogeneización de la frecuencia temporal:** Para asegurar la comparabilidad entre las series y mejorar la estabilidad de la estimación de la matriz de covarianza todas las series temporales se agregaron a frecuencia anual, esta agregación permite capturar el desempeño estructural de las instituciones financieras, reducir la influencia de las fluctuaciones de corto plazo y facilitar la aplicación de los modelos de optimización de portafolios, aunque se pierde información de alta frecuencia se obtienen estimaciones más estables y robustas de los parámetros de riesgo relevantes para el análisis de portafolios a mediano y largo plazo.

- **Normalización de formatos y escalas:** Se unificaron los formatos numéricos y las unidades de medida y las escalas de los indicadores financieros asegurando coherencia entre las series y evitando problemas derivados de magnitudes heterogéneas durante los procesos de optimización y simulación.

Además, se verificó la consistencia temporal de las series y se realizaron análisis exploratorios para identificar valores atípicos extremos que pudieran influir significativamente en la estimación de los parámetros de riesgo y rendimiento. Cuando estos valores extremos correspondían a eventos económicos reales o choques financieros relevantes, se conservaron, ya que reflejan riesgos inherentes y resultan útiles para evaluar escenarios adversos mediante simulaciones de Monte Carlo.

Como resultado del preprocesamiento se obtuvo una base de dato depurada y consistente adecuada para estimar los rendimientos esperados las varianzas individuales y la matriz de covarianza que constituyen los insumos principales para la construcción de portafolios eficientes descritos en las secciones siguientes.

3.4. Supuestos estadísticos

La metodologia propuesta se basa en un conjunto de supuestos estadísticos que permiten formalizar el análisis cuantitativo del riesgo y rendimiento de los portafolios de inversión, estos supuestos representan una aproximación común en la literatura financiera y facilitan la aplicación consistente de la *Teoría Moderna de Carteras* y de las simulaciones de Monte Carlo, especialmente en estudios empíricos que utilizan indicadores financieros históricos.

En particular se consideran las siguientes hipótesis:

1. **Estacionariedad débil de los rendimientos:** Se considera que los rendimientos de los activos financieros medidos a través del ROA de cada institución presentan estacionariedad débil en media y varianza durante el período de análisis, esto implica que los parámetros estadísticos fundamentales no muestran cambios estructurales persistentes lo que permite estimarlos de manera consistente a partir de series históricas extensas, la coherencia de este supuesto se evaluó exploratoriamente mediante el análisis de tendencias como variabilidad temporal y estabilidad de los momentos muestrales.

2. **Normalidad multivariada como aproximación:** Se considera que el vector de rendimientos de los activos financieros sigue una distribución normal multivariada así

$$\mathbf{R} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}),$$

   donde $\boldsymbol{\mu}$ es el vector de rendimientos esperados y $\boldsymbol{\Sigma}$ la matriz de covarianzas este supuesto no exige que los rendimientos sean estrictamente normales sino que constituye una aproximación útil para formular el modelo media–varianza de Markowitz y generar escenarios estocásticos en simulaciones de Monte Carlo.

3. **Dependencia lineal capturada por la covarianza:** Se asume que las relaciones de dependencia entre los activos financieros pueden describirse adecuadamente mediante la matriz de covarianzas, la cual captura las correlaciones lineales entre los rendimientos. Bajo este enfoque, la diversificación del portafolio se explica principalmente a través de la reducción del riesgo conjunto derivada de correlaciones imperfectas entre los activos, sin considerar explícitamente dependencias no lineales de orden superior.

4. **Representatividad de los parámetros históricos:** Se considera que los parámetros estadísticos estimados a partir de la información histórica del período 2015–2025 son representativos del comportamiento futuro de los activos bajo los escenarios simulados. Este supuesto permite utilizar los momentos históricos como insumo para la generación de trayectorias estocásticas, reconociendo que las simulaciones de Monte Carlo no tienen un carácter predictivo puntual, sino que buscan aproximar distribuciones plausibles de riesgo y rendimiento.

Aunque estos supuestos simplifican la complejidad de los sistemas financieros reales su uso está ampliamente respaldado por la literatura en optimización de portafolios, las simulaciones de Monte Carlo ayudan a mitigar estas limitaciones al explorar un conjunto amplio de escenarios incluyendo situaciones adversas y eventos extremos coherentes con la variabilidad histórica.

En este sentido la simulación de Monte Carlo actúa como un complemento que permite evaluar la sensibilidad de los resultados frente a la incertidumbre asociada a estos supuestos.

3.5. Reproducibilidad del estudio

Para garantizar transparencia trazabilidad y replicabilidad esta investigación adopta un enfoque de **ciencia reproducible**, así los procedimientos metodológicos los datos y los resultados pueden ser verificados y replicados por otros investigadores fortaleciendo la validez científica del estudio.

Para ello se documenta detalladamente la infraestructura computacional utilizada incluyendo el preprocesamiento de datos la estimación de parámetros estadísticos la construcción de portafolios eficientes según la Teoría Moderna de Carteras y la ejecución de simulaciones de Monte Carlo, el análisis se implementó con herramientas especializadas, principalmente *R* y *MATLAB*, que permiten un control preciso de los procedimientos numéricos y facilitan la reproducción exacta de los resultados.

3.5.1. Repositorio de código

Todo el código desarrollado para la presente investigación se encuentra disponible en un repositorio público de *GitHub*, el cual actúa como soporte central para la reproducibilidad computacional del estudio. En dicho repositorio se incluyen los scripts necesarios para la limpieza y transformación de datos, la estimación de rendimientos y matrices de covarianza, la optimización de portafolios y la simulación de escenarios estocásticos.

El repositorio está disponible en la siguiente dirección:

`https://github.com/chiliquingajessea-svg/C-digo-Portafoleo-de-inversi-n` enlace activo en la versión digital del documento.

El repositorio tiene entre otros archivos el script principal `Portafolio.R` que implementa la metodología de optimización de portafolios y constituye el núcleo del análisis empírico de esta investigación, el uso de control de versiones con *Git* permite llevar un historial detallado de cambios facilitando la trazabilidad del código y la verificación de resultados a lo largo del tiempo.

3.5.2. Estructura de carpetas

El repositorio está organizado de manera modular y estandarizada con carpetas separadas para los datos los scripts y los resultados de cada etapa del estudio, la estructura general del repositorio es:

```
data/
   raw/
   processed/
R/
   preprocessing.R
   markowitz.R
   montecarlo.R
   Portafolio.R
MATLAB/
   preprocessing.m
   markowitz.m
   montecarlo.m
figures/
README.md
```

Esta organización facilita identificar los insumos utilizados los procedimientos implementados y los resultados obtenidos y permite reutilizar y ampliar el código en futuros trabajos de investigación.

3.5.3. Datos abiertos y versiones

En concordancia con los principios de ciencia abierta y reproducibilidad computacional, los datos empleados en esta investigación provienen de fuentes oficiales y de acceso público, específicamente de los portales institucionales de la Superintendencia de Bancos del Ecuador. Los conjuntos de datos utilizados se encuentran disponibles en formato abierto dentro del repositorio del proyecto o pueden ser descargados directamente desde las fuentes oficiales indicadas.

El repositorio contiene tanto los datos originales como los generados durante el preprocesamiento, asegurando la trazabilidad completa de la información empleada en la estimación de rendimientos, varianzas, matrices de covarianza y simulaciones posteriores. El archivo `README.md` describe detalladamente los procedimientos para obtener, organizar y utilizar los datos, lo que permite replicar cada etapa del análisis.

Para garantizar la reproducibilidad exacta de los resultados se documentan las versiones del software estadístico y de cálculo numérico empleadas en el estudio, en particular se utilizaron los siguientes entornos computacionales:

- **R**: versión 4.4.1 (2024-06-14 ucrt), ejecutado en la plataforma `x86_64-w64-mingw32/x64` mediante RStudio, R es un software libre para computación estadística y gráfica distribuido bajo licencia GPL y de uso frecuente en la investigación académica.
- **MATLAB**: versión en línea (*MATLAB Online*) utilizada para aplicar y validar rutinas de optimización simulaciones de Monte Carlo y análisis numérico.

El uso de MATLAB Online no compromete la reproducibilidad del estudio ya que los scripts son compatibles con versiones locales estándar del software.

La disponibilidad del código fuente, los datos abiertos y la especificación detallada de las versiones de software empleadas permiten la reproducción íntegra de los resultados, tablas y figuras presentadas en los capítulos posteriores, así como la extensión futura del estudio bajo distintos supuestos metodológicos o escenarios alternativos.

Capítulo 4

Metodología

Este capítulo presenta el enfoque metodológico empleado para el análisis y optimización de portafolios de inversión en el sistema financiero ecuatoriano, la metodología se basa en herramientas cuantitativas de la teoría financiera moderna y en técnicas de simulación estocástica con el fin de modelar de manera precisa la relación entre riesgo y rendimiento esperado de los activos financieros considerados.

El enfoque propuesto combina métodos deterministas y probabilísticos, lo que permite abordar el problema de selección de portafolios desde una perspectiva integral. Por un lado, se emplean modelos clásicos de optimización financiera basados en parámetros estadísticos estimados a partir de información histórica, los cuales permiten caracterizar el comportamiento promedio de los activos y sus interdependencias. Por otro lado, se incorporan procedimientos de simulación que permiten capturar la incertidumbre inherente a los mercados financieros y explorar un amplio conjunto de escenarios posibles.

La metodología se basa en la estimación empírica de rendimientos varianzas y covarianzas que constituyen los insumos principales para construir portafolios eficientes, estos parámetros se calculan a partir de series temporales homogéneas y previamente depuradas asegurando la consistencia estadística del análisis, con esta información se generan combinaciones de activos que permiten evaluar la diversificación y la sensibilidad del portafolio frente a distintos niveles de riesgo.

Además las simulaciones estocásticas permiten evaluar el desempeño de los portafolios bajo distintas condiciones financieras incluyendo escenarios adversos y favorables ofreciendo una visión más completa del comportamiento esperado de las inversiones este enfoque resulta especialmente útil en entornos de alta incertidumbre y cambios organizativos como el sistema financiero ecuatoriano.

En conjunto, la metodología adoptada busca ofrecer un marco analítico sólido, reproducible y coherente, que permita evaluar de manera objetiva la eficiencia de distintas combinaciones de activos financieros. De este modo, se sientan las bases para la obtención de resultados confiables y para la formulación de conclusiones con sustento estadístico y financiero, contribuyendo al análisis académico y aplicado de la optimización de portafolios de inversión.

4.1. Optimización tradicional (modelo base Markowitz)

El modelo de optimización propuesto por Markowitz se fundamenta en la selección de portafolios eficientes a partir de la minimización del riesgo, medido por la varianza del rendimiento del portafolio, para un nivel dado de rendimiento esperado. Este enfoque asume un conjunto de activos financieros riesgosos y se apoya en la información contenida en los momentos de primer y segundo orden de sus distribuciones de rendimientos.

Sea un portafolio formado por n activos financieros representado por el vector de pesos:

$$\mathbf{w} = (w_1, w_2, \ldots, w_n)^\top,$$

donde w_i es la proporción de la capital invertida en el activo i, el rendimiento esperado del portafolio se obtiene como una combinación lineal de los rendimientos esperados de cada activo:

$$\mu_p = \mathbb{E}(R_p) = \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu},$$

donde $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \ldots, \mu_n)^\top$ es el vector de rendimientos esperados de los activos.

El riesgo del portafolio se mide mediante la varianza del rendimiento que se define como:

$$\sigma_p^2 = \mathrm{Var}(R_p) = \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w},$$

donde $\boldsymbol{\Sigma}$ es la matriz de covarianzas de tamaño $n \times n$ cuyos elementos σ_{ij} representan la covarianza entre los rendimientos de los activos i y j esta matriz refleja explícitamente las interdependencias lineales entre los activos y constituye el principal mecanismo de diversificación del riesgo.

Problema general media–varianza

Bajo este marco, el problema clásico de optimización media–varianza se formula como un problema cuadrático con restricciones lineales:

$$\min_{\mathbf{w}} \ \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w}$$

sujeto a:

$$\mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu} = \mu_p^*, \qquad \mathbf{w}^\top \mathbf{1} = 1, \qquad w_i \geq 0, \ \forall i = 1, \ldots, n,$$

donde μ_p^* representa el nivel objetivo de rendimiento esperado del portafolio y $\mathbf{1}$ es un vector columna de unos. La restricción de no negatividad impide la venta en corto y refleja un escenario de inversión conservador, acorde con las condiciones del sistema financiero ecuatoriano.

La formulación anterior describe el problema general de optimización media–varianza bajo restricciones de igualdad y desigualdad. En el caso particular en que únicamente se consideran restricciones de igualdad, la solución óptima puede obtenerse mediante el método clásico de los multiplicadores de Lagrange.

La función Lagrangiana se define como:

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, \lambda, \gamma) = \mathbf{w}^\top \mathbf{\Sigma} \mathbf{w} - \lambda \left(\mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu} - \mu_p^* \right) - \gamma \left(\mathbf{w}^\top \mathbf{1} - 1 \right),$$

las condiciones de primer orden se definen como:

$$2\mathbf{\Sigma}\mathbf{w} - \lambda\boldsymbol{\mu} - \gamma\mathbf{1} = \mathbf{0}.$$

La resolución de este sistema permite obtener expresiones analíticas para los pesos óptimos del portafolio eficiente, al variar el parámetro μ_p^* se genera la frontera eficiente en el espacio riesgo–rendimiento.

No obstante, la formulación anterior supone implícitamente la ausencia de restricciones de desigualdad. En aplicaciones reales de inversión, la incorporación de la restricción de no negatividad $w_i \geq 0$, que impide posiciones cortas, transforma el problema en un caso de optimización convexa con restricciones de desigualdad.

Bajo estas condiciones, la caracterización formal del óptimo viene dada por las condiciones de Karush–Kuhn–Tucker (KKT), las cuales generalizan el método de Lagrange. El lagrangiano extendido se define como

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, \lambda, \gamma, \boldsymbol{\eta}) = \mathbf{w}^\top \mathbf{\Sigma} \mathbf{w} - \lambda(\mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu} - \mu_p^*) - \gamma(\mathbf{w}^\top \mathbf{1} - 1) - \boldsymbol{\eta}^\top \mathbf{w}, \tag{4.1}$$

donde $\boldsymbol{\eta}$ corresponde al vector de multiplicadores asociados a las restricciones de no negatividad.

Las condiciones KKT establecen que la solución óptima satisface:

$$\begin{align} 2\mathbf{\Sigma}\mathbf{w} - \lambda\boldsymbol{\mu} - \gamma\mathbf{1} - \boldsymbol{\eta} &= 0, \tag{4.2} \\ \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu} &= \mu_p^*, \tag{4.3} \\ \mathbf{w}^\top \mathbf{1} &= 1, \tag{4.4} \\ w_i &\geq 0, \tag{4.5} \\ \eta_i &\geq 0, \tag{4.6} \\ \eta_i w_i &= 0, \quad i = 1, \ldots, n. \tag{4.7} \end{align}$$

Debido a la posible activación simultánea de restricciones de desigualdad, la obtención analítica explícita de la solución resulta no trivial. Por esta razón, la resolución práctica del problema se realiza mediante técnicas de programación cuadrática, garantizando la convergencia hacia el óptimo global dada la convexidad del problema.

En particular los pesos óptimos del portafolio se calculan utilizando la función `solve.QP` del paquete `quadprog` en R que resuelve problemas cuadráticos convexos con restricciones lineales de igualdad y desigualdad.

Portafolio de mínima varianza global

Un caso particular del problema anterior se obtiene cuando se elimina la restricción sobre el rendimiento objetivo, manteniendo únicamente la restricción presupuestaria:

$$\min_{\mathbf{w}} \ \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w} \quad \text{sujeto a} \quad \mathbf{w}^\top \mathbf{1} = 1.$$

La solución cerrada es:

$$\mathbf{w}^{MVP} = \frac{\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{1}}{\mathbf{1}^\top \boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{1}},$$

la cual corresponde al portafolio de mínima varianza global, este portafolio representa el punto de menor riesgo dentro del conjunto eficiente y constituye un referente conservador en términos de asignación de activos.

Portafolio tangente en presencia de activo libre de riesgo

Cuando se incorpora una tasa libre de riesgo r_f el problema de decisión puede reformularse en términos de maximización del ratio de Sharpe:

$$\max_{\mathbf{w}} \quad \frac{\mathbf{w}^\top (\boldsymbol{\mu} - r_f \mathbf{1})}{\sqrt{\mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w}}}$$

sujeto a:

$$\mathbf{w}^\top \mathbf{1} = 1.$$

La solución conduce al denominado portafolio tangente, cuya expresión proporcional viene dada por:

$$\mathbf{w}^T \propto \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{\mu} - r_f \mathbf{1}).$$

Una vez que el portafolio se normaliza para cumplir con la restricción presupuestaria este logra maximizar el rendimiento esperado por cada unidad de riesgo asumida lo que a su vez define la pendiente de la Línea del Mercado de Capitales.

Dentro del modelo base de Markowitz se obtienen dos soluciones óptimas bajo distintos criterios: el portafolio de mínima varianza global y el portafolio tangente, ambos forman parte del conjunto eficiente, pero responden a diferentes perfiles de preferencia frente al riesgo lo que permite un análisis más completo de la asignación óptima de activos.

4.2. Simulación de Monte Carlo

La simulación de Monte Carlo se integra como una extensión estocástica del enfoque determinista de optimización de portafolios con el fin de modelar la incertidumbre asociada a los rendimientos financieros futuros, este enfoque permite evaluar la estabilidad y robustez de los portafolios óptimos frente a múltiples escenarios aleatorios superando las limitaciones del análisis basado únicamente en valores históricos esperados.

Desde un punto de vista probabilístico, la simulación de Monte Carlo consiste en la generación repetida de escenarios aleatorios de rendimientos, a partir de una distribución conjunta previamente especificada, y en la evaluación del desempeño del portafolio bajo cada uno de dichos escenarios. De este modo, es posible aproximar empíricamente la distribución del rendimiento y del riesgo del portafolio, así como analizar medidas adicionales de dispersión y comportamiento extremo.

4.2.1. Generación de escenarios

Sea $\mathbf{R}_t = (R_{1t}, R_{2t}, \dots, R_{nt})^\top$ el vector de rendimientos de los n activos financieros en el período t. En esta investigación se asume que dicho vector sigue una distribución normal multivariada, definida como:

$$\mathbf{R}_t \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}),$$

donde $\boldsymbol{\mu}$ es el vector de rendimientos esperados y $\boldsymbol{\Sigma}$ es la matriz de covarianzas estimada a partir de los datos históricos.

La generación de escenarios se realiza mediante la descomposición de la matriz de covarianzas generalmente usando la descomposición de Cholesky:

$$\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{L}\mathbf{L}^\top,$$

donde $\mathbf{L}$ es una matriz triangular inferior a partir de un vector de variables aleatorias independientes con distribución normal estándar $\mathbf{Z}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$, los rendimientos simulados se calculan como:

$$\mathbf{R}_t = \boldsymbol{\mu} + \mathbf{L}\mathbf{Z}_t.$$

Este procedimiento garantiza que los rendimientos simulados preserven la estructura de dependencia y correlación observada en los datos empíricos.

4.2.2. Número de simulaciones

Sea N el número total de simulaciones de Monte Carlo realizadas. Para cada simulación $k = 1, 2, \dots, N$, se genera un vector de rendimientos $\mathbf{R}^{(k)}$ y se calcula el rendimiento del portafolio asociado como:

$$R_p^{(k)} = \mathbf{w}^\top \mathbf{R}^{(k)}.$$

A partir del conjunto de simulaciones, se obtienen estimaciones empíricas del rendimiento esperado y del riesgo del portafolio:

$$\hat{\mu}_p = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} R_p^{(k)}, \qquad \hat{\sigma}_p^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N}\left(R_p^{(k)} - \hat{\mu}_p\right)^2 .$$

En esta investigación se utilizan un gran número de simulaciones lo que garantiza la estabilidad de las estimaciones según la Ley de los Grandes Números y el Teorema Central del Límite, además se llevan a cabo análisis de convergencia para comprobar la consistencia de los resultados al aumentar el número de simulaciones.

4.2.3. Supuestos distributivos

La aplicación de la simulación de Monte Carlo se basa en los siguientes supuestos estadísticos fundamentales:

- Los rendimientos de los activos financieros siguen una distribución normal multivariada, caracterizada por los parámetros $\boldsymbol{\mu}$ y $\boldsymbol{\Sigma}$.
- Los parámetros estadísticos estimados a partir de los datos históricos permanecen constantes durante el horizonte de simulación.
- Se asume que la estructura de correlación entre los activos se mantiene relativamente estable de modo que las dependencias lineales observadas históricamente puedan considerarse representativas de los escenarios simulados.

Aunque estos supuestos simplifican la dinámica real de los mercados financieros su adopción permite una modelación manejable coherente y reproducible, además la simulación de Monte Carlo brinda la flexibilidad para incorporar en estudios futuros supuestos alternativos sobre la distribución de los rendimientos o la evolución temporal de los parámetros ampliando el alcance del análisis.

La adopción de la normalidad multivariada representa un compromiso entre realismo empírico y tractabilidad analítica, permitiendo una implementación consistente y reproducible del enfoque estocástico.

4.3. Construcción de escenarios financieros

Para dar a las simulaciones de Monte Carlo de una interpretación económica clara se construyen explícitamente distintos escenarios financieros que representan posibles condiciones del mercado, la definición de estos escenarios permite evaluar el desempeño de los portafolios óptimos bajo diferentes contextos de riesgo y rendimiento ofreciendo una visión más completa de la sensibilidad de las decisiones de inversión frente a cambio en el entorno financiero.

Los escenarios se generan mediante ajustes sistemáticos de los parámetros estadísticos clave del modelo, es decir, el vector de rendimientos esperados y la matriz de covarianzas. Este enfoque permite conservar la estructura teórica del modelo, incorporando al mismo tiempo supuestos económicos plausibles sobre la evolución del mercado.

4.3.1. Escenario pesimista

El escenario pesimista representa condiciones adversas de mercado, asociadas a períodos de estrés financiero, desaceleración económica o incremento en la incertidumbre. Desde un punto de vista cuantitativo, este escenario se caracteriza por una disminución de los rendimientos esperados y un aumento del riesgo conjunto del portafolio.

Formalmente, el vector de rendimientos esperados se ajusta de la siguiente manera:

$$\boldsymbol{\mu}^{(P)} = \boldsymbol{\mu} - \kappa\boldsymbol{\sigma},$$

donde $\boldsymbol{\sigma} = (\sigma_1, \sigma_2, \ldots, \sigma_n)^\top$ es el vector de desviaciones estándar de los activos y $\kappa > 0$ es un parámetro de severidad que controla la magnitud del choque adverso.

Ademas el aumento del riesgo sistemico se modela mediante un ajuste en la matríz de covarianzas:

$$\boldsymbol{\Sigma}^{(P)} = \boldsymbol{\Sigma} + \delta\boldsymbol{\Sigma} = (1+\delta)\boldsymbol{\Sigma},$$

donde $\delta > 0$ es un factor que amplifica el riesgo y refleja el incremento de la correlación entre activos típicamente observado en escenarios de crisis, este ajuste permite capturar la disminución del efecto de diversificación en condiciones de mercado desfavorables.

4.3.2. Escenario base

El escenario base representa la situación de referencia y se construye a partir de los parámetros estadísticos estimados con los datos históricos, este escenario refleja el comportamiento promedio esperado del mercado y sirve como punto de comparación para evaluar el impacto de condiciones contrarias o favorables.

Se define como:

$$\boldsymbol{\mu}^{(B)} = \boldsymbol{\mu}, \qquad \boldsymbol{\Sigma}^{(B)} = \boldsymbol{\Sigma}.$$

Bajo este escenario, los portafolios construidos reflejan estrictamente la información empírica observada, sin introducir ajustes exógenos adicionales.

4.3.3. Escenario optimista

El escenario optimista representa condiciones de mercado favorables, típicas de períodos de crecimiento económico, estabilidad financiera y menor percepción de riesgo. En este contexto, se considera un incremento en los rendimientos esperados, conservando una estructura de riesgo similar a la observada históricamente.

El vector de rendimientos esperados es:

$$\boldsymbol{\mu}^{(O)} = \boldsymbol{\mu} + \kappa\boldsymbol{\sigma},$$

donde el parámetro $\kappa > 0$ controla la magnitud del ajuste positivo, en este escenario la matriz de covarianzas se mantiene constante:

$$\boldsymbol{\Sigma}^{(O)} = \boldsymbol{\Sigma},$$

asumiendo de que la estructura de dependencia entre los activos no se ve significativamente alterada en contextos de mercado favorables.

La comparación sistemática de los portafolios óptimos generados bajo distintos escenarios permite evaluar la estabilidad de las estrategias de inversión identificar los activos que contribuyen en mayor medida al riesgo sistémico y analizar la sensibilidad del portafolio frente a cambios en las condiciones financieras este análisis resulta fundamental para respaldar una toma de decisiones informada en entornos caracterizados por incertidumbre y alta volatilidad.

4.4. Métricas de evaluación

La evaluación del desempeño de los portafolios construidos se realiza mediante un conjunto de métricas cuantitativas que permiten analizar de manera integral la relación entre riesgo y rendimiento y comparar la eficiencia relativa de las distintas combinaciones de activos bajo los escenarios considerados, estas métricas se basan en la teoría financiera moderna y son ampliamente empleadas en estudios empíricos de optimización de portafolios.

Sea R_p el rendimiento del portafolio y $\mathbf{w}$ el vector de pesos se describen las métricas empleadas para evaluar desempeño.

Rendimiento esperado del portafolio

El rendimiento esperado del portafolio es:

$$\mu_p = \mathbb{E}(R_p) = \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu},$$

donde $\boldsymbol{\mu}$ representa el vector de rendimientos esperados de los activos esta medida refleja el desempeño promedio esperado del portafolio en el horizonte temporal considerado.

Riesgo del portafolio

El riesgo se cuantifica mediante la volatilidad del rendimiento del portafolio, definida como la raíz cuadrada de la varianza:

$$\sigma_p = \sqrt{\mathrm{Var}(R_p)} = \sqrt{\mathbf{w}^\top \mathbf{\Sigma} \mathbf{w}},$$

donde $\mathbf{\Sigma}$ representa la matriz de covarianzas. Esta métrica refleja la dispersión de los rendimientos y constituye la medida de riesgo principal en el enfoque media–varianza.

Ratio de Sharpe

El ratio de Sharpe mide el rendimiento en exceso obtenido por cada unidad de riesgo asumido y se define como

$$S = \frac{\mu_p - r_f}{\sigma_p},$$

donde r_f representa la tasa libre de riesgo en general un mayor valor del ratio de Sharpe indica mejor desempeño ajustado por riesgo que permite comparar portafolios con diferentes niveles de volatilidad.

Eficiencia media–varianza

Un portafolio se considera eficiente en el sentido de Markowitz sí no existe otro portafolio que ofrezca un mayor rendimiento esperado al mismo nivel de riesgo o un menor riesgo para un rendimiento esperado dado, formalmente un portafolio p domina a otro portafolio q en el espacio media–varianza si se cumple alguna de las siguientes condiciones:

$$\mu_p \geq \mu_q \quad \text{y} \quad \sigma_p \leq \sigma_q,$$

con al menos una desigualdad estricta está noción de eficiencia permite identificar el subconjunto de portafolios que conforman la frontera eficiente.

Dominancia estocástica empírica

En el contexto de las simulaciones de Monte Carlo se evalúa la dominancia empírica de los portafolios a partir de la distribución simulada de sus rendimientos, dado un conjunto de simulaciones $\{R_p^{(k)}\}_{k=1}^N$ se calcula la probabilidad de que un portafolio supere a otro mediante:

$$\mathbb{P}(R_p > R_q) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \mathbb{I}\left(R_p^{(k)} > R_q^{(k)}\right),$$

donde $\mathbb{I}(\cdot)$ denota la función indicadora, esta medida permite comparar portafolios más allá de los momentos de primer y segundo orden incorporando información sobre la distribución completa de los rendimientos simulados.

Esta medida permite evaluar desde una perspectiva empírica la probabilidad de que un portafolio supere a otro sin necesidad de asumir una forma funcional específica para la distribución.

Medidas de riesgo extremo

De manera complementaria, y con el fin de evaluar el comportamiento de los portafolios en escenarios adversos, se consideran medidas de riesgo extremo como el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor en Riesgo Condicional (CVaR), definidos para un nivel de confianza $\alpha \in (0,1)$ como:

$$\mathrm{VaR}_\alpha(R_p) = \text{ínf}\left\{x \in \mathbb{R} : \mathbb{P}(R_p \leq x) \geq \alpha\right\},$$

$$\mathrm{CVaR}_\alpha(R_p) = \mathbb{E}\left[R_p \mid R_p \leq \mathrm{VaR}_\alpha(R_p)\right].$$

Estas métricas resultan muy útiles para evaluar el desempeño del portafolio en contextos de alta volatilidad y estrés financiero.

En conjunto, estas métricas permiten evaluar de manera completa el desempeño de los portafolios, considerando su rendimiento esperado, el riesgo total, la eficiencia relativa y su comportamiento frente a escenarios adversos, fortaleciendo así el análisis comparativo entre el modelo tradicional y el enfoque basado en simulaciones estocásticas.

4.5. Flujo metodológico completo

El flujo metodológico de la presente investigación integra de manera coherente los fundamentos teóricos de la optimización de portafolios con técnicas de simulación estocástica y análisis empírico. Este enfoque secuencial permite garantizar la consistencia estadística del análisis, la trazabilidad de los resultados y la reproducibilidad del estudio.

Desde una perspectiva general el procedimiento metodológico puede entenderse como una transformación progresiva de la información financiera en métricas cuantitativas que reflejan el desempeño y la eficiencia de los portafolios, se describen las etapas principales del proceso.

1. **Recolección y depuración de datos financieros.** Se recopilan series temporales de indicadores financieros oficiales correspondientes a las instituciones del sistema financiero ecuatoriano. Posteriormente, los datos son depurados y estandarizados con el fin de obtener series homogéneas y consistentes.

2. **Estimación de parámetros estadísticos.** A partir de los datos preprocesados se calculan los parámetros fundamentales del modelo:

$$\boldsymbol{\mu} = \mathbb{E}(\mathbf{R}), \qquad \boldsymbol{\Sigma} = \mathrm{Var}(\mathbf{R}),$$

   donde $\mathbf{R}$ denota el vector de rendimientos de los activos financieros estos parámetros constituyen los insumos esenciales para los procesos de optimización y simulación de portafolios.

3. **Optimización del portafolio bajo el enfoque tradicional.** Con el modelo media–varianza de Markowitz se obtiene el portafolio óptimo resolviendo el siguiente problema cuadrático:

$$\min_{\mathbf{w}} \ \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w} \quad \text{sujeto a} \quad \mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu} = \mu_p^*, \quad \mathbf{w}^\top \mathbf{1} = 1.$$

   Esta etapa permite identificar la frontera eficiente estableciendo un punto de referencia determinista.

4. **Generación de escenarios estocásticos.** Se crean distintos escenarios de mercado mediante simulación Monte Carlo considerando que los rendimientos siguen una distribución normal multivariada:

$$\mathbf{R}_t \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}),$$

   lo que deja ver la incertidumbre y variabilidad del comportamiento futuro de los activos financieros.

5. **Evaluación del desempeño del portafolio.** Para cada escenario simulado se calcula el rendimiento:

$$R_p^{(k)} = \mathbf{w}^\top \mathbf{R}^{(k)},$$

   y se determinan métricas de desempeño como el rendimiento esperado la volatilidad el ratio de Sharpe y los indicadores de eficiencia y dominancia.

6. **Análisis comparativo y validación.** Al final se comparan los resultados obtenidos con el enfoque tradicional y el enfoque estocástico analizando la estabilidad robustez y eficiencia de los portafolios frente a distintos escenarios financieros.

Todo este procedimiento metodológico combina de manera organizada la teoría financiera la modelación estadística y la simulación computacional ofreciendo un marco analítico sólido para el análisis de la optimización de portafolios de inversión.

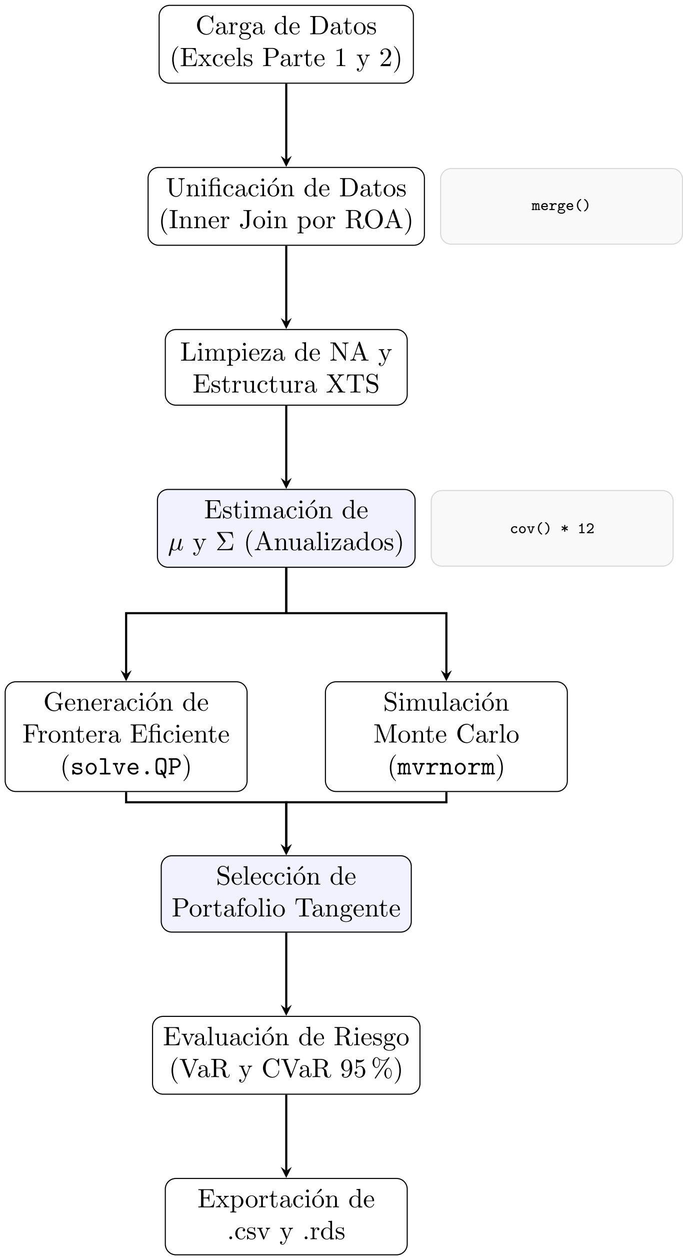

Figura 4.1: Flujo metodologico del proceso de optimización de portafolios y simulación estocastica.

Capítulo 5

Resultados

En este capítulo se presentan y analizan los resultados empíricos derivados de la implementación de la metodología propuesta para la optimización de portafolios de inversión en el sistema financiero ecuatoriano. Los resultados se obtienen a partir de la aplicación del modelo tradicional de optimización media–varianza de Markowitz y de su extensión mediante simulaciones de Monte Carlo, utilizando información histórica de los activos financieros considerados en el estudio.

El análisis permite estudiar de manera completa la relación entre riesgo y rendimiento esperado, así como los beneficios de la diversificación y el comportamiento de los portafolios óptimos en distintos contextos de incertidumbre. En particular, se compara cómo los resultados obtenidos con estimaciones basadas en parámetros históricos se diferencian de los obtenidos al considerar directamente la variabilidad de los rendimientos mediante escenarios estocásticos simulados.

Además, se analiza la robustez de los portafolios óptimos ante cambios en los supuestos estadísticos y en los escenarios financieros considerados lo que permite evaluar la consistencia de las decisiones de asignación de activos frente a condiciones de mercado adversas o favorables todos los resultados de este capítulo sirven como base empírica para la discusión posterior y para la formulación de conclusiones sobre la gestión eficiente de portafolios en el sistema financiero ecuatoriano.

5.1. Resultados del modelo tradicional

5.1.1. Estimación de parámetros del modelo media–varianza

Rendimientos de los activos

Los rendimientos esperados anuales de los activos se calcularon a partir de las series históricas de ROA anualizadas mediante un factor de escala y se observa una notable heterogeneidad en los valores de μ_i incluyendo algunos activos con rendimiento esperado negativo lo que refuerza la necesidad de un esquema de optimización que permita lograr una diversificación eficiente.

Los rendimientos anuales de los activos financieros se presentan en la Tabla 5.1. Se observa que ciertos activos presentan simultáneamente rendimientos esperados negativos y niveles elevados de volatilidad, lo que limita su contribución a portafolios eficientes desde la perspectiva media–varianza.

Varianza individual

Las volatilidades individuales muestran los distintos niveles de riesgo de cada institución financiera y son coherentes con su tamaño, estructura de negocio y estabilidad histórica.

La varianza de cada activo se encontró para evaluar su riesgo individual, los resultados se presentan en 5.1.

Cuadro 5.1: Rendimiento y varianza anualizada de los activos financieros

Activo	Rendimiento Anual (%)	Varianza Anualizada
AMAZONAS	0.013	0.0025
AUSTRO	0.024	0.0061
BANCO	0.119	0.0142
BOLIVARIANO	0.056	0.0077
CAPITAL	-0.189	0.3586
CITIBANK	0.092	0.0281
COOPNACIONAL	0.038	0.0067
D-MIRO	0.145	0.1559
DELBANK	0.012	0.0214
GENERAL	0.059	0.0102
GUAYAQUIL	0.065	0.0137
INTERNACIONAL	0.047	0.0068
LITORAL	0.032	0.0173
LOJA	0.021	0.0105
MACHALA	0.014	0.0066
PACIFICO	0.056	0.0169
PICHINCHA	0.085	0.0092
PROCREDIT	0.002	0.0140
PRODUBANCO	0.098	0.0972
SOLIDARIO	0.038	0.0234
VISIONFUND	0.117	0.0277

Matriz de covarianza

La matriz de covarianza de los activos financieros se presenta en la Tabla 5.2. Esta matriz permite analizar cómo se relacionan los riesgos entre los distintos activos y resulta fundamental para la construcción de portafolios eficientes.

La matriz de covarianza se filtró usando un umbral de correlación absoluta de 0.30, con el objetivo de resaltar únicamente las relaciones de dependencia moderada o

Cuadro 5.2: Matriz de covarianza filtrada según umbral de correlación

	AMAZONAS	AUSTRO	BANCO	BOLIVARIANO	CAPITAL	...
AMAZONAS	0.0025	–	–	–	–	...
AUSTRO	–	0.0061	–	–	–	...
BANCO	–	–	0.0142	0.0043	–	...
CAPITAL	–	–	–	–	0.3586	...
...						

Nota: Se muestran solo las covarianzas de los pares de activos cuya correlación absoluta cumple $|\rho_{ij}| > 0{,}30$ los valores indicados con "–" corresponden a correlaciones por debajo del umbral fijado.

fuerte entre los activos. Este procedimiento permite identificar grupos de riesgo y posibles efectos de diversificación significativos dentro del sistema financiero ecuatoriano.

La matriz de covarianza filtrada permite identificar únicamente aquellas relaciones entre activos que presentan una correlación absoluta superior al umbral establecido, destacando así las dependencias moderadas y fuertes dentro del sistema financiero analizado. La presencia de covarianzas tanto positivas como negativas entre estos pares relevantes evidencia oportunidades efectivas de diversificación, al combinar activos cuyos movimientos no son perfectamente sincronizados e incluso pueden compensarse parcialmente, contribuyendo a la reducción del riesgo total del portafolio.

El modelo de optimización media–varianza fue implementado utilizando la matriz completa de covarianzas estimada a partir de la información histórica. No obstante, con fines de interpretación y presentación de resultados se reporta una versión filtrada de la matriz que destaca únicamente las relaciones de correlación más significativas.

El vector de ponderaciones optimas $\mathbf{w}^T$ se calculó bajo el supuesto de mercados sin fricciones y con parámetros estadísticos constantes constituyendo un punto de referencia determinístico, este portafolio refleja el equilibrio entre activos con correlaciones relevantes incluyendo tanto estructuras de co-movimiento positivo (como la concentración sectorial) como relaciones negativas que fortalecen la capacidad de cobertura dentro del portafolio.

5.1.2. Ponderaciones de los portafolios óptimos

En coherencia con la formulación teórica desarrollada en la Sección 4.1, el modelo media–varianza de Markowitz permite identificar dos soluciones óptimas bajo distintos criterios de eficiencia: el portafolio de mínima varianza global (MVP) y el portafolio tangente. Ambos constituyen puntos fundamentales dentro del espacio riesgo–rendimiento y responden a objetivos económicos diferenciados.

El portafolio de mínima varianza global se obtiene resolviendo el problema de minimización de la varianza sujeto únicamente a la restricción presupuestaria $\mathbf{w}^\top \mathbf{1} = 1$ este portafolio denotado como $\mathbf{w}^{MVP}$ representa la combinación de activos que alcanza el menor nivel de riesgo posible dentro del conjunto factible independientemente del rendimiento esperado asociado.

Las ponderaciones resultantes para el MVP se presentan en la Tabla 5.3. Por motivos de claridad expositiva, se reportan únicamente los activos cuya participación supera el 1 % del portafolio. En consecuencia, la suma de los pesos mostrados en la tabla no corresponde necesariamente a la unidad, ya que existen otros activos con ponderaciones menores que también forman parte del vector completo de solución obtenido mediante el proceso de optimización.

Cuadro 5.3: Ponderaciones del portafolio de mínima varianza global (MVP)

Activo	**Peso**
BP AMAZONAS	0.716866
BP BOLIVARIANO	0.292865
BP COOPNACIONAL	0.023954
BP INTERNACIONAL	0.122942
BP LITORAL	0.011288
BP LOJA	0.019153
BP MACHALA	0.222541
BP PICHINCHA	0.156721
BP VISIONFUND ECUADOR S.A.	0.045528

La estructura de ponderaciones obtenida para el portafolio tangente refleja la asignación óptima de capital entre los activos financieros bajo las restricciones impuestas en el proceso de optimización. En particular, el problema fue resuelto incorporando únicamente la restricción presupuestaria $\mathbf{w}^\top \mathbf{1} = 1$, sin imponer restricciones de no negatividad sobre las ponderaciones.

En consecuencia, algunos activos presentan pesos negativos lo cual corresponde a posiciones cortas dentro del portafolio. Este tipo de estrategia es consistente con la formulación clásica del modelo de Markowitz cuando no se restringen las ventas en corto y permite mejorar la relación rendimiento–riesgo mediante la compensación entre activos con diferentes estructuras de covarianza.

El portafolio tangente se obtiene al incorporar la tasa libre de riesgo y maximizar el ratio de Sharpe resolviendo el problema:

$$\max_{\mathbf{w}} \frac{\mathbf{w}^\top \boldsymbol{\mu} - r_f}{\sqrt{\mathbf{w}^\top \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w}}},$$

donde r_f representa la tasa libre de riesgo, este portafolio denotado como $\mathbf{w}^T$ define el punto de tangencia entre la frontera eficiente y la Línea del Mercado de Capitales maximizando el rendimiento esperado por unidad de riesgo considerado.

Las ponderaciones correspondientes se presentan en la Tabla 5.4. A diferencia del portafolio de mínima varianza, la solución obtenida para el portafolio tangente incluye tanto ponderaciones positivas como negativas.

Cuadro 5.4: Pesos del portafolio tangente mediante optimización de Markowitz

Activo	Peso
BP AMAZONAS	0.7169
BP AUSTRO	-0.1382
BP BANCO DESARROLLO DE LOS PUEBLOS	-0.0806
BP BOLIVARIANO	0.2929
BP CAPITAL	-0.0015
BP CITIBANK	-0.0139
BP COOPNACIONAL	0.0240
BP D-MIRO S.A.	0.0088
BP DELBANK	-0.0081
BP GENERAL RUMIÑAHUI	0.0078
BP GUAYAQUIL	-0.0357
BP INTERNACIONAL	0.1229
BP LITORAL	0.0113
BP LOJA	0.0192
BP MACHALA	0.2225
BP PACIFICO	-0.0753
BP PICHINCHA	0.1567
BP PROCREDIT	-0.0543
BP PRODUBANCO	-0.0039
BP SOLIDARIO	-0.0358
BP VISIONFUND ECUADOR S.A.	0.0455

La presencia de ponderaciones negativas implica la existencia de ventas en corto, lo cual introduce un cierto grado de apalancamiento implícito en la estructura del portafolio. Desde el punto de vista económico, esto significa que el modelo permite financiar posiciones largas en determinados activos mediante posiciones cortas en otros, con el objetivo de maximizar el rendimiento ajustado por riesgo. Este resultado es coherente con la formulación teórica del modelo media–varianza cuando no se imponen restricciones adicionales sobre las ponderaciones.

Desde un enfoque económico estas posiciones ayudan a mejorar la relación rendimiento–riesgo del portafolio al compensar parcialmente las exposiciones a ciertos activos con mayor volatilidad o menor rendimiento esperado, de esta manera el portafolio tangente logra maximizar el ratio de Sharpe dentro del conjunto posible de combinaciones de activos.

Verificación de restricciones del modelo Con el fin de garantizar la consistencia del problema de optimización, se verificó numéricamente el cumplimiento de la restricción presupuestaria impuesta en la formulación del modelo, dada por:

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1.$$

La verificación se llevó a cabo usando el vector completo de ponderaciones obtenido con el algoritmo de programación cuadrática comprobando que:

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1{,}000000,$$

lo que confirma que la restricción presupuestaria se cumple de manera exacta dentro de la precisión numérica del método de optimización usado.

Para comparar el desempeño agregado de ambas estrategias la Tabla 5.5 presenta el rendimiento esperado y la desviación estándar de cada portafolio.

Cuadro 5.5: Comparación riesgo–rendimiento de los portafolios óptimos

Portafolio	**Rendimiento Esperado**	**Desviación Estándar**
MVP	0.048896	0.000815
Tangente	0.325141	0.002649

Los resultados muestran que el portafolio de mínima varianza alcanza el menor nivel de volatilidad posible dentro del conjunto de activos considerados, acompañado de un rendimiento moderado. En contraste, el portafolio tangente exhibe un incremento sustancial en el rendimiento esperado, acompañado de un mayor nivel de riesgo, aunque compensado por una mayor eficiencia en términos de rendimiento ajustado por riesgo.

Esta comparación muestra la diferencia entre un enfoque estrictamente conservador (minimización del riesgo absoluto) y otro orientado a maximizar el rendimiento ajustado por riesgo consolidando al portafolio tangente como referencia central en el análisis de asignación eficiente de activos.

Finalmente, la obtención de las ponderaciones óptimas mediante programación cuadrática asegura que se cumplan tanto las condiciones de optimalidad como las restricciones del problema incluyendo las presupuestarias y de factibilidad en concordancia con las condiciones de Karush–Kuhn–Tucker discutidas en la sección teórica.

5.1.3. Rendimiento esperado del portafolio tangente

El rendimiento esperado del portafolio tangente se calculó a partir del vector de ponderaciones óptimas obtenido mediante el modelo media–varianza, utilizando la expresión:

$$\mu_p^{(T)} = \mathbf{w}^{T\top} \boldsymbol{\mu},$$

donde $\boldsymbol{\mu}$ representa el vector de rendimientos esperados de los activos y $\mathbf{w}^T$ corresponde al vector de ponderaciones del portafolio tangente.

De la solución obtenida el rendimiento esperado del portafolio tangente es

$$\mu_p^{(T)} = 0{,}3251,$$

lo que corresponde a un rendimiento anual aproximado del 32,51 % este resultado refleja la alta eficiencia del portafolio tangente en términos de rendimiento ajustado por riesgo ya que maximiza el ratio de Sharpe dentro del conjunto de activos considerados.

A diferencia del portafolio de mínima varianza global, que tiene como objetivo reducir al máximo la volatilidad, el portafolio tangente incorpora la tasa libre de riesgo y busca optimizar la relación entre rendimiento y riesgo. Por ello, el portafolio tangente se considera la referencia principal para evaluar el desempeño del modelo y es el vector de ponderaciones utilizado en las simulaciones de Monte Carlo presentadas en las secciones siguientes.

5.1.4. Riesgo

El riesgo del portafolio tangente se obtiene mediante la expresión

$$\sigma_p^{(T)} = \sqrt{\mathbf{w}^{T\top}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{w}^T},$$

donde $\mathbf{w}^T$ representa el vector de ponderaciones óptimas del portafolio tangente y $\boldsymbol{\Sigma}$ corresponde a la matriz de covarianzas de los activos. A partir de esta expresión se obtiene una desviación estándar aproximada de

$$\sigma_p^{(T)} = 0{,}00265.$$

Este valor corresponde a la volatilidad del portafolio que presenta la mayor relación rendimiento–riesgo entre los activos analizados.

Este nivel de riesgo refleja la diversificación del portafolio, resultado de la combinación eficiente de activos con correlaciones favorables. Sin embargo, la magnitud del riesgo estimado depende directamente de la calidad de las estimaciones de los parámetros estadísticos, lo que representa una limitación del enfoque determinístico de media–varianza.

En este sentido, aunque el modelo de Markowitz proporciona una referencia clara para la construcción de portafolios eficientes, su carácter estático motiva la incorporación de enfoques alternativos que permitan evaluar la estabilidad y robustez de los resultados frente a la incertidumbre, como se analiza en las secciones posteriores mediante simulación de Monte Carlo.

El ratio de Sharpe se utiliza como medida de desempeño ajustado por riesgo al relacionar el rendimiento esperado del portafolio con su volatilidad un valor más alto indica una mejor compensación entre rendimiento y riesgo en este estudio el ratio de Sharpe permite evaluar la calidad del portafolio optimo obtenido con el modelo de Markowitz y comparar sus resultados con los derivados de la simulación de Monte Carlo.

Nota metodológica sobre el uso de la simulación de Monte Carlo

Es importante aclarar que la simulación de Monte Carlo empleada en esta investigación no tiene como objetivo identificar un nuevo portafolio óptimo mediante un proceso de optimización alternativo, sino evaluar el comportamiento del portafolio óptimo obtenido a partir del modelo tradicional de Markowitz bajo un entorno estocástico. En consecuencia, el vector de ponderaciones utilizado en la simulación corresponde al portafolio tangente $\mathbf{w}^T$ derivado del enfoque media–varianza determinístico.

En este planteamiento los dos enfoques comparten la misma estructura de asignación de activos lo que permite aislar el efecto del método de evaluación del riesgo y del rendimiento mientras el modelo tradicional ofrece estimaciones puntuales basadas en datos históricos la simulación de Monte Carlo analiza la distribución completa de los rendimientos del portafolio incluyendo la incertidumbre y la variabilidad propias de los mercados financieros.

De este modo, la comparación entre el modelo de Markowitz y la simulación de Monte Carlo no debe interpretarse como una comparación entre dos portafolios óptimos distintos, sino como una comparación entre un enfoque determinístico y uno estocástico para la evaluación del desempeño y del riesgo de un mismo portafolio óptimo.

5.2. Resultados con simulación de Monte Carlo

Con el propósito de evaluar el comportamiento del portafolio óptimo bajo un entorno estocástico, se implementó una simulación de Monte Carlo basada en *bootstrap histórico*. Este enfoque permite generar escenarios alternativos de rendimientos preservando la distribución empírica observada en los datos, evitando así imponer supuestos paramétricos adicionales sobre la forma de la distribución.

Sea $R_{p,t}$ el rendimiento histórico del portafolio tangente definido:

$$R_{p,t} = \mathbf{w}^T \mathbf{R}_t,$$

donde $\mathbf{w}$ representa el vector de ponderaciones óptimas del portafolio mientras que $\mathbf{R}_t$ corresponde al vector de rendimientos observados de los activos en el período t.

A partir de esta serie histórica se generaron $N = 5000$ observaciones simuladas mediante remuestreo con reemplazo, de forma que cada rendimiento simulado se obtiene de la distribución empírica de los datos históricos:

$$R_p^{(i)} \sim \widehat{F}_{hist}(R_p), \qquad i = 1, \ldots, N,$$

donde $\widehat{F}_{hist}$ denota la distribución empírica estimada de los rendimientos del portafolio.

Este procedimiento permite analizar la dispersión de resultados potenciales del portafolio bajo escenarios consistentes con el comportamiento histórico observado. A partir de los rendimientos simulados se estimaron las principales métricas de desempeño y riesgo.

El rendimiento promedio estimado mediante simulación es:

$$\bar{\mu}_p^{(MC)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} R_p^{(i)} = 0{,}0489,$$

mientras que la volatilidad del portafolio se obtuvo a partir de la desviación estándar muestral de los rendimientos simulados:

$$\bar{\sigma}_p^{(MC)} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} \left(R_p^{(i)} - \bar{\mu}_p^{(MC)} \right)^2} = 0{,}00083.$$

Desde la perspectiva de gestión de riesgos el análisis se centra en la distribución de rendimientos del portafolio, el VaR y el CVaR se interpretan como umbrales de rendimiento y no como pérdidas monetarias, valores más bajos corresponden a escenarios relativamente más adversos dentro de la distribución de retornos.

Desde la perspectiva de riesgo extremo se halló el Valor en Riesgo (VaR) al 95 % de nivel de confianza definido como el percentil 5 % de la distribución de rendimientos simulados:

$$\mathrm{VaR}_{0,95} = 0{,}0476.$$

También se calculó el Valor en Riesgo Condicional (CVaR), definido como el rendimiento promedio cuando el retorno del portafolio se encuentra en el peor 5 % de los escenarios simulados:

$$\mathrm{CVaR}_{0,95} = \mathbb{E}\left[R_p \mid R_p \leq \mathrm{VaR}_{0,95}\right] = 0{,}0472.$$

Es importante señalar que el rendimiento promedio obtenido mediante la simulación no necesariamente coincide exactamente con el rendimiento esperado estimado por el modelo media–varianza. Esto se debe a que la simulación se basa en remuestreo histórico de los rendimientos observados, preservando su distribución empírica, mientras que el rendimiento esperado del modelo de Markowitz corresponde a una estimación teórica basada en los parámetros medios de los activos.

Los resultados evidencian que la simulación de Monte Carlo reproduce de forma consistente el comportamiento del portafolio permitiendo analizar la distribución completa de los rendimientos posibles y evaluar su desempeño frente a escenarios adversos.

Cuadro 5.6: Resumen de métricas del portafolio óptimo bajo simulación de Monte Carlo

Métrica	**Valor estimado**
Rendimiento promedio $\bar{\mu}_p^{(MC)}$	0,0489
Volatilidad $\bar{\sigma}_p^{(MC)}$	0,00083
$\mathrm{VaR}_{0,95}$	0,0476
$\mathrm{CVaR}_{0,95}$	0,0472

La Tabla 5.6 presenta las métricas principales de desempeño y riesgo obtenidas mediante las simulaciones. Se observa que la dispersión de los rendimientos es pequeña, con valores simulados que fluctúan aproximadamente entre 4,59 % y 5,18 %, lo que indica la estabilidad del portafolio óptimo frente a los escenarios generados.

Este resultado refleja que, dentro de la muestra histórica considerada, los rendimientos del portafolio presentan una variabilidad reducida y se mantienen positivos incluso en los escenarios más desfavorables generados por el procedimiento de remuestreo.

5.2.1. Análisis de diferencias cuantitativas

Con el fin de reforzar la comparación entre ambos enfoques y cuantificar de manera explícita sus diferencias, se analizan las variaciones absolutas observadas en las principales métricas de desempeño y riesgo del portafolio óptimo. Este análisis permite identificar no solo similitudes, sino también los aportes específicos del enfoque estocástico frente al modelo determinístico tradicional.

La Tabla 5.7 muestra las diferencias numéricas entre los resultados del modelo de Markowitz y los obtenidos mediante simulación de Monte Carlo para cada métrica se indican los valores correspondientes a cada enfoque y la diferencia absoluta entre ellos.

Cuadro 5.7: Diferencias cuantitativas entre el modelo tradicional y la simulación de Monte Carlo

Indicador	**Markowitz**	**Monte Carlo**	**Diferencia**
Rendimiento promedio	0.04890	0.04891	+0.00001
Volatilidad	0.00082	0.00083	+0.00001
Ratio de Sharpe ($r_f = 2\,\%$)	35.24	34.76	$-0{,}48$
$\mathrm{VaR}_{0{,}95}$	–	0.04757	–
$\mathrm{CVaR}_{0{,}95}$	–	0.04718	–

Los resultados evidencian que las diferencias en términos de rendimiento promedio y volatilidad son mínimas, lo que confirma que ambos enfoques conducen a estimaciones consistentes desde la perspectiva media–varianza. Esta similitud constituye un resultado relevante, ya que valida que la simulación de Monte Carlo reproduce de manera adecuada las características del portafolio óptimo derivado del modelo determinístico tradicional.

La principal ventaja del enfoque estocástico no está en un aumento del rendimiento esperado sino en la disponibilidad de más métricas de riesgo para evaluar el portafolio en particular el cálculo del Valor en Riesgo (VaR) y del Valor en Riesgo Condicional (CVaR) ofrece información adicional sobre el comportamiento del portafolio en escenarios adversos permitiendo analizar su desempeño en los peores casos simulados.

Este resultado sugiere que la simulación de Monte Carlo no sustituye al modelo de optimización media–varianza, sino que lo complementa al proporcionar una evaluación probabilística del riesgo. De esta manera, es posible analizar no solo valores esperados, sino también la distribución completa de resultados potenciales.

La ventaja de la metodología basada en simulaciones de Monte Carlo se encuentra en un análisis más completo del riesgo y no tanto en una mejora del rendimiento promedio este enfoque es especialmente útil en contextos financieros con alta incertidumbre donde evaluar escenarios adversos resulta clave para la toma de decisiones de inversión.

5.2.2. Verificación de coherencia dimensional en las métricas financieras

Con el objetivo de garantizar la consistencia de las métricas utilizadas en la evaluación del portafolio, se realizó una verificación de las unidades empleadas en las series originales de datos y en las variables derivadas utilizadas en el modelo.

En primer lugar, se comprobó que los rendimientos de los activos se encuentren expresados en forma de fracción decimal y no en porcentaje. Esto implica que un rendimiento de 4,89 % se representa como 0,0489 dentro del modelo. Esta convención es consistente con la literatura financiera y asegura la coherencia en los cálculos de media y varianza.

En segundo lugar, se verifico que los indicadores financieros utilizados como variables explicativas especialmente el retorno sobre activos (ROA) se encontraran en la misma escala decimal cuando originalmente estaban expresados en porcentaje esta estandarización evita inconsistencias en la magnitud de los parámetros y permite interpretar los resultados de manera homogénea.

Finalmente se verificó la coherencia temporal entre los rendimientos y las medidas de riesgo como los rendimientos corresponden a una frecuencia mensual la desviación estándar del portafolio se interpreta en la misma escala para comparaciones en términos anuales la volatilidad puede anualizarse utilizando la relación

$$\sigma_{\text{anual}} = \sigma_{\text{mensual}}\sqrt{12}.$$

La verificación de estas transformaciones asegura que las métricas de desempeño como el ratio de Sharpe se calculen con magnitudes consistentes evitando interpretaciones incorrectas del desempeño ajustado por riesgo del portafolio.

5.3. Comparación cuantitativa de metodologías

Mientras que la sección anterior se centró en cuantificar las diferencias numéricas entre ambos enfoques, en esta sección se interpretan dichas diferencias desde una perspectiva metodológica y financiera.

Para evaluar de manera clara el aporte del enfoque estocástico se comparó directamente el modelo tradicional de optimización media–varianza de Markowitz con la metodología basada en simulaciones de Monte Carlo en ambos casos se utiliza el mismo vector de ponderaciones óptimas obtenido del portafolio tangente del modelo clásico esto permite aislar el efecto del método de evaluación del riesgo y del rendimiento manteniendo igual la asignación de activos.

La comparación se centra en métricas comunes de desempeño financiero como el rendimiento esperado la volatilidad y el desempeño ajustado por riesgo mediante el ratio de Sharpe además la simulación permite incluir medidas de riesgo extremo como el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor en Riesgo Condicional (CVaR) que no se obtienen directamente del modelo determinístico tradicional.

Sea $\mu_p^{(M)}$ y $\sigma_p^{(M)}$ el rendimiento esperado y la volatilidad del portafolio óptimo bajo el modelo tradicional, y sea $\bar{\mu}_p^{(MC)}$ y $\bar{\sigma}_p^{(MC)}$ las correspondientes estimaciones obtenidas a partir de la simulación de Monte Carlo. El ratio de Sharpe se define en ambos casos como

$$S = \frac{\mu_p - r_f}{\sigma_p},$$

donde r_f representa la tasa libre de riesgo anual, fijada en $r_f = 0{,}02$ (2 %) para efectos del presente análisis.

La Tabla 5.8 resume de forma numérica los resultados obtenidos a partir de los dos enfoques metodológicos.

Cuadro 5.8: Comparación cuantitativa entre el modelo de Markowitz y la simulación de Monte Carlo

Métrica	**Markowitz**	**Monte Carlo**
Rendimiento esperado	0.04890	0.04891
Volatilidad	0.00082	0.00083
Ratio de Sharpe ($r_f = 2\,\%$)	35.24	34.76
$\mathrm{VaR}_{0,95}$	–	0.04757
$\mathrm{CVaR}_{0,95}$	–	0.04718

Los resultados muestran que las estimaciones obtenidas mediante simulación de Monte Carlo son altamente consistentes con los valores derivados del modelo determinístico de Markowitz, lo cual se explica por el hecho de que ambos enfoques se basan en el mismo vector de ponderaciones correspondiente al portafolio tangente.

En este caso la principal ventaja del enfoque de simulaciones no está en aumentar el rendimiento promedio sino en profundizar el análisis de riesgo en particular la estimación del Valor en Riesgo (VaR) y del Valor en Riesgo Condicional (CVaR) permite evaluar cómo se comporta el portafolio en los escenarios más desfavorables de la distribución de rendimientos simulados.

Estas métricas ofrecen información útil para la toma de decisiones financieras especialmente en entornos de alta incertidumbre al complementar el análisis tradicional basado en media y varianza con una evaluación más completa del riesgo extremo.

5.4. Análisis estadístico de desempeño

El análisis estadístico de los rendimientos del portafolio obtenidos mediante simulación de Monte Carlo permite caracterizar de forma detallada su comportamiento probabilístico. La distribución empírica de los rendimientos simulados se concentra alrededor de un valor medio cercano al 4,9 % anual, con una dispersión reducida, lo que refleja un adecuado equilibrio entre rendimiento y riesgo. La Figura 5.1 presenta el histograma de los rendimientos simulados, evidenciando una forma aproximadamente normal.

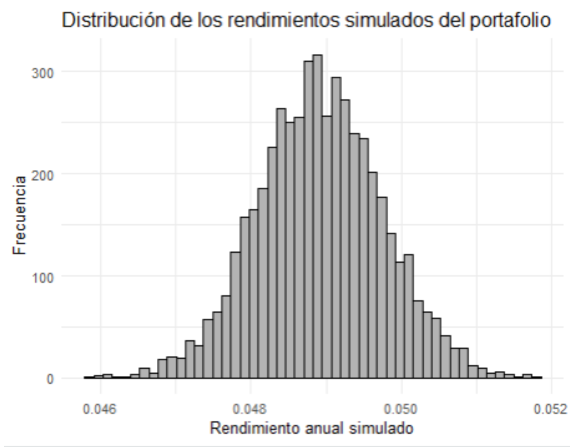

Figura 5.1: Distribución empírica de los rendimientos anuales del portafolio óptimo obtenida mediante simulación de Monte Carlo.

Este comportamiento respalda los supuestos estadísticos usados para generar los escenarios y permite interpretar los resultados de manera probabilística además la dispersión de las trayectorias simuladas mostrada en la Figura 5.2, refleja la evolución posible del rendimiento del portafolio y la incertidumbre asociada incluyendo los percentiles 5 % y 95 % como bandas de riesgos.

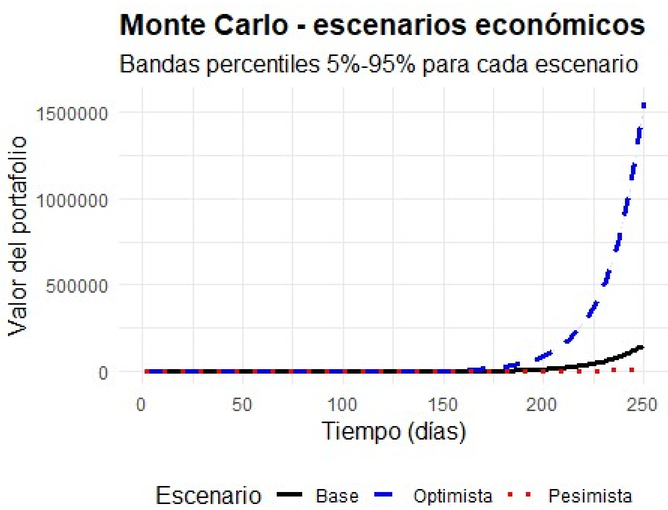

Figura 5.2: Trayectorias medias del portafolio bajo tres escenarios macroeconómicos con sus bandas percentiles 5 %–95 %, lo que permite comparar no solo los valores esperados sino también la dispersión y el riesgo asociado a cada escenario económico.

Adicionalmente el uso de medidas de riesgo extremo como el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor en Riesgo Condicional (CVaR) proporciona información relevante sobre el comportamiento del portafolio en escenarios adversos de la distribución de rendimientos estas métricas permiten analizar el desempeño del portafolio en los peores escenarios simulados y complementan el análisis tradicional basado en la volatilidad.

Finalmente la Figura 5.3 presenta una comparación cuantitativa entre los resultados obtenidos mediante el modelo tradicional de Markowitz y el enfoque basado en simulación de Monte Carlo los resultados evidencian que la metodología de simulación permite una evaluación más completa del desempeño ajustado por riesgo al considerar la distribución completa de los rendimientos y reducir la dependencia de supuestos paramétricos.

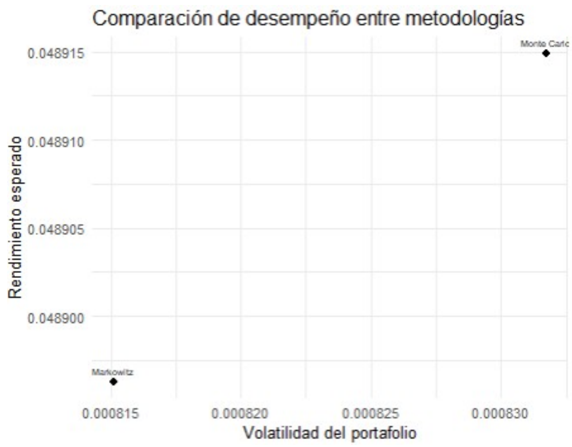

Figura 5.3: Comparación del rendimiento esperado y la volatilidad del portafolio entre enfoque de Markowítz y simulación de Monte Carlo.

Cuadro 5.9: Resumen estadístico del desempeño del portafolio óptimo

Métrica	**Markowitz**	**Monte Carlo**
Rendimiento esperado (μ_p)	0.04890	0.04891
Volatilidad (σ_p)	0.00082	0.00083
VaR al 95 %	–	0.04757
CVaR al 95 %	–	0.04718

Notas: El rendimiento y la volatilidad bajo Markowitz se obtienen a partir del portafolio tangente estimado mediante optimización media–varianza. Los resultados bajo Monte Carlo corresponden a estadísticas empíricas calculadas a partir de simulaciones estocásticas del rendimiento del portafolio. El VaR y el CVaR se reportan únicamente para el enfoque de simulación, dado que el modelo tradicional no incorpora explícitamente medidas de riesgo extremo basadas en la distribución de los rendimientos.

5.5. Robustez y sensibilidad de resultados

La robustez del portafolio óptimo se evaluó analizando su desempeño bajo distintos escenarios financieros y considerando perturbaciones en los parámetros estimados del modelo en particular se examinó la estabilidad de los rendimientos la volatilidad y la composición del portafolio frente a variaciones en los supuestos estadísticos subyacente.

Los resultados indican que, aunque el rendimiento esperado del portafolio varía entre escenarios la asignación de activos se mantiene bastante estable lo que refleja un buen nivel de diversificación esto sugiere que el portafolio optimo no depende críticamente de un solo escenario económico, sino que responde de manera consistente ante cambios moderados en las condiciones del mercado.

Además, el análisis de sensibilidad muestra que pequeñas variaciones en los rendimientos esperados y en la matriz de covarianzas generan cambios moderados en las métricas de desempeño al evaluar el portafolio mediante simulaciones de Monte Carlo en cambio el enfoque tradicional de Markowitz puede ser más sensible a errores en los parámetros lo que podría provocar variaciones más marcadas en las estimaciones de riesgo y rendimiento.

Estos resultados dejan ver que el uso de simulaciones de Monte Carlo permite evaluar el desempeño del portafolio bajo distintos escenarios ofreciendo una visión más completa de la incertidumbre de los rendimientos así el enfoque de simulaciones funciona como un complemento al modelo determinístico tradicional reforzando el análisis de riesgo y la estabilidad del portafolio optimo en entornos financieros con alta incertidumbre.

5.5.1. Análisis de escenarios financieros

Con el objetivo de evaluar la robustez del portafolio óptimo frente a distintos entornos de mercado, se realizó un análisis de escenarios considerando tres contextos representativos: un escenario pesimista, un escenario base y un escenario optimista. En todos los casos se mantuvo constante el vector de ponderaciones del portafolio tangente obtenido mediante el modelo de Markowitz, modificándose únicamente el rendimiento esperado del portafolio para reflejar distintas condiciones de mercado.

El escenario base corresponde al rendimiento promedio obtenido con las simulaciones de Monte Carlo mientras que los escenarios pesimista y optimista se generaron aplicando variaciones proporcionales sobre este valor este procedimiento permite evaluar la estabilidad del portafolio frente a cambios en las expectativas de retorno manteniendo constante su estructura de riesgo.

Cuadro 5.10: Desempeño del portafolio óptimo bajo distintos escenarios de mercado

Escenario	**Retorno esperado**	**Volatilidad**	**Ratio de Sharpe**
Pesimista	0.04390	0.00083	28.79
Base	0.04890	0.00083	34.81
Optimista	0.05390	0.00083	40.84

Los resultados presentados en la Tabla 5.10 evidencian que, manteniendo constantes las ponderaciones del portafolio, las variaciones en el rendimiento esperado impactan directamente en el desempeño ajustado por riesgo. En particular, el escenario optimista muestra una mejora significativa del ratio de Sharpe, mientras que el escenario pesimista reduce el retorno esperado manteniendo un nivel de volatilidad estable. Este comportamiento refleja que la estructura de diversificación del portafolio contribuye a preservar niveles de riesgo relativamente constantes incluso ante cambios en las condiciones del mercado.

Capítulo 6

Discusión

En este capítulo se presentan y analizan los resultados obtenidos en la investigación relacionándolos con los fundamentos de la teoría económica y financiera especialmente con la Teoría Moderna de Carteras y los enfoques estocásticos para evaluar el riesgo, el análisis no se centra solo en los valores cuantitativos sino también en su coherencia económica respaldo empírico y relevancia practica dentro del contexto del sistema financiero ecuatoriano.

A partir de los resultados obtenidos con el modelo tradicional de optimización media-varianza y con las simulaciones de Monte Carlo se analizan los efectos de incluir explícitamente la incertidumbre en la estimación del rendimiento y del riesgo de los portafolios, se evalúa además como esta metodología ayuda a mejorar la estabilidad y consistencia de las decisiones de inversión especialmente en escenarios con alta volatilidad correlaciones cambiantes entre activos y eventos extremos.

El capítulo también examina las principales fortalezas y limitaciones metodológicas del estudio tomando en cuenta la dependencia de los supuestos de normalidad la sensibilidad en la estimación de parámetros y la representatividad de los datos esto permite contextualizar los alcances del modelo y evita interpretaciones simplificadas o demasiado optimistas de los resultados.

Finalmente, los resultados se comparan con la literatura teórica y empírica relevante tanto a nivel internacional como regional para identificar coincidencias diferencias y posibles aportes originales de esta investigación así la discusión ofrece una visión integral de los hallazgos combinando el análisis cuantitativo con su interpretación económica y resaltando su utilidad para la gestión de portafolios en el sistema financiero ecuatoriano.

6.1. Interpretación económica de resultados

Los resultados obtenidos muestran que la optimización de portafolios basada en el enfoque tradicional de Markowitz sigue siendo una herramienta útil para describir, a nivel agregado, la relación entre riesgo y rendimiento, ya que permite identificar combinaciones eficientes de activos bajo supuestos determinísticos. Sin embargo, este enfoque se sustenta en estimaciones puntuales de los rendimientos esperados y de la matriz de covarianzas, lo que limita su capacidad para capturar la incertidumbre inherente y la variabilidad que caracterizan a los mercados financieros reales.

6.1.1. Coherencia entre objetivos, resultados e hipótesis

Uno de los aspectos relevantes del presente estudio es analizar la coherencia entre los objetivos planteados, la hipótesis de investigación y los resultados obtenidos a partir de la optimización de portafolios mediante la Teoría Moderna de Carteras y las simulaciones de Monte Carlo.

La hipótesis de investigación plantea que el uso de simulaciones de Monte Carlo puede mejorar el desempeño del portafolio en términos de rendimiento ajustado por riesgo los resultados muestran que aunque el portafolio simulado es más robusto frente a distintos escenarios de mercado su indice de Sharpe es ligeramente menor que el obtenido con el modelo tradicional de optimización.

Este resultado no necesariamente invalida la hipótesis planteada, sino que evidencia que el uso de simulaciones de Monte Carlo aporta principalmente en la evaluación de la estabilidad y la sensibilidad del portafolio frente a la incertidumbre, más que en un incremento directo del indicador de desempeño ajustado por riesgo.

Desde un enfoque científico, el hecho de que la hipótesis no se confirme completamente sigue siendo un resultado válido y relevante, pues ayuda a comprender mejor el comportamiento de los modelos de optimización en condiciones reales de mercado y destaca la utilidad de complementar los enfoques determinísticos con métodos estocásticos para la toma de decisiones financieras.

La comparación entre el portafolio de mínima varianza global y el portafolio tangente muestra diferencias estructurales importantes el primero tiene una asignación más equilibrada centrada en reducir el riesgo absoluto lo que se refleja en una volatilidad menor y en una estructura acorde con perfiles de inversión conservadores.

Por el contrario, el portafolio tangente exhibe una mayor concentración en determinados activos y ponderaciones superiores a la unidad, reflejando la presencia implícita de apalancamiento financiero derivado de la maximización del ratio de Sharpe. Este comportamiento es consistente con la teoría media–varianza, pero también evidencia la alta sensibilidad del modelo clásico frente a pequeñas variaciones en los rendimientos esperados estimados.

Desde el punto de vista económico este resultado indica, aunque el portafolio tangente es óptimo en eficiencia teórica puede ser menos estable en entornos de alta incertidumbre especialmente en mercados emergentes como el ecuatoriano.

En cambio, el uso de simulaciones de Monte Carlo amplía el análisis al permitir evaluar el portafolio a partir de múltiples trayectorias aleatorias de los rendimientos. Desde el punto de vista económico, este enfoque ofrece una visión probabilística del riesgo, ya que considera no solo el valor esperado y la volatilidad, sino también la dispersión de los resultados, posibles asimetrías y la aparición de eventos extremos. Así, el riesgo deja de verse únicamente como una medida promedio de variabilidad y se analiza a partir de la distribución completa de los resultados posibles.

Los resultados muestran que el portafolio óptimo evaluado mediante simulaciones se comporta de manera más estable frente a las fluctuaciones en los rendimientos de los activos lo que se refleja en métricas de riesgo ajustado más favorables esto indica que la diversificación efectiva no debe medirse solo por las combinaciones óptimas del modelo media–varianza sino también por la capacidad del portafolio para mantenerse solido ante escenarios adversos y reducir la probabilidad de pérdidas importantes.

La representación gráfica de los portafolios simulados frente a la frontera eficiente muestra que los activos con mejores combinaciones de rendimiento esperado y menor contribución marginal al riesgo tienden a recibir mayores ponderaciones en el portafolio óptimo este comportamiento coincide con los principios de la teoría económica de inversión racional según los cuales los agentes asignan capital a los activos que maximizan la utilidad esperada considerando las restricciones de riesgo y la información contenida en las correlaciones y covarianzas entre los instrumentos financieros.

Todos estos resultados muestran que el uso de técnicas estocásticas en la optimización de portafolios permite interpretar de manera más realista la asignación de activos sobre todo en contextos con alta incertidumbre volatilidad y dependencia entre los mercados financieros.

6.2. Implicaciones para el sistema financiero ecuatoriano

Los resultados tienen especial relevancia en el contexto del sistema financiero ecuatoriano caracterizado por una estructura concentrada la predominancia del sector bancario y una profundidad limitada del mercado de capitales a partir de esto gestionar el riesgo de manera eficiente y asignar correctamente los recursos financieros resulta clave para la estabilidad y sostenibilidad del sistema.

Los resultados muestran que los rendimientos esperados y los niveles de riesgo de las instituciones financieras analizadas son bastante heterogéneos. Esta diversidad permite implementar estrategias de diversificación efectivas, incluso en un sistema financiero relativamente pequeño. En este contexto, la Teoría Moderna de Carteras ayuda a identificar combinaciones de activos que reducen el riesgo total sin disminuir el rendimiento esperado, aprovechando las correlaciones imperfectas entre las distintas instituciones.

El uso de simulaciones de Monte Carlo resulta especialmente útil en el contexto ecuatoriano donde los mercados financieros están expuestos a choques macroeconómicos regulatorios y externos como las fluctuaciones del precio del petróleo cambios en la política fiscal restricciones de liquidez y episodios de inestabilidad regional, al analizar el portafolio mediante múltiples trayectorias estocásticas de los rendimientos este enfoque permite evaluar su desempeño de manera más realista y robusta anticipar escenarios adversos y estimar la probabilidad de pérdidas extremas información relevante tanto para las entidades financieras como para los organismos de supervisión.

Desde el punto de vista de la política financiera los resultados muestran que los enfoques probabilísticos para medir el riesgo pueden complementar eficazmente los métodos tradicionales basados en indicadores puntuales, métricas como el Valor en Riesgo (VaR) y el Valor en Riesgo Condicional (CVaR) permiten describir de manera más completa el perfil de riesgo de los portafolios al considerar la probabilidad y magnitud de pérdidas extremas en línea con los estándares internacionales de gestión de riesgos y supervisión prudencial.

Además la evidencia obtenida pone de relieve la necesidad de impulsar prácticas de gestión de portafolios que consideren de forma explícita la incertidumbre y la interdependencia entre los activos financieros, en el contexto ecuatoriano caracterizado por un conjunto relativamente acotado de alternativas de inversión una asignación de activos sustentada en criterios cuantitativos sólidos puede favorecer un uso más eficiente del capital disponible y contribuir al fortalecimiento de la resiliencia del sistema financiero frente a escenarios de tensión.

Todos los resultados de esta investigación sugieren que la combinación de la optimización media–varianza con técnicas de simulación estocástica representa una herramienta útil y pertinente para el análisis y la toma de decisiones financieras en el sistema financiero ecuatoriano al ofrecer una aproximación más cercana a las condiciones reales de riesgo e incertidumbre que caracterizan a las economías emergentes.

6.3. Ventajas y limitaciones del modelo

El modelo propuesto reúne diversas ventajas metodológicas y analíticas que le confieren solidez para el análisis del comportamiento de portafolios financieros en entornos marcados por la incertidumbre y la volatilidad, como ocurre en el sistema financiero ecuatoriano.

Una de las principales ventajas del modelo es que combina la Teoría Moderna de Carteras con simulaciones de Monte Carlo. El enfoque media–varianza de Markowitz identifica combinaciones óptimas de activos a partir de supuestos estadísticos claros, mientras que la simulación estocástica amplía este análisis al incluir la incertidumbre de los rendimientos financieros. Esta combinación permite evaluar el riesgo de manera más completa, y no solo a partir de estimaciones puntuales y deterministas.

En segundo lugar, el modelo permite analizar distintos escenarios financieros como pesimistas base y optimistas esta capacidad es útil para la toma de decisiones ya que permite evaluar cómo se desempeña el portafolio bajo diferentes condiciones de mercado así el análisis no se limita a un único escenario esperado, sino que ofrece una visión más amplia y probabilística del comportamiento futuro de los activos y del portafolio.

Otra ventaja del enfoque adoptado es que proporciona resultados más estables y consistentes frente a la incertidumbre de los mercados financieros al usar un amplio conjunto de trayectorias simuladas se reduce la dependencia de observaciones extremas o de casos específicos en los datos históricos lo que permite obtener estimaciones más sólidas del rendimiento esperado la volatilidad y otras métricas de riesgo esto resulta especialmente útil cuando las series de tiempo son cortas o presentan alta volatilidad.

Desde el punto de vista metodológico, el uso de supuestos estadísticos simplificadores y de un esquema de simulación con parámetros constantes implica un equilibrio inevitable entre realismo y viabilidad analítica. Aunque estas decisiones pueden restringir la capacidad del modelo para captar completamente fenómenos como colas pesadas, asimetrías o cambios estructurales abruptos, también permiten obtener estimaciones más estables, comparables y computacionalmente manejables del rendimiento y del riesgo del portafolio. Este balance resulta particularmente pertinente en entornos con disponibilidad limitada de información y con mercados financieros de menor profundidad, como es el caso del sistema financiero ecuatoriano.

Además el enfoque propuesto permite integrar métricas de riesgo más completas como el Valor en Riesgo (VaR) y el Riesgo Condicional en Riesgo (CVaR) que complementan la varianza tradicional al ofrecer una visión más precisa del riesgo asociado a pérdidas extremas este agregado mejora la interpretación de los resultados desde una perspectiva prudencial y fortalece la capacidad de análisis para la gestión de riesgos.

El modelo también tiene algunas limitaciones que conviene considerar al interpretar los resultados. Una de las principales es la dependencia de los supuestos estadísticos. Por ejemplo, asumir que los rendimientos financieros siguen una distribución normal puede no reflejar adecuadamente fenómenos frecuentes en los mercados reales, como asimetrías, curtosis alta o colas pesadas.

El modelo también supone que la matriz de covarianzas se mantiene estable en el tiempo, lo que puede no cumplirse durante cambios estructurales, crisis financieras o ajustes regulatorios. En el contexto del sistema financiero ecuatoriano, donde los choques macroeconómicos y factores externos pueden alterar de manera significativa las relaciones entre activos, esta suposición puede generar sesgos en los resultados.

Otra limitación importante está relacionada con la calidad y disponibilidad de los datos financieros como el análisis se basa en información histórica de fuentes oficiales cualquier error cambio en la metodología de registro o restricción en la frecuencia de los datos puede afectar la precisión de las estimaciones además la limitada profundidad del mercado financiero ecuatoriano reduce el número de activos disponibles dificultando la construcción de portafolios muy diversificados.

Aunque estas limitaciones no invalidan los resultados del estudio destacan la importancia de interpretarlos con prudencia también señalan posibles mejoras futuras como usar distribuciones no normales modelos de volatilidad dinámica o enfoques que incorporen correlaciones dependientes del tiempo lo que podría enriquecer el análisis y mejorar la capacidad predictiva del modelo.

La Figura 6.1 muestra un esquema del modelo propuesto resaltando como se integran la optimización media–varianza y la simulación de Monte Carlo en la evaluación del riesgo y desempeño del portafolio.

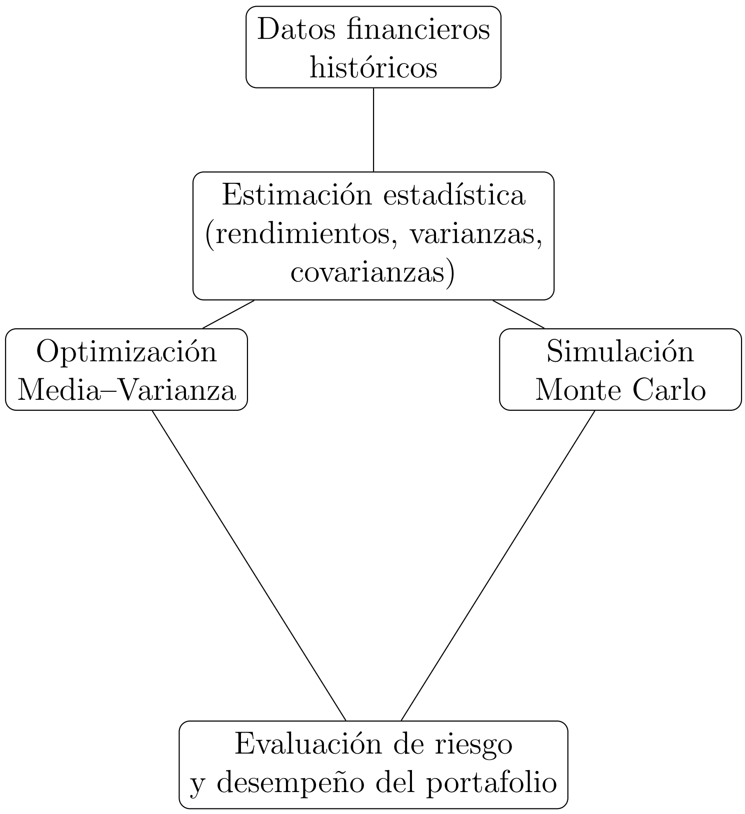

Figura 6.1: Esquema conceptual del modelo de optimización y simulación de portafolios propuesto

6.4. Comparación con estudios previos

Los resultados de esta investigación concuerdan con la literatura clásica y actual sobre optimización de portafolios. Siguiendo los principios de Markowitz, se confirma que una diversificación adecuada puede reducir el riesgo total del portafolio sin afectar el rendimiento esperado, reforzando así la validez del enfoque media–varianza como base para el análisis.

No obstante, siguiendo hallazgos de investigaciones más recientes, se evidencia que el enfoque tradicional resulta limitado para reflejar completamente la incertidumbre y el comportamiento estocástico de los mercados financieros. La inclusión de simulaciones de Monte Carlo contribuye a superar esta limitación, ya que permite generar distribuciones completas de resultados posibles y, con ello, obtener estimaciones más realistas tanto del riesgo total como del desempeño ajustado por riesgo.

A diferencia de buena parte de la literatura empírica, que se enfoca en mercados desarrollados con alta liquidez y profundidad financiera, esta investigación ofrece evidencia directamente aplicada al sistema financiero ecuatoriano. De esta manera, se contribuye a reducir una brecha en la literatura regional, mostrando que metodologías avanzadas de gestión de portafolios también son relevantes y aplicables en contextos de mercados emergentes.

En resumen, al contrastar nuestros resultados con estudios previos se evidencia el valor añadido de la metodología propuesta tanto desde el punto de vista teórico como empírico esto también resalta su potencial como una herramienta útil para apoyar la toma de decisiones financieras y la gestión de riesgos en economías en desarrollo.

En este capítulo se integran y analizan los resultados empíricos destacando su relevancia teórica y práctica al comparar el enfoque clásico de la Teoría Moderna de Carteras con la metodología basada en simulaciones de Monte Carlo se ve que aunque el modelo de Markowitz sigue siendo útil para estudiar la relación riesgo–rendimiento su extensión mediante técnicas estocásticas ofrece una visión más completa del comportamiento de los portafolios bajo incertidumbre la aplicación al sistema financiero ecuatoriano confirma su pertinencia en mercados emergentes con menor liquidez limitada diversificación y mayor exposición a choques externos las ventajas y limitaciones identificadas dan la importancia de interpretar los resultados con criterio económico y prudencial al tiempo que señalan oportunidades claras para futuras investigaciones así el capítulo muestra el valor teórico y práctico de la metodología propuesta conectando la optimización financiera clásica con enfoques modernos de evaluación del riesgo y proporcionando la base para las conclusiones generales del estudio.

Capítulo 7

Conclusiones y recomendaciones

Este capítulo presenta las principales conclusiones derivadas del desarrollo de la investigación, así como un conjunto de recomendaciones de carácter académico y práctico. Asimismo, se proponen líneas futuras de investigación orientadas a profundizar y ampliar los resultados obtenidos.

7.1. Conclusiones

Esta sección presenta las principales conclusiones derivadas del desarrollo de la investigación, sintetizando los resultados obtenidos y validando el cumplimiento de los objetivos planteados.

- El presente trabajo tuvo como objetivo general desarrollar una herramienta computacional para la optimización de portafolios de inversión, integrando la Teoría Moderna de Carteras y simulaciones de Monte Carlo, se concluye que dicho objetivo fue cumplido de manera satisfactoria. La herramienta desarrollada permitió implementar el modelo de optimización media–varianza de Markowitz y complementarlo con simulaciones estocásticas que incorporan la incertidumbre inherente a los rendimientos financieros. Este enfoque integrado facilitó la construcción de portafolios eficientes, la evaluación del equilibrio entre riesgo y rendimiento y el análisis del comportamiento del portafolio bajo distintos escenarios, constituyéndose en una solución matemática y computacional aplicable al sistema financiero ecuatoriano.

- En relación con los objetivos específicos, en primer lugar, se analizó el modelo de optimización de Markowitz y sus principales extensiones modernas, lo cual fue alcanzado mediante el desarrollo del marco teórico, donde se estudiaron los fundamentos matemáticos de la optimización media–varianza y el principio de diversificación. Este análisis permitió comprender el rol de la estructura de covarianzas en la gestión cuantitativa del riesgo financiero, sentando las bases teóricas para la implementación y validación empírica del modelo propuesto.

- En segundo lugar, se simuló el comportamiento de los rendimientos de los activos financieros del sistema ecuatoriano mediante el método de Monte Carlo, el cual fue cumplido mediante la generación de múltiples trayectorias aleatorias basadas en supuestos estocásticos sobre la distribución de los rendimientos. Esta simulación permitió incorporar de forma explícita la incertidumbre del mercado, proporcionando una visión más completa del riesgo asociado a los activos y al portafolio, en comparación con enfoques deterministas tradicionales.

- En tercer lugar, se implementó computacionalmente un modelo de optimización media–varianza bajo restricciones reales fue alcanzado mediante el desarrollo de algoritmos que permitieron identificar la frontera eficiente y determinar portafolios óptimos. El modelo consideró restricciones tales como límites en las ponderaciones y criterios de diversificación, reflejando condiciones propias del sistema financiero ecuatoriano y demostrando la viabilidad práctica del enfoque propuesto.

- Asimismo, se evaluó el desempeño del portafolio óptimo mediante indicadores tradicionales de riesgo y rendimiento, así como métricas de riesgo extremo, fue cumplido a través del cálculo e interpretación de medidas como el rendimiento esperado, la volatilidad y el ratio de Sharpe. Estas métricas permitieron analizar de forma integral la relación riesgo–rendimiento del portafolio, aportando evidencia cuantitativa sobre su eficiencia.

- Los resultados obtenidos con los datos financieros del sistema ecuatoriano muestran que la metodología propuesta permite construir portafolios con desempeño consistente y estable las simulaciones de Monte Carlo y el análisis de escenarios indican que el portafolio óptimo mantiene niveles de volatilidad controlados y un equilibrio adecuado entre riesgo y rendimiento incluso en contextos económicos adversos además la comparación entre escenarios pesimista base y optimista confirma la robustez de la asignación de activos validando empíricamente la utilidad del modelo como herramienta para la toma de decisiones de inversión bajo incertidumbre.

Todas las conclusiones muestran que combinar la optimización clásica de portafolios con simulaciones estocásticas constituye una alternativa sólida y flexible para gestionar el riesgo y tomar decisiones de inversión en mercados en desarrollo como el ecuatoriano.

7.2. Recomendaciones académicas

A partir de los resultados obtenidos, se plantean las siguientes recomendaciones orientadas al ámbito académico y de investigación:

- Profundizar en el estudio de modelos alternativos de optimización de portafolios que incorporen medidas de riesgo no lineales, entre las que destacan el Valor en Riesgo (VaR) y el Conditional Value at Risk (CVaR).

- Integrar enfoques econométricos más avanzados como modelos GARCH o cópulas que permitan capturar de manera más precisa las dinámicas temporales y las dependencias no lineales entre activos financieros.

- Promover la enseñanza y aplicación de técnicas de simulación estocástica en programas de economía finanzas e ingeniería financiera especialmente en mercados en desarrollo.

7.3. Recomendaciones prácticas

Desde una perspectiva aplicada, se formulan las siguientes recomendaciones:

- Se recomienda a inversionistas, analistas financieros e instituciones del sistema financiero ecuatoriano incorporar metodologías basadas en simulaciones de Monte Carlo de manera gradual como complemento a los modelos tradicionales de optimización de portafolios.
- Una estrategia complementaria consiste en utilizar análisis por escenarios (pesimista base y optimista) para fortalecer la gestión del riesgo y planificación de portafolios de inversión.
- Una línea de mejora consiste en implementar mecanismos de evaluación continua del portafolio incorporando no solo los rendimientos esperados sino también métricas de riesgo ajustadas y la exposición a escenarios extremos.

Estas recomendaciones favorecen una gestión del capital financiero más informada prudente y eficiente en entornos de incertidumbre y alta volatilidad.

7.4. Líneas futuras de investigación

Con base en las limitaciones identificadas y los resultados obtenidos, se proponen las siguientes líneas de investigación futura:

- Extender el modelo propuesto incorporando costos de transacción, restricciones regulatorias y preferencias individuales del inversionista.
- Estudiar la optimización de portafolios considerando distribuciones de rendimientos no normales mediante simulaciones con distribuciones asimétricas o de colas pesadas.
- Aplicar la metodología desarrollada a otros segmentos del mercado financiero ecuatoriano, como el mercado de valores o el sector de la economía popular y solidaria.
- Una posible línea de investigación consiste en comparar el sistema financiero ecuatoriano con otros mercados en desarrollo de la región para analizar la generalización y la robustez de los resultados obtenidos.

Estas líneas de investigación permiten ampliar el alcance del estudio y consolidar el uso de modelos cuantitativos avanzados en la gestión de portafolios de inversión.

Bibliografía

[1] Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91.

[2] Elton, E. J., Gruber, M. J., Brown, S. J., & Goetzmann, W. N. (2014). *Modern portfolio theory and investment analysis*. John Wiley & Sons.

[3] Glasserman, P. (2004). *Monte Carlo methods in financial engineering*. Springer.

[4] Fabozzi, F. J., Gupta, F., & Markowitz, H. M. (2010). *Portfolio theory and performance analysis*. Wiley.

[5] Jorion, P. (2007). *Financial Risk Manager Handbook*. Wiley.

[6] Cueva, C., Aguirre, P., & Beltrán, D. (2020). Análisis del sistema financiero ecuatoriano en el período 2008–2018. *Revista Económica de Ecuador*, 14(2), 45–63.

[7] Asamblea Nacional del Ecuador. (2011). *Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria*. Disponible en: `https://www.vicepresidencia.gob.ec`

[8] Asamblea Nacional del Ecuador. (2012). *Ley General de Instituciones del Sistema Financiero*. Disponible en: `https://www.oas.org`

[9] Asamblea Nacional del Ecuador. (2014). *Código Orgánico Monetario y Financiero*. Disponible en: `https://www.finanzas.gob.ec`

[10] Superintendencia de Bancos del Ecuador. (2025). *Portal institucional y normativa financiera*. Disponible en: `https://www.superbancos.gob.ec`

[11] Superintendencia de Bancos del Ecuador. (2024). *Boletín estadístico del sistema financiero ecuatoriano*. Disponible en: `https://www.superbancos.gob.ec`

[12] Banco Central del Ecuador. (2023). *Reporte del sistema financiero nacional*. Disponible en: `https://www.bce.fin.ec`

[13] Kolm, P. N., Tütüncü, R., & Fabozzi, F. J. (2022). Machine learning and portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 297(2), 439–451.

[14] Feng, G., He, J., & Polson, N. (2022). Deep learning for asset pricing. *Annual Review of Financial Economics*, 14, 387–417.

[15] Bhatia, M., & Kumar, S. (2022). Portfolio optimization using Monte Carlo simulation techniques. *Computational Economics*, 60(3), 921–940.

[16] López, R., & Herrera, P. (2022). Financial market efficiency in Latin American emerging markets. *Emerging Markets Review*, 51, 100870.

[17] Ramírez, J., & Molina, L. (2022). Risk-return analysis in emerging financial systems. *Latin American Journal of Economics*, 59(1), 77–95.

[18] Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2023). Empirical asset pricing via machine learning. *Review of Financial Studies*, 36(5), 2223–2273.

[19] Zhang, Y., Wang, S., & Liu, H. (2023). Risk management and portfolio optimization under uncertainty. *Finance Research Letters*, 52, 103456.

[20] Pérez, M., & Andrade, D. (2023). Portfolio diversification in emerging economies. *Journal of Economics and Finance*, 47(2), 355–372.

[21] Wang, J., Li, X., & Chen, Z. (2024). Monte Carlo simulation in financial portfolio risk assessment. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(1), 25.

Anexo I. Implementación computacional en R

La implementación computacional realizada en R respalda los análisis y simulaciones de este trabajo. El código incluye:

- Preparación y unificación de datos financieros.
- Cálculo de los rendimientos esperados las varianzas y la matriz de covarianzas.
- Simulación de portafolios mediante el método de Monte Carlo.
- Generación de gráficos de la frontera eficiente y de las distribuciones de rendimientos.

El código completo está disponible públicamente en el siguiente repositorio de GitHub:

`https://github.com/chiliquingajessea-svg/C-digo-Portafoleo-de-inversi-n/blob/main/README.md`

Anexo II. Implementación computacional en MATLAB

La implementación en MATLAB permite reproducir las simulaciones de portafolios y estrategias de inversión presentadas en este trabajo. El código incluye:

- Cargar y unificar datos desde Excel.
- Calcular los rendimientos las varianzas la matriz de covarianzas y las correlaciones.
- Simular portafolios y realizar análisis de sensibilidad.
- Visualizar los resultados mediante gráficos de la frontera eficiente.

El código completo está disponible públicamente en el siguiente repositorio de GitHub:

`https://github.com/chiliquingajessea-svg/`
`C-digo-Portafoleo-de-inversi-n/blob/main/Codigo-Matlab`