TESIS A SUSTENTAR.docx

Universidad Peruana Union

Detalles del documento

Identificador de la entrega
trn:oid:::29566:614336459

Fecha de entrega
14 ago 2026, 10:38 a.m. GMT-5

Fecha de descarga
14 ago 2026, 10:59 a.m. GMT-5

Nombre del archivo
TESIS A SUSTENTAR.docx

Tamaño del archivo
483.4 KB

35 páginas

10.925 palabras

65.154 caracteres

14% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Texto citado
- Texto mencionado

Fuentes principales

8% Fuentes de Internet
3% Publicaciones
10% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

Fuentes principales

8% Fuentes de Internet
3% Publicaciones
10% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Fuentes principales

Las fuentes con el mayor número de coincidencias dentro de la entrega. Las fuentes superpuestas no se mostrarán.

1 Internet
repository.uaeh.edu.mx 1%

2 Internet
www.coursehero.com <1%

3 Trabajos entregados
Universidad Rey Juan Carlos on 2026-07-06 <1%

4 Publicación
Pedro Pablo Chambi Condori. "Diversificación de carteras de inversión con cripto... <1%

5 Trabajos entregados
UNIBA on 2026-03-02 <1%

6 Internet
repositorio.unsaac.edu.pe <1%

7 Internet
repositorioacademico.upc.edu.pe <1%

8 Trabajos entregados
Universidad de Manizales on 2022-11-23 <1%

9 Trabajos entregados
Universidad del Istmo de Panamá on 2023-06-13 <1%

10 Trabajos entregados
Universidad Torcuato di Tella - Tii on 2025-09-12 <1%

11 Publicación
Hinojosa Mamani, Jhonatan. "Influencia de la inteligencia artificial en la elaboraci... <1%

12 Trabajos entregados
Universidad Rey Juan Carlos on 2026-03-06 <1%

13 Internet
www.scielo.org.mx <1%

14 Trabajos entregados
Infile on 2025-04-07 <1%

15 Internet
repositorio.upsc.edu.pe <1%

16 Internet
www.theibfr.com <1%

17 Trabajos entregados
Unviersidad de Granada on 2025-07-02 <1%

18 Trabajos entregados
uncedu on 2024-08-26 <1%

19 Trabajos entregados
Grupo IOE on 2023-11-07 <1%

20 Internet
repositorio.upeu.edu.pe <1%

21 Internet
scholar.archive.org <1%

22 Internet
repositorio.untumbes.edu.pe <1%

23 Trabajos entregados
ucb on 2025-04-22 <1%

24 Trabajos entregados
UNIV DE LAS AMERICAS on 2025-06-30 <1%

25 Trabajos entregados
Universidad Privada del Norte on 2023-06-17 <1%

26 Trabajos entregados
Universitat de Barcelona on 2026-07-28 <1%

27 Internet
blog.bitso.com <1%

28 Trabajos entregados
Universidad TecMilenio on 2024-12-04 <1%

29 Trabajos entregados
Universidad TecMilenio on 2026-01-20 <1%

30 Internet
repositorio.uchile.cl <1%

31 Internet
www.ambienteyenergia.gob.ec <1%

32 Trabajos entregados
Universidad TecMilenio on 2024-01-28 <1%

33 Internet
repositorio.unapiquitos.edu.pe <1%

34 Internet
worldwidescience.org <1%

35 Trabajos entregados
Universidad de Murcia on 2022-04-11 <1%

36 Internet
www.researchgate.net <1%

37 Internet
editorial.inudi.edu.pe <1%

38 Trabajos entregados
Universidad Tecnologica del Peru on 2025-11-17 <1%

39 Internet
alicia.concytec.gob.pe <1%

40 Internet
changelly.com <1%

41 Internet
eujournal.org <1%

42 Trabajos entregados
Pontificia Universidad Catolica del Peru on 2013-05-13 <1%

43 Trabajos entregados
Universidad Rey Juan Carlos on 2025-06-09 <1%

44 Trabajos entregados
Universidad Rey Juan Carlos on 2026-05-24 <1%

45 Trabajos entregados
Universitat de Barcelona on 2026-07-29 <1%

46 Internet
en.coinotag.com <1%

47 Internet
repositorioinstitucional.uabc.mx <1%

48 Trabajos entregados
ITESM: Instituto Tecnologico y de Estudios Superiores de Monterrey on 2026-02-10 <1%

49 Trabajos entregados
Universidad Nacional Abierta y a Distancia, UNAD,UNAD on 2026-05-12 <1%

50 Internet
bonga.unisimon.edu.co <1%

51 Internet
es.tradingview.com <1%

52 Internet
www.jove.com <1%

53 Trabajos entregados
Asia Pacific University College of Technology and Innovation (UCTI) on 2026-02-17 <1%

54 Trabajos entregados
BENEMERITA UNIVERSIDAD AUTONOMA DE PUEBLA BIBLIOTECA on 2025-01-27 <1%

55 Trabajos entregados
CEGNE San Antonio de Padua on 2025-08-19 <1%

56 Trabajos entregados
Coventry University on 2017-03-10 <1%

57 Trabajos entregados
ESCP-EAP on 2026-05-29 <1%

58 Trabajos entregados
National University College - Online on 2026-08-12 <1%

59 Trabajos entregados
UNIV DE LAS AMERICAS on 2026-06-22 <1%

60 Trabajos entregados
Universidad EAFIT on 2012-05-02 <1%

61 Trabajos entregados
Universidad Rey Juan Carlos on 2026-02-09 <1%

62 Trabajos entregados
Universidad San Marcos on 2026-07-30 <1%

63 Trabajos entregados
Universidad del Istmo de Panamá on 2024-02-22 <1%

64 Internet
laccei.org <1%

65 Internet
revista.ister.edu.ec <1%

66 Internet
ri.uaemex.mx <1%

67 Internet
rodnik39.ru <1%

68 Trabajos entregados
uncedu on 2025-02-03 <1%

69 Internet
www.investigarmqr.com <1%

70 Internet
www.yumpu.com <1%

71 Trabajos entregados
Universidad Continental on 2019-02-19 <1%

72 Trabajos entregados
University of South Australia on 2012-05-13 <1%

73 Trabajos entregados
Universidad Nacional del Chimborazo on 2024-09-16 <1%

74 Internet
www.mineria-criptomoneda.com <1%

75 Internet
ru.iiec.unam.mx <1%

Determinación del Conjunto de Carteras Óptimas en Criptomonedas Según el Modelo de Markowitz y su Impacto en la Frontera Eficiente

Determination of the Optimal Portfolio Set in Cryptocurrencies According to the Markowitz Model and its Impact on the Efficient Frontier

Josue Aron Cuela Salas [1], Ruth Noelia Corimayhua Puma [2]

[1]Escuela Profesional de Contabilidad, Facultad de Ciencias Empresariales, Universidad Peruana Unión, Perú

Resumen

El presente estudio tuvo como objetivo determinar el impacto de la optimización de carteras de criptomonedas, mediante el modelo de Markowitz en la configuración de la frontera eficiente. La investigación adoptó un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental, de carácter longitudinal y nivel observacional. Se analizaron datos históricos de precios de cinco criptoactivos Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), BNB, Solana (SOL) y XRP correspondientes al periodo enero 2023 a diciembre 2025, obtenidos mediante CoinMarketCap. Para la construcción de la frontera eficiente se simularon 5000 portafolios mediante combinaciones aleatorias de participación, y el portafolio óptimo se identificó maximizando la ratio de Sharpe con el complemento Solver de Excel. Los resultados mostraron que Solana presentó la mayor rentabilidad promedio diaria (0,34 %) pero también el mayor riesgo (4,70 %), mientras que Bitcoin fue el activo más estable (rentabilidad 0,18 %, riesgo 2,44 %). El portafolio óptimo quedó compuesto por Bitcoin (55,90 %), BNB (31,63 %) y XRP (12,47 %), excluyendo a Ethereum y Solana por su elevada volatilidad relativa. Se concluyó que la aplicación del modelo de Markowitz permite construir carteras eficientes en mercados de alta volatilidad, que la estructura del portafolio influye directamente en la relación riesgo - retorno, y que la diversificación constituye un mecanismo efectivo de reducción del riesgo, siempre que se complementen activos volátiles con instrumentos de menor fluctuación.

Palabras clave: Criptomonedas, frontera eficiente, diversificación, optimización, portafolios

Abstract

The objective of this study was to determine the impact of cryptocurrency portfolio optimization, using the Markowitz model, on the configuration of the efficient frontier. The research adopted a quantitative approach, with a non-experimental, longitudinal, and observational design. Historical price data for five cryptoassets—Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), BNB, Solana (SOL), and XRP—corresponding to the period from January 2023 to December 2025, obtained from CoinMarketCap, were analyzed. To construct the efficient frontier, 5,000 portfolios were simulated using random combinations of asset weights, and the optimal portfolio was identified by maximizing the Sharpe ratio using the Excel Solver add-in. The results showed that Solana had the highest average daily return (0.34%) but also the highest risk (4.70%), while Bitcoin was the most stable asset (return 0.18%, risk 2.44%). The optimal portfolio consisted of Bitcoin (55.90%), BNB (31.63%), and XRP (12.47%), excluding Ethereum and Solana due to their relatively high volatility. It was concluded that applying the Markowitz model allows for the construction of efficient portfolios in highly volatile markets, that portfolio structure directly influences the risk-return ratio, and that diversification constitutes an effective risk-reduction mechanism, provided that volatile assets are complemented with less volatile instruments.

Keywords: Cryptocurrencies, efficient frontier, diversification, optimization, portfolios

1. Introducción

El crecimiento exponencial de los activos digitales en los mercados financieros globales ha reconfigurado los paradigmas tradicionales de inversión y gestión de riesgo, exigiendo nuevas herramientas de análisis cuantitativo aplicadas específicamente a esta clase de activos; desde su aparición, las criptomonedas han evolucionado desde instrumentos de nicho tecnológico hacia vehículos de inversión de alto volumen (Aviral, 2025). En este contexto, la contabilidad y las finanzas convergen en la necesidad de desarrollar metodologías rigurosas para la toma de decisiones de inversión bajo incertidumbre, en base a ello, la determinación de carteras óptimas mediante modelos matemáticos estructurados representa una respuesta técnica a los desafíos que plantean estos mercados volátiles, cuya comprensión resulta indispensable para el avance del conocimiento contable y financiero (Almeida & Cruz, 2023).

A nivel internacional, la inversión en criptomonedas ha experimentado un crecimiento sostenido acompañado de una alta inestabilidad, lo que ha generado preocupaciones significativas entre inversores individuales e institucionales; la alta volatilidad que caracteriza al mercado cripto (con variaciones de precio que pueden superar el 10 % en una sola jornada) constituye un riesgo financiero que demanda gestión cuantitativa especializada (Adekunle, 2024). Además, investigaciones recientes evidencian que factores geopolíticos, cambios regulatorios y choques macroeconómicos amplifican esta inestabilidad, generando efectos de derrame hacia otros mercados financieros (Chittineni & Jeet, 2025). Por otra parte, la ausencia de marcos regulatorios homogéneos a nivel global incrementa la incertidumbre para los inversores, dificultando la adopción de estrategias de inversión eficientes (Adekunle, 2024). Este escenario revela una brecha crítica entre la magnitud del fenómeno cripto y la madurez de los instrumentos analíticos disponibles para su gestión racional en el ámbito contable y financiero.

75

En el contexto nacional, el mercado peruano de criptomonedas transita una etapa de regulación incipiente pero acelerada; en el año 2023, el Decreto Supremo N.° 006-2023-JUS incorporó a los Proveedores de Servicios de Activos Virtuales [PSAV] como sujetos obligados ante la Unidad de Inteligencia Financiera de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP [SBS], y en 2024, mediante Resolución N.° 02648-2024, la SBS aprobó normas específicas de prevención de lavado de activos aplicables a estas entidades (Trujillo et al., 2022). A pesar de este avance regulatorio, el Perú carece de estudios contables especializados que orienten a los inversores locales sobre estrategias óptimas de asignación de capital en criptoactivos; en consecuencia, la ausencia de metodologías formales de optimización adaptadas al contexto nacional implica que la mayoría de los inversores peruanos adopten posiciones en criptomonedas sin respaldo técnico suficiente, exponiéndose a niveles de riesgo no

cuantificados ni gestionados de forma rigurosa (Vilcanqui et al., 2022).

La forma tradicional de invertir en activos financieros basada en criterios intuitivos, análisis técnico individual o reglas empíricas de diversificación presenta limitaciones evidentes frente a la complejidad de los mercados de criptomonedas, por consiguiente, la optimización de carteras mediante el modelo de Markowitz, fundamentado en el análisis de medias y varianzas, ofrece ventajas metodológicas sustanciales ya que permite cuantificar la relación de riesgo y retorno de cada activo, incorporar las correlaciones entre criptomonedas y determinar la combinación de pesos óptima que maximiza el rendimiento esperado para un nivel de riesgo dado (Serban & Dedu, 2025). Al respecto, estudios recientes confirman que la aplicación del modelo de Markowitz en portafolios de criptomonedas produce asignaciones más eficientes que las estrategias de peso igual o las selecciones discrecionales, mejorando los índices de Sharpe y reduciendo la varianza del portafolio (Efferia et al., 2025). Estas evidencias justifican la sustitución de enfoques intuitivos por herramientas de optimización matemática formalmente validadas.

La presente investigación responde a un vacío de conocimiento claramente identificado: la escasa producción académica en el ámbito de la contabilidad que aborde de forma integrada la determinación de carteras óptimas de criptomonedas y su impacto sobre la frontera eficiente mediante el modelo de Markowitz en el contexto latinoamericano y peruano; si bien existen estudios internacionales sobre optimización de portafolios cripto, la mayoría se circunscribe a mercados en países desarrollados y no considera las particularidades regulatorias del Perú, de liquidez y de comportamiento propias del inversor local (Almeida & Cruz, 2023).

Esta investigación se justifica porque genera conocimiento aplicable directamente a la toma de decisiones de inversión de personas naturales, empresas e instituciones financieras peruanas; y se valida en su propósito porque contribuye a la formalización contable de estrategias de inversión en activos digitales, aportando evidencia empírica sobre la configuración de la frontera eficiente para criptomonedas de alta capitalización, lo cual resulta fundamental para el desarrollo de políticas de gestión patrimonial y financiera en el Perú (Chittineni & Jeet, 2025). En ese sentido, el presente trabajo tiene como objetivo determinar el impacto de la optimización de carteras de criptomonedas, mediante el modelo de Markowitz, en la configuración de la frontera eficiente, analizando cómo la estructura del portafolio y el nivel de diversificación influyen en la relación riesgo–rendimiento durante el periodo enero 2023–diciembre 2025.

34
3

2. Revisión de la literatura relevante

Análisis detallado de investigaciones sobre la Determinación del Conjunto de Carteras Óptimas en Criptomonedas Según el Modelo de Markowitz y su Impacto en la Frontera Eficiente.

Antecedentes nacionales

Mendoza et al. (2025) en su investigación lleva a cabo un análisis detallado de la dinámica de las criptomonedas gracias a la tecnología blockchain, lo que facilita su ejecución. Este estudio se realiza durante el primer semestre del 2024, periodo en el que ha tenido estabilidad constante en los mercados financieros de criptomonedas. El análisis incluye la aplicación del portafolio de Markowitz aplicada a una cartera de criptomonedas, evaluando el equilibrio entre riesgo y rendimiento. La optimización de portafolios basada en la teoría de Markowitz aplicada a criptomonedas ha demostrado que es posible crear carteras diversificadas que gestionen el riesgo y maximicen el rendimiento. La cartera constituyó 10 criptomonedas, tuvo 2 cortes durante la investigación. Concluyen que el modelo de Markowitz fue exitoso dando la mejor alternativa de inversión con un riesgo mínimo.

De manera similar Mercader et al. (2025) en su estudio utiliza el modelo de Markowitz para la optimización de los portafolios conformadas por 5 principales criptomonedas del mercado: Bitcoin, Cardano, BNB, Litecoin y Ether, aplicadas durante el período de 2019 a 2024. El propósito principal fue analizar cómo se puede optimizar estas carteras, buscando obtener la mayor rentabilidad posible y al mismo tiempo mantener un equilibrio frente a los riesgos asociados. Se recopilaron datos históricos de precios obtenidos de la plataforma de Yahoo! Finanzas, seleccionando criptomonedas representativas con suficiente información. Los hallazgos obtenidos evidencian una relación progresiva entre riesgo y el rendimiento, tal como lo plantea la teoría de varianza, y se reconoce un portafolio con menor riesgo y mayor rentabilidad. Esta investigación analizada coincide que el modelo de Markowitz representa una herramienta para minimizar el riesgo mediante la diversificación de activos.

Con relación a ello, Chambi (2021) en su trabajo tuvo como objetivo conformar en forma experimental portafolios de inversión con los cripto- activos aplicando la teoría moderna de portafolios de inversión de Markowitz. El estudio fue de tipo Cuantitativo y experimental utilizando el modelo de Markowitz mediante el modelo de programación no lineal. Se reveló que la cotización más alta se presentó en el periodo comprendido entre 2017 a 2018. En cuanto a la rentabilidad, Ethereum presentó mejores resultados seguido de Bitcoin y de Ripple; consecuentemente. El estudio también confirmó que el número de activos incluidos en la cartera influye en la disminución de la volatilidad.

En síntesis, los antecedentes nacionales evidencian que el modelo de Markowitz es una herramienta

eficiente para la optimización de portafolios de inversión debido a su eficiencia para reducir el riesgo mediante la diversificación. A partir de ello, se da paso a la revisión de antecedentes internacionales relacionados con la presente investigación.

Antecedentes internacionales

Jeleskovic et al. (2024) realizó un estudio con el objetivo de investigar los efectos que una criptomoneda puede tener al ser considerada como activo financiero. El análisis se realiza evaluando el rendimiento en 3 carteras diferentes compuestas por acciones, bonos y materias primas durante un periodo determinado. Se aplicó el enfoque clásico de varianza-covarianza Dónde el cálculo se realiza mediante los modelos GARCH-Cópula. Los pesos óptimos se determinan mediante el problema de optimización de Markowitz. Los resultados mostraron que la cartera compuesta por criptomonedas y activos tradicionales tiene un índice de Sharpe más alto y un desempeño más alto. Se justifica la elección del Modelo de Markowitz sobre el VaR condicional debido a su mayor sensibilidad a eventos extremos.

De manera similar Ozdurak et al. (2022) realizaron una investigación con el objetivo de analizar la inclusión de criptomonedas en carteras de inversión junto con índices tecnológicos y energía limpia con el objetivo de maximizar la relación entre el riesgo y la rentabilidad mediante el modelo de media-varianza de Markowitz. La metodología fue Cuantitativa, se empleó el modelo de VAR-GARCH, utilizó datos diarios de las 2 principales criptomonedas, durante el periodo comprendido entre el 1 de enero del 2016 y el 30 de septiembre de 2021 relacionando riesgo y la rentabilidad. Se aplicó el modelo de Markowitz para evaluar el riesgo-rentabilidad de las carteras de criptomonedas y el ratio de Sharpe para evaluar la volatilidad y desempeño de las carteras. En sus resultados expresan que, en comparación con los activos financieros tradicionales, la volatilidad de los principales criptoactivos sigue siendo alta. Si bien el modelo de Markowitz tiene limitaciones, es útil para comprender mejor diferentes características de los criptoactivos y diversos índices de intercambio.

Así mismo, Aljinovic et al. (2021) en su investigación proponen un enfoque multicriterio para la selección de carteras de criptomonedas. El modelo de toma de decisiones multiobjetivo propuesto ofrece la mejor cartera de criptomonedas considerando la rentabilidad diaria, desviación estándar, el valor del riesgo, el volumen, la capitalización del mercado. El periodo de estudio es desde enero del 2017 hasta febrero del 2020. Se construyen 32 carteras óptimas mensuales usando ventanas rodantes de 6 meses de datos diarios. El modelo multicriterio gana entre el 50% y 94% de los casos frente a cada modelo de referencia, especialmente en términos de menor riesgo (Desviación y VaR) sin sacrificar retorno lo que demuestra que considerar más de 2 criterios y usar una metodología multicriterio mejora claramente la selección de portafolios de criptomonedas.

Wang (2023) realizó un estudio que se basa en los datos históricos de rentabilidad total diaria más recientes de 20 años para 10 acciones pertenecientes a 3 industrias distintas para estimar todas las optimizaciones para el modelo de Markowitz, así como para el modelo del índice. Se analizó y comparó el rendimiento del Modelo de Markowitz y el modelo de Índices calculando la varianza mínima, el Sharpe máximo y la desviación estándar. Se obtuvo como resultado que el modelo de Markowitz es más adecuado para que los inversores obtengan la cartera óptima superando con menor riesgo y volatilidad y mayores rendimientos esperados.

Ding (2024), en su estudio se basa en la teoría de Markowitz, aplica el algoritmo de Montecarlo para lograr la optimización de la cartera. Utiliza un conjunto de datos de 5 acciones seleccionadas como conjunto de datos representativos en el periodo de la pandemia través de la interfaz de programación de Tushare durante el periodo 2019-2022. Se obtiene la cartera óptima de alto riesgo y alto rendimiento con el mayor índice de Sharpe. Concluye que no es una buena elección de inversión buscar un riesgo bajo a costa de una rentabilidad menor.

Deng (2022) usa el modelo de media varianza de Markowitz y cuatro activos típicos del mercado chino para construir la frontera eficiente con la mayor tasa de rendimiento esperada, también carteras con la mayor ratio de Sharpe. Obtuvo 3 resultados principales, que la frontera eficiente tiene forma de U rotada a 90° según se excluya o incluya un activo libre de riesgo, también que la frontera eficiente teórica coincide con la obtenida en la simulación y por último la cartera con la mayor ratio de Sharpe siempre se encuentra en el punto de intersección de la frontera eficiente.

Del mismo modo, Ginting & Staenly (2025) tuvieron como objetivo construir fronteras eficientes utilizando estimaciones de volatilidad a largo plazo de Garch para mejorar la estabilidad de la cartera en los mercados cripto. Se analizaron los precios diarios de Bitcoin, Ethereum y Solana desde enero del 2023 hasta diciembre del 2024. Se aplican riesgos basados en Garch en la optimizacion de cartera. Como resultado, la cartera de la máxima ratio de Sharpe favorece a Bitcoin y Solana, mientras que la cartera mínima varianza se centra en Bitcoin. El enfoque Garch produce fronteras más estables, realistas y eficientes.

A su vez Ria et al. (2023) en su estudio tiene como objetivo determinar una cartera eficiente de varias criptomonedas formando una línea de frontera eficiente. La línea se forma determinando el riesgo y retorno de 6 criptomonedas: Bitcoin, Dogecoin, Yearnfinance, Binance coin, Monero y Cardano. La técnica utilizada para la seleccionar la muestra es la observación directa y obervación de precios de las 6 criptomonedas en el periodo de enero a diciembre del 2021. El esudio utiliza un análisis cuantitativo y cualitativo. El resultado es que existen opciones de inversión para inversores, también se concluye que

el Bitcoin es una de las criptomonedas que siempre se elige para inverti porque produce rendimientos y riesgos eficientes.

Adicionalmente, Zhou (2025) en su estudio presenta una metodología innovadora; su objetivo fue encontrar y analizar la frontera de la cartera de riesgo mientras se examina la complementariedad de las inversiones libres de riesgo. La viabilidad del marco se valida empiricamente utilizando datos históricos de 12 acciones. Los resultados muestran que los inversores pueden utilizar la frontera eciente como base para adaptar las selcciones de carteras a sus propias tolerancias al riesgo, proporcionando orientación práctica para una gestión de patrimonio adaptable.

En conjunto, estos estudios evidencian la importancia de la frontera eficiente ya que facilita la identificación de carteras con mejores combinaciones para la toma de decisiones de inversión. Sin embargo, si bien los estudios analizados abordan la optimización de carteras y la inclusión de criptomonedas, aún existe la necesidad de profundizar en la determinación del conjunto de carteras optimas y cuál es su impacto dentro de la frontera eficiente según el modelo de Markowitz.

2.1. Variables

2.1.1. Criptomonedas

El surgimiento de las criptomonedas representa uno de los fenómenos tecnológicos y financieros más disruptivos de las últimas décadas; su origen se remonta al año 2008, cuando un individuo o grupo anónimo bajo el seudónimo de Satoshi Nakamoto publicó el documento definitivo que describe un sistema de efectivo electrónico entre pares denominado Bitcoin, concebido como una alternativa descentralizada al sistema bancario tradicional, capaz de procesar transacciones sin la intervención de intermediarios financieros (Almeida & Cruz, 2023).

Esta propuesta respondía a la desconfianza generalizada hacia las instituciones financieras convencionales tras la crisis financiera global más grave que se dio en el año 2008; el Bitcoin planteaba la posibilidad de transferir valor de forma directa, segura y transparente a través de una red distribuida basada en la tecnología de cadena de bloques (blockchain). La publicación del protocolo Bitcoin marcó el inicio de una nueva era en la concepción del dinero y los activos financieros digitales (Singh & Kumar, 2024).

A partir del 2009, año en que se cristalizó la idea del Bitcoin, el ecosistema de las criptomonedas experimentó una evolución acelerada. Durante los primeros años, la adopción fue marginal y restringida a comunidades tecnológicas y criptográficas de nicho; sin embargo, a partir del 2013 y con mayor intensidad desde 2017, el fenómeno alcanzó una dimensión global, impulsado por el incremento

exponencial en la capitalización de mercado, la proliferación de nuevas monedas digitales y el interés creciente de inversores minoristas e institucionales. Este proceso de expansión implicó no solo un aumento en el número de activos disponibles, sino también el desarrollo de infraestructura financiera especializada: exchanges, billeteras digitales, derivados financieros y fondos de inversión orientados exclusivamente a criptoactivos (Singh & Kumar, 2024).

Ahora bien, las criptomonedas son activos digitales que operan sobre infraestructuras descentralizadas de cadena de bloques, utilizando criptografía avanzada para garantizar la seguridad, inmutabilidad e integridad de las transacciones (Calle & Velasquez, 2026). A diferencia de las monedas fiduciarias emitidas por bancos centrales, no están respaldadas por ningún gobierno o institución central, y su funcionamiento depende de protocolos computacionales y del consenso distribuido entre los participantes de la red; esta naturaleza descentralizada constituye una de sus características más definitorias, ya que elimina la necesidad de intermediarios en el proceso de liquidación y compensación de transacciones, reduciendo costos y tiempos operativos de manera significativa (Mendoza et al., 2025).

Entre las características más relevantes de las criptomonedas se destacan: la transparencia, dado que todas las transacciones quedan registradas en un libro contable público e inmutable; la pseudonimidad, que permite operar sin revelar la identidad real de los participantes involucrados; la divisibilidad, al poder fraccionarse en unidades mínimas; y la globalidad, al no estar sujetas a fronteras geopolíticas ni restricciones cambiarias (Barrutia et al., 2023). Estas propiedades les confieren una naturaleza única frente a los instrumentos financieros tradicionales, y han generado un debate académico sobre su clasificación como moneda, activo especulativo o clase de activos independiente (Almeida et al., 2022).

Desde la perspectiva económica y financiera, las criptomonedas exhiben un perfil de riesgo-retorno particular puesto que presentan niveles de volatilidad notoriamente superiores a los de los activos tradicionales, con variaciones de precio que pueden superar el 10% en una sola jornada Almeida et al., 2022). Asimismo, los rendimientos históricos de algunas de las principales criptomonedas han sido extraordinariamente elevados en determinados períodos, lo que las ha convertido en instrumentos de alta rentabilidad potencial con un riesgo proporcional; esta dualidad de alta volatilidad y alto rendimiento potencial es precisamente la que motiva el estudio de su incorporación en portafolios de inversión bajo marcos teóricos como el modelo de Markowitz (Burak & Ozdurak, 2021).

2.1.1.1. Bitcoin (BTC)

Bitcoin es la primera y más relevante criptomoneda en términos de capitalización de mercado, liquidez e influencia sobre el resto del ecosistema cripto, este fue creado por un usuario denominado Nakamoto en

2008 y puesto en operación en enero de 2009; Bitcoin implementa un protocolo de consenso basado en prueba de trabajo (Proof of Work) que requiere el procesamiento computacional intensivo para validar transacciones y añadir nuevos bloques a la cadena. Su oferta total está limitada matemáticamente a 21 millones de unidades, característica que introduce un elemento de escasez programática y que muchos analistas han comparado con el modelo deflacionario del patrón oro (Ruiz et al., 2025).

Desde la perspectiva de los mercados financieros el Bitcoin actúa frecuentemente como referente del mercado cripto en su conjunto; su dominancia de mercado ha oscilado históricamente entre el 40% y el 70%, lo que evidencia su posición central en el ecosistema (Kumar & Tripathy, 2025). Los movimientos del precio del Bitcoin tienden a generar efectos de contagio hacia otras criptomonedas, un fenómeno conocido como efecto de derrame (spillover), que ha sido documentado empíricamente mediante modelos econométricos multivariados como el BEKK-GARCH (Sinlapates & Chancharat, 2024).

2.1.1.2. Ethereum (ETH)

Ethereum es la segunda criptomoneda por capitalización de mercado y la primera plataforma de contratos inteligentes de amplia adopción; esta crypto fue concebida por Vitalik Buterin y lanzada públicamente en 2015 (Rocha & Lima, 2023). Ethereum extendió el paradigma de la cadena de bloques más allá del simple registro de transacciones monetarias, habilitando la ejecución de aplicaciones descentralizadas (dApps) y protocolos financieros autónomos mediante contratos inteligentes programados en el lenguaje Solidity; esta justamente esta capacidad programática la que ha posicionado a Ethereum como la infraestructura base de gran parte del ecosistema DeFi y de los mercados de tokens no fungibles (Singh & Kumar, 2024).

A partir del punto de vista financiero e inversor, Ethereum presenta un perfil de riesgo-retorno diferenciado respecto a Bitcoin; aunque comparte la alta volatilidad característica del mercado crypto, su utilidad funcional como infraestructura de aplicaciones descentralizadas introduce factores adicionales que determinan su valoración (Shamsan, 2024). Algunos de los factores más importantes son: el volumen de actividad en la red, la demanda de procesamiento de contratos inteligentes y las actualizaciones del protocolo. Además, la transición de Ethereum desde el mecanismo de prueba de trabajo hacia el de prueba de participación (Proof of Stake) representó un hito tecnológico con implicaciones directas sobre su modelo de emisión y su consumo energético (Sinlapates & Chancharat, 2024).

2.1.1.3. XRP (Ripple)

XRP es una criptomoneda emergida del protocolo Ripple, este fue desarrollado por la empresa Ripple Labs con el propósito específico de facilitar transferencias internacionales de valor a bajo costo y alta velocidad (Abdullah & Aldhyani, 2022). A diferencia de Bitcoin y Ethereum, XRP no opera sobre una

cadena de bloques permisionada sin intermediarios, sino sobre una red de nodos validadores predeterminados, lo que implica un mayor grado de centralización en su mecanismo de consenso; esta arquitectura le permite procesar transacciones en pocos segundos con comisiones mínimas, características que la han hecho atractiva para instituciones financieras que buscan soluciones de liquidez en tiempo real para pagos transfronterizos y/o internacionales (Singh & Kumar, 2024).

Desde la perspectiva de los mercados de capitales, XRP se manifiesta con un perfil singular dentro del ecosistema crypto puesto que su precio ha estado históricamente vinculado tanto a la adopción institucional del protocolo Ripple como a factores regulatorios; uno de los procesos regulatorios más destacados fue el proceso legal que se dio entre Ripple Labs y la Comisión de Valores de los Estados Unidos, lo que generó una incertidumbre significativa sobre su estatus jurídico como valor o como criptomoneda de utilidad. Esta fuente adicional de riesgo regulatorio diferencia a XRP de otras criptomonedas y debe ser considerada en el análisis de riesgo de portafolios que incluyan este activo (Almeida et al., 2022).

2.1.1.4. BNB (Binance Coin)

BNB es una crypto originada en el ecosistema Binance, este último es una plataforma de intercambio (exchange) de criptomonedas y tiene el mayor volumen de negociación a nivel mundial; fue lanzado oficialmente en el año 2017 como un token de utilidad destinado a ofrecer descuentos en las comisiones de la plataforma. BNB ha evolucionado hasta convertirse en la moneda base de la Binance Smart Chain, una cadena de bloques de alta velocidad y bajo costo que aloja un creciente ecosistema de aplicaciones descentralizadas y protocolos DeFi. Esta evolución funcional ha ampliado significativamente su base de casos de uso y, con ello, los factores que determinan su valoración en el mercado (Singh & Kumar, 2024).

Desde la perspectiva financiera, el BNB está estrechamente vinculado a la salud operativa y reputacional del ecosistema Binance. El volumen de negociación de los intercambios, los desarrollos regulatorios que afectan a la plataforma y las iniciativas de quema periódica de tokens son factores que influyen directamente sobre su precio; esta dependencia estructural respecto a una entidad corporativa específica introduce un riesgo de concentración que lo diferencia de criptomonedas como Bitcoin, cuya valoración depende de factores más descentralizado (Sinlapates & Chancharat, 2024).

2.1.2. Portafolio de inversión

Un portafolio de inversión, también denominado cartera de inversión, se define como el conjunto de activos financieros o combinación de depósitos bancarios, bonos, acciones, bienes raíces y otras inversiones (Almeida & Cruz, 2023). Esta asignación de activos se centra en la distribución estratégica de los mismo para gestionar el riesgo y rentabilidad y dependen de los objetivos de los inversores, tolerancia

al riesgo, el horizonte temporal, las necesidades de liquidez y la situación macroeconómica (Ceballos et al., 2025). Las inversiones no deben seleccionarse combinando múltiples valores individuales con características de riego y rentabilidad preferibles, sino analizando como contribuyen a la cartera en su conjunto (Oden, 2023).

Antes de la creación del portafolio de inversión, la práctica para que alguien invirtiera carecía de un sustento matemático uniforme que ayudará en la toma de decisiones, sobre todo el tiempos de incertidumbre; además, previo al portafolio, la diversificación se hacía principalmente de forma intuitiva. El trabajo de Markowitz transformó la gestión de inversiones en una disciplina cuantitativa, estableciendo que el objetivo del inversor racional sea maximizar el rendimiento esperado para un nivel de riesgo dado, o equivalentemente, minimizar el riesgo para un nivel de rendimiento objetivo (Surtee & Alagidede, 2023).

Ahora bien, para la construcción de un portafolio de inversión se tienen que tomar decisiones en múltiples dimensiones: la selección del universo de activos candidatos, la determinación de los pesos o ponderaciones de cada activo en el portafolio, la definición del horizonte temporal de inversión y la actualización periódica de la cartera en función de la evolución de los mercados; cada una de estas decisiones involucra supuestos sobre el comportamiento de los activos y sobre las preferencias del inversor, que deben ser explicados y justificados en el marco analítico empleado (Demmler, 2023). Por lo tanto, la coherencia entre los supuestos del modelo y las características empíricas de los activos estudiados es una condición necesaria para la validez de los resultados obtenidos mediante técnicas de optimización de portafolios (Zapata & Garcia, 2025).

Relacionado a ello, el portafolio óptimo, esta depende de la tolerancia al riesgo que tiene un inversor, al ser adverso al riesgo seleccionará un portafolio que está situado en la parte más baja de la frontera eficiente, y un inversor que busque mayor rendimiento tendrá que asumir mayor riesgo y optará por el portafolio que está en la parte más alta de la frontera eficiente. (Mendoza et al., 2025).

2.1.3. Modelo de Markowitz y frontera eficiente

La Teoría Moderna de Portafolios constituye el marco conceptual y matemático más influyente en la historia de la gestión cuantitativa de inversiones y fue desarrollada por Harry Markowitz en1952. Esta teoría estableció por primera vez un criterio formal para la selección racional de carteras de inversión bajo condiciones de incertidumbre, transformando la gestión de activos de una práctica empírica en una disciplina científica rigurosa(Ceballos et al., 2025). García et al. (2020) mencionan que la idea era que los inversores considerasen deseable una rentabilidad esperada mientras que la varianza de rentabilidades es

indeseable. La contribución central de Markowitz consistió en demostrar matemáticamente que el riesgo de un portafolio no depende únicamente de los riesgos individuales de sus componentes, sino fundamentalmente de las relaciones estadísticas (covarianzas) entre ellos, lo que abrió la puerta a la cuantificación del beneficio de la diversificación (Oden, 2023).

La Teoría Moderna de Portafolios reformuló el problema de la inversión como un problema de optimización matemática; dadas las características estadísticas de los activos disponibles como rendimientos esperados, varianzas y covarianzas, el inversor debe identificar la combinación de datos que le permita alcanzar la cartera óptima según su función de utilidad, definida en términos de la relación entre el rendimiento esperado y la varianza del portafolio. Este enfoque de media-varianza constituye el núcleo operativo de la teoría de Markowitz y ha dado origen a toda una familia de modelos explicativos y extensiones que han enriquecido la teoría financiera durante más de siete décadas. La influencia de esta teoría se extiende más allá de lo académico, sus principios han sido incorporados en la práctica profesional de la gestión de activos, en los modelos de valoración de riesgos de instituciones financieras y en los marcos regulatorios de gestión prudencial de cartera (Zapata & Garcia, 2025).

El modelo de Markowitz descansa sobre un conjunto de supuestos que delimitan su ámbito de aplicabilidad y que deben ser evaluados críticamente cuando el modelo se aplica a clases de activos no convencionales como las criptomonedas. El primer supuesto y el central es que los inversores son racionales y adversos al riesgo, por lo que, entre dos portafolios con igual rendimiento esperado, el inversor siempre preferirá el de menor varianza; y entre dos portafolios con igual varianza, preferirá el de mayor rendimiento esperado; este supuesto de racionalidad en sentido media-varianza es la piedra angular sobre la que se construye el criterio de eficiencia del portafolio (Kufo et al., 2024).

El segundo supuesto fundamental es que los rendimientos de los activos siguen una distribución conjunta normal multivariada, lo que implica que la media y la varianza son estadísticos suficientes para caracterizar completamente la distribución de rendimientos y, por ende, las preferencias del inversor pueden representarse de manera exhaustiva en el espacio media-varianza. Este supuesto de normalidad simplifica considerablemente el problema de optimización, pero ha sido objeto de críticas persistentes en el contexto de los activos financieros reales, cuyas distribuciones de rendimientos exhiben típicamente exceso de curtosis y asimetría. En el caso específico de las criptomonedas, la violación del supuesto de normalidad es especialmente pronunciada, dado que estos activos presentan distribuciones leptocúrticas con colas pesadas que reflejan la ocurrencia frecuente de variaciones de precio extremas (Zapata & Garcia, 2025).

Por otra parte, la frontera eficiente es el conjunto de portafolios óptimos en el sentido media-varianza, para cada nivel de varianza (riesgo) posible, ofrecen el máximo rendimiento esperado alcanzable, o

equivalentemente, para cada nivel de rendimiento esperado deseado, presentan la mínima varianza. En el espacio cartesiano con la desviación estándar en el eje de abscisas y el rendimiento esperado en el eje de ordenadas, la frontera eficiente se representa como la rama superior de la curva hiperbólica que describe el conjunto de portafolios de mínima varianza (Markowitz, 1952). De ahí que, los portafolios situados por debajo de la frontera eficiente son ineficientes, ya que existen carteras alternativas que dominan en sentido media-varianza, ofrecen igual rendimiento con menor riesgo, o igual riesgo con mayor rendimiento (Molina et al., 2023).

La construcción de la frontera eficiente para portafolios compuestos exclusivamente por criptomonedas, o por combinaciones de criptomonedas y activos financieros tradicionales, representa uno de los campos de investigación empírica más activos en la intersección de las finanzas computacionales y la teoría de portafolios. Los estudios pioneros en esta área demostraron que las criptomonedas, a pesar de su elevada volatilidad individual, pueden contribuir positivamente a la eficiencia del portafolio cuando se combinan adecuadamente, desplazando la frontera eficiente hacia arriba en el espacio media-desviación estándar, es decir, permitiendo alcanzar mayores rendimientos esperados para un mismo nivel de riesgo; este desplazamiento favorable de la frontera es posible gracias a las correlaciones imperfectas entre criptomonedas y entre estas y los activos tradicionales (Burak & Ozdurak, 2021).

3. Metodología

La presente investigación presenta un enfoque cuantitativo, debido a que se emplean métodos estadísticos y financieros para el análisis de datos históricos de criptomonedas. Asimismo, el estudio posee un diseño no experimental, ya que las variables no fueron manipuladas y se analizaron en su contexto natural. La investigación es de tipo longitudinal y nivel observacional, debido a que se estudió el comportamiento de los activos financieros a través del tiempo mediante series históricas de cotización.

Para el desarrollo del estudio se seleccionaron las criptomonedas Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana y XRP, considerando criterios de capitalización, liquidez y representatividad dentro del mercado de criptoactivos. Los datos utilizados corresponden a precios históricos diarios del periodo 2023–2025, obtenidos de plataformas financieras especializadas.

La técnica de recolección de datos utilizada fue la observación documental, mientras que el instrumento consistió en una base de datos estructurada en Microsoft Excel. El procesamiento de datos se realizó mediante el cálculo de rendimientos, riesgo individual, matriz de varianza–covarianza y optimización de portafolios utilizando el modelo de Markowitz. Asimismo, se empleó el complemento Solver de Microsoft Excel para determinar la cartera óptima mediante la maximización de la ratio de Sharpe

3.1. Población y Muestra

La población se refiere al conjunto completo de individuos, elementos o fenómenos que comparten una característica común y son objeto de estudio(Cáceres et al., 2023). Para este estudio, la población de este estudio está compuesta por todas las criptomonedas disponibles en el mercado financiero. Esto incluye activos digitales con datos históricos de precios y volumen de negociación. Para el análisis, se seleccionará una muestra de las criptomonedas más relevantes según su capitalización de mercado y liquidez.

El formato de la muestra está diseñado para aplicar un muestreo no probabilístico, específicamente de tipo conveniencia. Conforme a la explicación de Cáceres et al. (2023), indican que este tipo de muestra son técnicas en el que algunos integrantes de la población no tienen posibilidad de ser elegidos o no se sabe con certeza, esta alternativa es útil en contextos donde no es necesario garantizar la representación total, o cuando el acceso a toda la población es limitado.

Para el análisis, se seleccionará una muestra de las criptomonedas más relevantes según su capitalización de mercado y liquidez, entre las cuales se incluyen Bitcoin, Ethereum, Solana, XRP, BNB, debido a su impacto y adopción dentro del ecosistema cripto.

3.2. Técnica de recolección de datos

La técnica de recolección de datos para este estudio será observacional.

Cáceres et al. (2023) hace referencia a que la observación directa brinda una visión sobre los comportamientos de interés, como la resolución de problemas, fomento, y la participación positiva. Los investigadores pueden identificarlos de manera precisa y confiable.

Para la recolección de estos datos se utilizarán datos históricos de precios, volumen de negociación y capitalización de mercado de las criptomonedas seleccionadas. Estos datos serán procesados y analizados bajo el modelo de Markowitz para determinar el conjunto de carteras óptimas y su impacto en la frontera eficiente.

3.3. Procesamiento de datos

Después de recolectar la información de la muestra se hará uso del SPSS para extraer, analizar y procesar la información recaudada, la cual tendrá la labor de tabular la información y proporcionar gráficos para la interpretación de los resultados y así organizar estos datos según los objetivos planteados en la investigación.

Se uso como herramienta el modelo Markowitz para la determinación de la cartera optima de inversión tomando en cuenta los valores históricos de 2 años (enero 2023 – diciembre 2025) de las criptomonedas

seleccionadas y su volatilidad como factor de rendimiento, aplicando las variables de riesgo y rendimiento, se hace uso del software Excel con la función Solver según la siguientes formulas;

Fórmula 1

Rendimiento:

Para obtener los datos para el análisis, primero se calcula el rendimiento de sus precios históricos durante el periodo 2023-2025 de cada activo mediante la siguiente fórmula:

$$\boldsymbol{Rendimiento = \frac{Precio\ actual - precio\ anterior}{Precio\ anterior}}$$

Fuente: Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. The Journal of Finance, 7

Donde:

Precio actual: Precio del día

Precio anterior: Precio un día antes

Nota: (%) El rendimiento se expresa en porcentaje (%) y representa la variación del precio entre dos periodos consecutivos.

Fórmula 2

Rendimiento esperado:

Para estimar el rendimiento esperado de cada activo, se usa el promedio aritmético de los rendimientos históricos registrados durante el periodo de análisis 2023-2025, expresado mediante la siguiente fórmula:

$$E(Ri) = \frac{\sum_{t=1}^{T} R_{it}}{T}$$

Dónde:

E(Ri) = rendimiento promedio del activo

Rit = rendimiento en cada periodo

T = número de datos

Nota: Representa el rendimiento promedio de cada criptomoneda durante el periodo de estudio (2 años)

Fuente: Gujarati, D.N., Y Porter, D.C. Econometría

Fórmula 3

Riesgo (desviación estándar)

El riesgo de cada activo se mide a través de la desviación estándar, calculada como:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum(R_{it} - E(R_i))^2}{T-1}}$$

Dónde:

σ_i: riesgo del activo i

R_{it}: rendimiento del activo

$E(R_i)$: rendimiento promedio

T: número de datos

Nota: Mide la volatilidad del activo, es decir, qué tanto varían sus rendimientos en el tiempo.

Fuente: Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. The Journal of Finance, 7

Formula 4

Varianza (diagonal de la matriz)

Como medida complementaria de riesgo, se define la varianza que corresponde al cuadrado de la desviación estándar e indica la dispersión de los rendimientos o resultados:

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_{t=1}^{T}(R_{it}-E(R_i))^2}{T-1}$$

σ_i^2: varianza del activo i

R_{it}: rendimiento del activo i en el periodo t

ER_i: rendimiento promedio del activo i

T: número de datos

Nota: La varianza mide la dispersión de los rendimientos y representa el nivel de riesgo individual de cada activo

Fórmula 5

Covarianza (matriz completa)

Para analizar la relación de 2 activos y como se mueven sus rendimientos en forma conjunta se emplea la covarianza expresada mediante:

$$\sigma_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T}(R_{it}-E(R_i)\left(R_{jt}-E(R_j)\right)}{T-1}$$

Fuente: *Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection.*

σ_{ij}: covarianza entre el activo i y j

R_{it} , R_{jt}: rendimientos de los activos i y j

$E(R_i), E(R_i)$: rendimientos promedio

T: número de datos

Nota:

positiva → se mueven juntos

negativa → se mueven en sentido contrario

cercana a 0 → no tienen relación

Fórmula 6

Riesgo del portafolio (varianza)

El riesgo de la cartera medido a través de la varianza considera la variabilidad individual de cada activo como la correlación entre ellos:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_i w_j \sigma_{ij}$$

Fuente: *Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection.*

σ_p^2: varianza del portafolio

$w_i w_j$: pesos de los activos i y j

σ_{ij}: covarianza entre los activos i y j

n: número de activos

Fórmula 7

Riesgo del portafolio (desviación estándar)

La desviación estándar del portafolio representa el nivel de riesgo total expresado en la misma unidad que los portafolios y se obtiene de la siguiente forma:

$$\sigma_p = \sqrt{\sigma_p^2}$$

σ_p: riesgo total del portafolio

Fuente: Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection

Fórmula 8

Ratio de Sharpe

Por último, para analizar la eficiencia de la cartera y seleccionar la opción más conveniente sobre la frontera eficiente se utiliza el ratio de Sharpe, que según Zhou, (2025) "el ratio de Sharpe sirve como indicador numérico de la aversión al riesgo entre los inversores, distinguiendo entre la aversión al riesgo y la búsqueda de riesgo" (p.4).

$$S = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$$

S: ratio de Sharpe

R_p : rendimiento del portafolio

R_f : tasa libre de riesgo

σ_p : riesgo del portafolio (desviación estándar)

Fuente: *Sharpe, W. (1966)*

Nota: El ratio de Sharpe mide el rendimiento del portafolio en relación con el riesgo asumido. Permite identificar la mejor combinación de activos, ya que un mayor valor de Sharpe indica una mejor relación entre rendimiento y riesgo.

3.3.1. Uso de función Solver en la optimización del portafolio

Para identificar el portafolio óptimo se utilizó el complemento Solver de Microsoft Excel, el cual facilita resolver problemas de optimización ya que posibilita la maximización o minimización de una función objetivo sujeta a restricciones (Microsoft, 2023). En este estudio, se definió como función objetivo la maximización de la ratio de Sharpe, considerando como variables de decisión los pesos de cada activo dentro del portafolio. Asimismo, se establecieron restricciones como la suma de los pesos igual a uno ($\sum wi = 1$) y la no negatividad de los mismos ($wi \geq 0$), permitiendo así identificar la combinación óptima de activos en concordancia con el modelo de (Markowitz, 1952).

3.3.2. Frontera eficiente con simulación

La construcción de la frontera eficiente se realizó mediante la simulación de 5000 portafolios, generados a partir de combinaciones aleatorias de pesos asignados a los activos, respetando las restricciones del modelo de (Markowitz, 1952). Para cada portafolio simulado, se calcularon el rendimiento esperado y el riesgo, medido a través de la desviación estándar, utilizando la matriz de varianza–covarianza.

Estos resultados fueron representados en un plano riesgo–retorno, Dónde cada punto corresponde a una cartera simulada. La dispersión de los puntos permitió visualizar el conjunto de combinaciones posibles, a partir del cual se identificó la frontera eficiente como la envolvente superior que agrupa los portafolios que maximizan el rendimiento para cada nivel de riesgo (Markowitz, 1952).

Finalmente, dentro de este conjunto se identificó el portafolio óptimo, correspondiente a aquel que maximiza la ratio de Sharpe, el cual se ubica sobre la frontera eficiente y representa la mejor relación entre riesgo y rendimiento.

4. Resultados

A continuación, se presentan los resultados obtenidos en función de los tres objetivos específicos planteados, los cuales permiten dar respuesta a las hipótesis formuladas en el estudio.

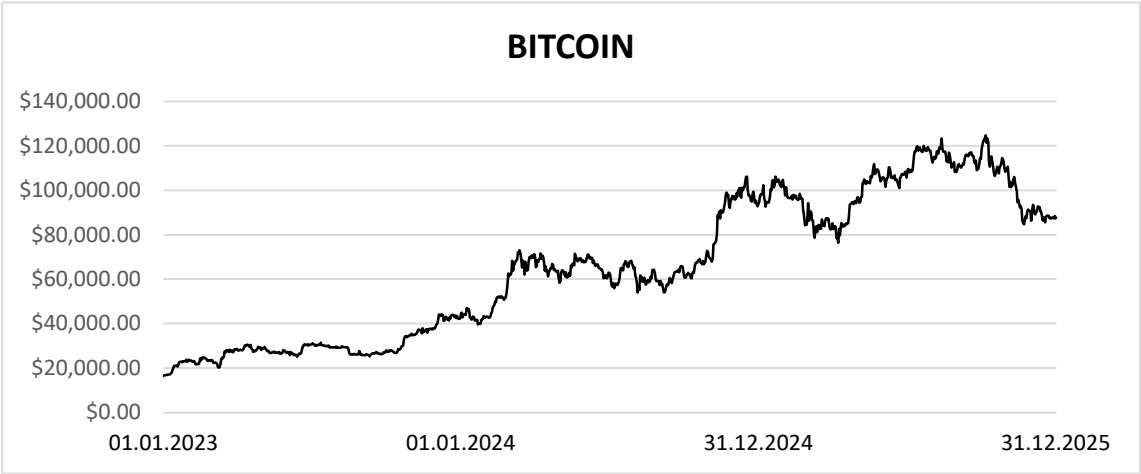
En esta sección se presentan, en primer lugar, los resultados descriptivos de los criptoactivos considerados para la conformación de los portafolios de inversión. Como base de este análisis, la figura

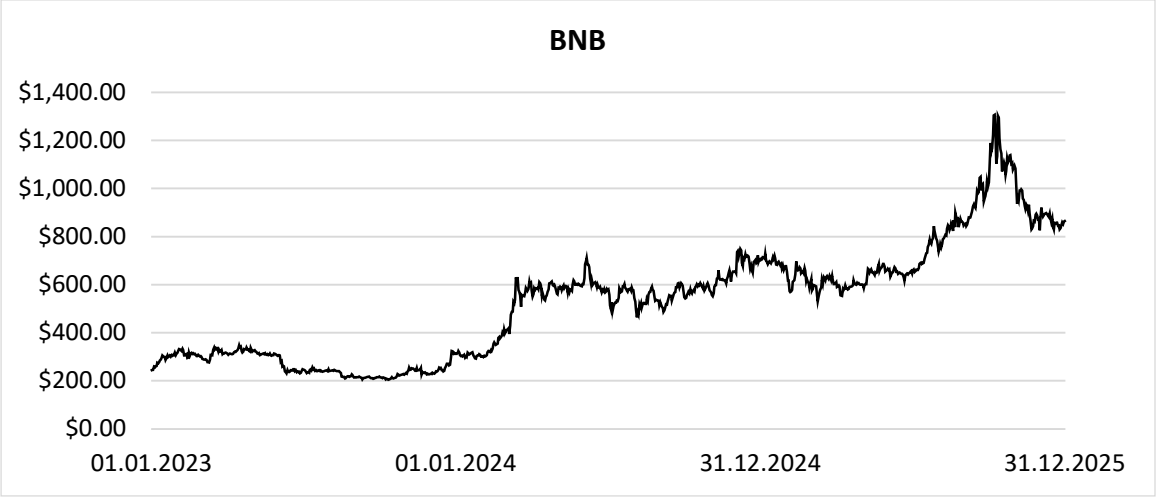
1 ilustra la evolución histórica de los precios de Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana y XRP durante el periodo 2023–2025. A partir de esta información, se identifica un comportamiento caracterizado por variaciones constantes en el tiempo, evidenciando un alto nivel de volatilidad, aspecto esencial para la evaluación del riesgo y la estructuración de portafolios eficientes.

Figura 1.

Serie histórica de cotización de criptomonedas 2023 – 2025







Fuente: Elaboración propia (datos CoinMarketCap.com)

52 Los resultados de la figura 1 muestran que las cinco criptomonedas experimentaron variaciones importantes en sus precios, reflejando la naturaleza dinámica y altamente volátil del mercado de activos digitales.

Bitcoin mantuvo una tendencia de crecimiento sostenida durante gran parte del periodo analizado, alcanzando sus mayores niveles de cotización hacia finales de 2024 e inicios de 2025, aunque posteriormente registró una corrección moderada. De manera similar, Ethereum mostró una evolución positiva, con incrementos significativos en su precio y fluctuaciones constantes propias de este mercado.

54 En el caso de BNB, se observa un crecimiento progresivo acompañado de periodos de estabilidad relativa y episodios de incremento acelerado. Por otro lado, Solana presentó una de las mayores expansiones porcentuales de valor dentro de la muestra, evidenciando una fuerte apreciación de precio, pero también movimientos más pronunciados en comparación con otros activos. Asimismo, XRP

registró cambios bruscos en su cotización, especialmente durante 2025, cuando alcanzó niveles considerablemente superiores a los observados en años anteriores.

En términos generales, las criptomonedas analizadas no siguieron un comportamiento homogéneo, ya que cada una presentó distintos niveles de crecimiento y volatilidad. Estas diferencias son relevantes para el proceso de optimización de carteras, debido a que permiten identificar oportunidades de diversificación y evaluar cómo la combinación de activos con características distintas puede influir en la relación entre riesgo y rentabilidad propuesta por el modelo de Markowitz.

El segundo elemento descriptivo es la matriz de varianza–covarianza, la cual se presenta en la tabla 1, proporcionando información sobre el grado de relación existente entre los cinco criptoactivos analizados. Asimismo, esta matriz permite identificar el nivel de riesgo individual de cada activo (varianza) y la interacción conjunta entre ellos (covarianza), siendo un insumo fundamental para la construcción del portafolio óptimo según el modelo de Markowitz.

Tabla 1
Matriz de varianza-covarianza criptomonedas

Activos	Bitcoin	Ethereum	BNB	Solana	XRP
Bitcoin	0.0005944	0.0006381	0.0004201	0.0008068	0.0002876
Ethereum	0.0006381	0.0010949	0.0005848	0.0010651	0.0004724
BNB	0.0004201	0.0005848	0.0007400	0.0007197	0.0002576
Solana	0.0008068	0.0010651	0.0007197	0.0022067	0.0005872
XRP	0.0002876	0.0004724	0.0002576	0.0005872	0.0020750

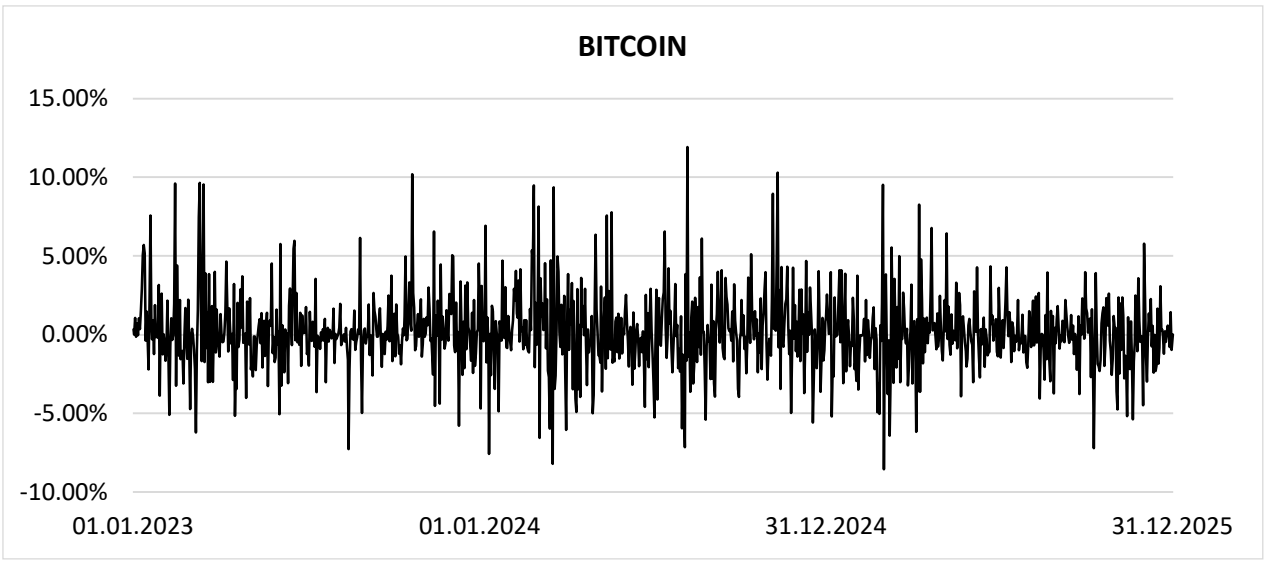
Fuente: Elaboración propia (datos CoinMarketCap.com)

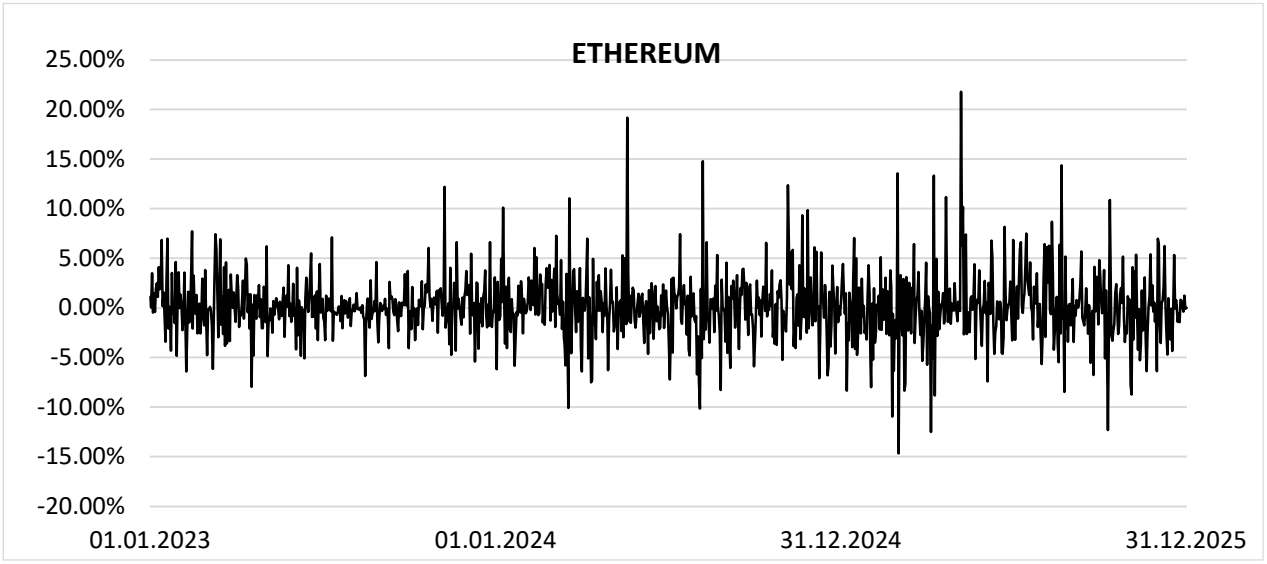
La figura 2 muestra la volatilidad de rendimientos diarios de las criptomonedas Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana y XRP durante el periodo de estudio 2023–2025. A partir de esta representación, se evidencia un comportamiento altamente volátil en los criptoactivos, reflejado en la amplitud de sus variaciones diarias.

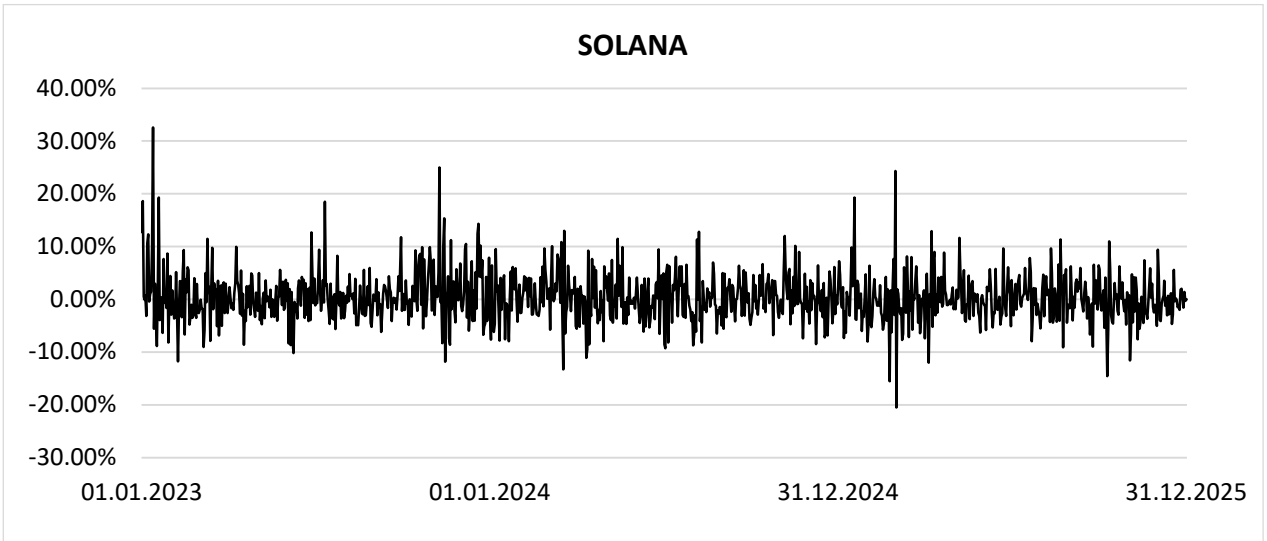
4

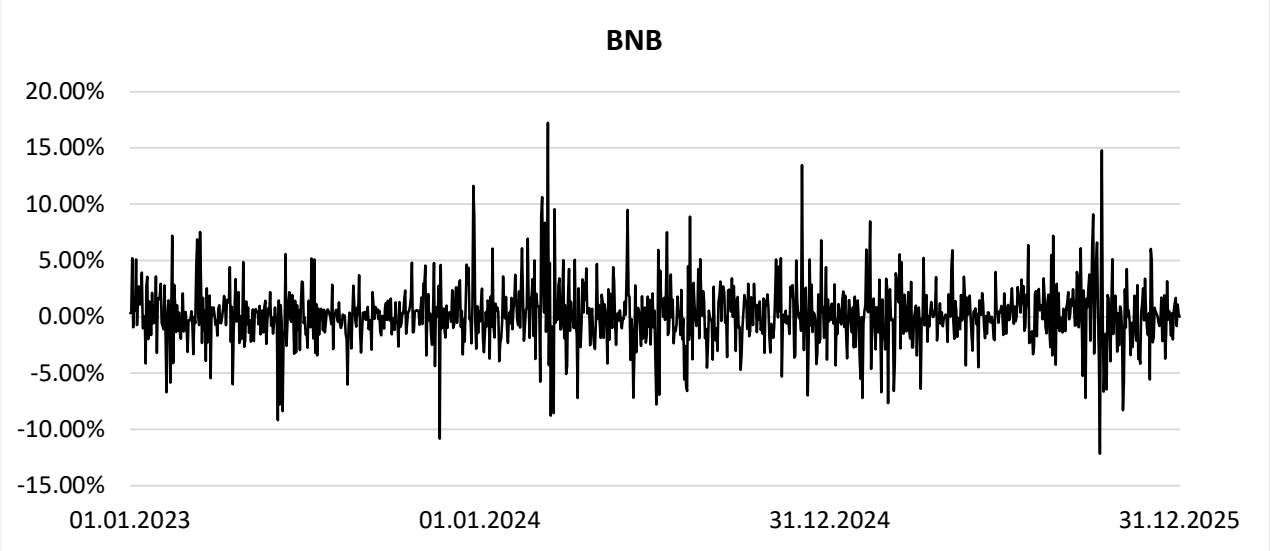
Figura 2.

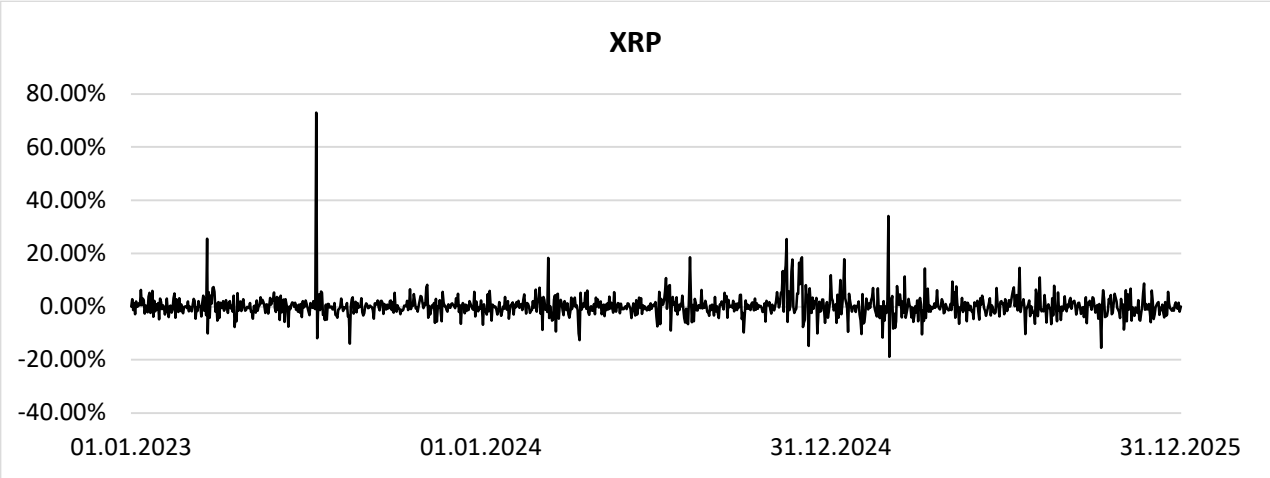
Volatilidad de la rentabilidad diaria en las criptomonedas











Fuente: Elaboración propia (datos CoinMarketCap.com)

Se observa que los rendimientos diarios fluctúan constantemente alrededor de cero, reflejando el comportamiento dinámico e incierto del mercado de criptomonedas.

Bitcoin presenta variaciones relativamente moderadas, con rendimientos diarios comprendidos entre -8.55% y 11.94%, lo que es consistente con su nivel de riesgo de 2.44%.

En particular, Solana destaca como uno de los activos con mayor nivel de volatilidad, presentando rendimientos que oscilan entre +32.59% y -20.47%. Asimismo, XRP evidencia el rango más amplio de variación positiva, alcanzando un máximo de +73.00% y un mínimo de -18.76%, lo que indica la presencia de fluctuaciones extremas en determinados periodos.

Por su parte, Ethereum registra variaciones entre +21.80% y -14.66%, mientras que BNB presenta rendimientos que fluctúan entre +17.23% y -12.14%. En contraste, Bitcoin muestra un comportamiento

relativamente más estable en comparación con los demás activos, con variaciones comprendidas entre +11.94% y -8.55%.

En conjunto, estos resultados evidencian la alta volatilidad característica del mercado de criptomonedas, lo cual constituye un factor determinante en la construcción de portafolios de inversión, ya que influye directamente en el nivel de riesgo asumido por el inversionista.

Tabla 2

Rentabilidad

Indicador	Bitcoin	Ethereum	Bnb	Solana	Xrp
Promedio De Rentabilidad	0.18 %	0.14 %	0.15 %	0.34 %	0.25 %
Riesgo	2.44 %	3.31 %	2.72 %	4.70 %	4.56 %

Fuente: Elaboración propia (datos CoinMarketCap.com)

Los resultados de la tabla 2 presentan el promedio de rentabilidad y el nivel de riesgo de las criptomonedas analizadas. La rentabilidad promedio representa el rendimiento medio obtenido por cada activo durante el periodo de estudio, mientras que el riesgo, medido mediante la desviación estándar, refleja el nivel de volatilidad de los rendimientos.

Se observa que Solana presenta la mayor rentabilidad promedio (0.34%), aunque también registra el mayor nivel de riesgo (4.70%), seguida por XRP, lo que evidencia una relación directa entre riesgo y rendimiento. En contraste, Bitcoin y BNB muestran menores niveles de volatilidad y rendimientos relativamente más estables.

Estos resultados resaltan la importancia de la diversificación, debido a que ningún activo individual ofrece la mejor combinación entre riesgo y rentabilidad, justificando así la aplicación del modelo de Markowitz en la optimización de portafolios.

La tabla 3 presenta los portafolios pertenecientes a la frontera eficiente obtenida mediante el modelo de Markowitz. En ella se muestran las distintas combinaciones de activos conformadas por Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana y XRP, junto con sus respectivos niveles de riesgo y rentabilidad esperada.

Tabla 3

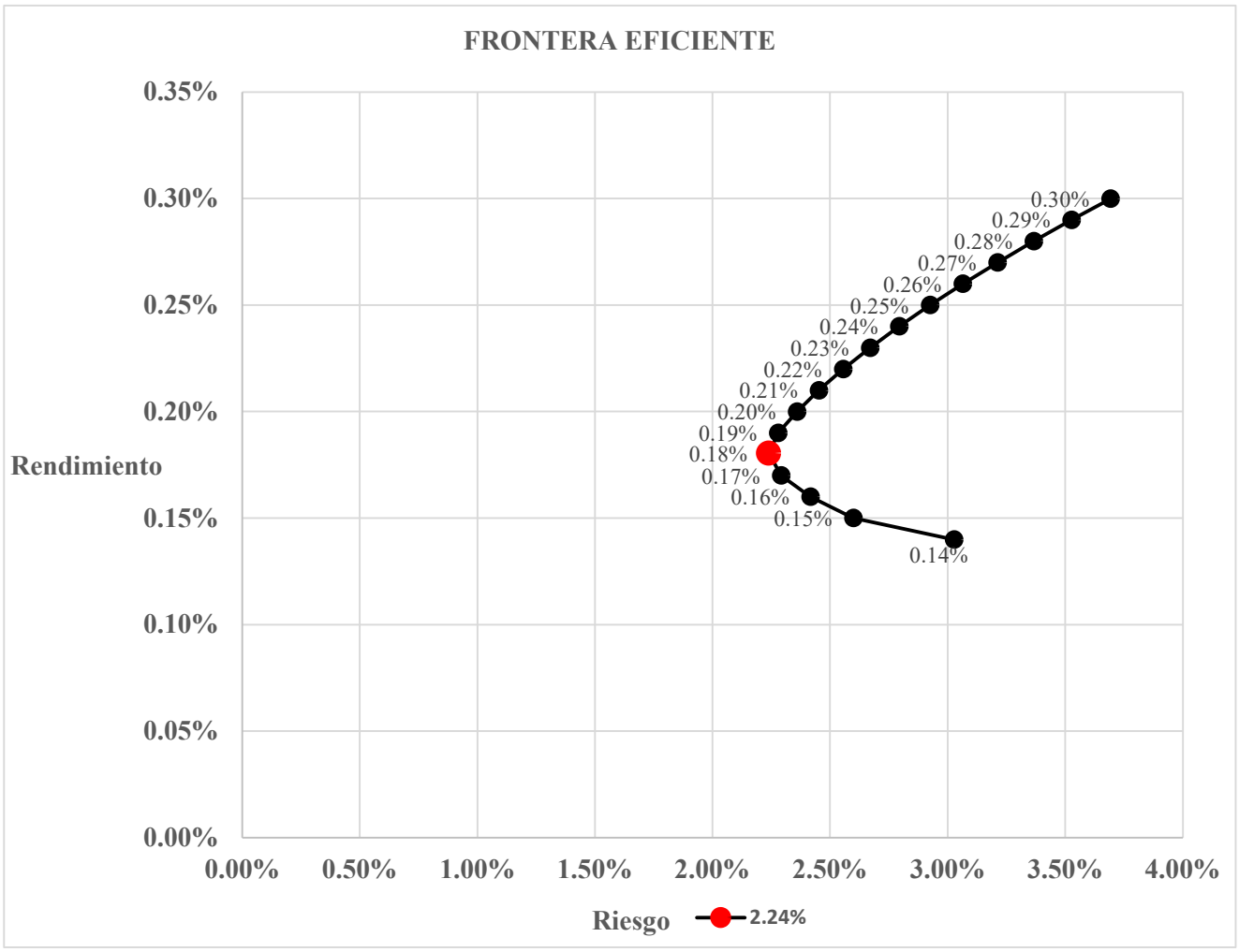
Portafolios

Portafolios	Bitcoin	Ethereum	Bnb	Solana	Xrp	Riesgo	Rentabilidad
P1	0,00%	79,87%	20,13%	0,00%	0,00%	3,03%	0,14%
P2	8,77%	30,98%	60,24%	0,00%	0,00%	2,60%	0,15%
P3	33,53%	12,83%	53,64%	0,00%	0,00%	2,42%	0,16%
P4	48,20%	0,00%	47,89%	0,00%	3,90%	2,29%	0,17%
P5	55,90%	0,00%	31,63%	0,00%	12,47%	2,24%	0,18%
P6	60,39%	0,00%	19,81%	1,25%	18,55%	2,28%	0,19%
P7	57,49%	0,00%	16,29%	6,43%	19,79%	2,36%	0,20%
P8	54,59%	0,00%	12,77%	11,62%	21,03%	2,45%	0,21%
P9	51,69%	0,00%	9,25%	16,80%	22,27%	2,56%	0,22%
P10	48,78%	0,00%	5,73%	21,98%	23,51%	2,67%	0,23%
P11	45,88%	0,00%	2,21%	27,16%	24,75%	2,79%	0,24%
P12	41,43%	0,00%	0,00%	32,60%	25,97%	2,93%	0,25%
P13	34,38%	0,00%	0,00%	38,45%	27,17%	3,07%	0,26%
P14	27,33%	0,00%	0,00%	44,31%	28,36%	3,21%	0,27%
P15	20,28%	0,00%	0,00%	50,17%	29,56%	3,37%	0,28%
P16	13,22%	0,00%	0,00%	56,03%	30,75%	3,53%	0,29%
P17	6,17%	0,00%	0,00%	61,88%	31,95%	3,69%	0,30%

Los resultados presentados en la tabla 3 evidencian una relación directa entre riesgo y rentabilidad dentro de los portafolios eficientes. Se observa que, a medida que aumenta la rentabilidad esperada, también se incrementa el nivel de riesgo asociado al portafolio. Los primeros portafolios presentan una mayor participación de Bitcoin, Ethereum y BNB, caracterizándose por menores niveles de volatilidad y rendimientos moderados. Por otro lado, conforme aumenta la participación de Solana y XRP, se obtienen mayores niveles de rentabilidad, aunque acompañados de un incremento progresivo en el riesgo. Asimismo, el portafolio óptimo destaca dentro del conjunto eficiente por ofrecer una combinación favorable entre riesgo y rendimiento, evidenciando el efecto de la diversificación en la optimización de carteras bajo el modelo de Markowitz. Con la finalidad de visualizar el comportamiento de los portafolios eficientes, la figura 3 representa gráficamente la relación entre riesgo y rentabilidad de las carteras, obteniendo así la frontera eficiente.

Figura 3

Frontera eficiente



La figura 3 presenta la frontera eficiente obtenida mediante el modelo de Markowitz, mostrando la relación entre el riesgo y la rentabilidad de los portafolios analizados. Cada punto representa una combinación eficiente de activos conformada por Bitcoin, Ethereum, BNB, Solana y XRP, permitiendo visualizar el comportamiento de las distintas alternativas de inversión.

Se observa que, a medida que aumenta la rentabilidad esperada, también se incrementa progresivamente el nivel de riesgo del portafolio, evidenciando una relación directa entre ambas variables. Asimismo, la gráfica muestra que el riesgo no presenta un comportamiento estrictamente lineal, ya que inicialmente disminuye hasta alcanzar un nivel mínimo y posteriormente vuelve a incrementarse, aun cuando la rentabilidad esperada es menor. Este comportamiento responde al efecto de diversificación y a las correlaciones existentes entre los activos del portafolio respaldando así la hipótesis 2.

Dentro de la frontera eficiente, el punto resaltado en color rojo representa el portafolio óptimo, el cual presenta una rentabilidad esperada de 0.18% y un nivel de riesgo de 2.24%, destacando por ofrecer la mejor combinación entre riesgo y rendimiento según el modelo de Markowitz, como se muestra en la tabla 4 de portafolio óptimo.

Tabla 4
Portafolio optimo según Modelo Markowitz

Portafolio optimo	Bitcoin	Ethereum	Bnb	Solana	Xrp	Total	Rendimiento	Riesgo
Porcentaje de inversión	55,90%	0,00%	31,63%	0,00%	12,47%	100,00%	**0.18%**	**2.24%**

Fuente: Elaboración propia (datos CoinMarketCap.com)

La tabla 4 presenta la composición del portafolio óptimo obtenido mediante el modelo de Markowitz. Se observa una mayor asignación de inversión en Bitcoin (55.90%), seguido de BNB (31.63%) y XRP (12.47%), mientras que Ethereum y Solana no fueron incluidos dentro de la cartera óptima.

Esta distribución evidencia que el modelo selecciona los activos que ofrecen una mejor relación entre riesgo y rentabilidad, priorizando combinaciones más eficientes y reduciendo la exposición a activos con mayor volatilidad relativa.

En ese sentido, los resultados obtenidos son consistentes con la hipótesis específica 1, ya que muestran que el modelo de Markowitz permitió encontrar combinaciones de inversión con una mejor relación entre riesgo y rentabilidad dentro del mercado de criptomonedas. A partir de la construcción de la frontera eficiente, se observó que los portafolios con mayores niveles de rendimiento esperado también estuvieron acompañados por mayores niveles de riesgo, mostrando el equilibrio que existe entre ambas variables.

Por otro lado, la identificación del portafolio óptimo permitió seleccionar una combinación de activos compuesta por Bitcoin, BNB y XRP, alcanzando una rentabilidad esperada de 0.18% con un riesgo de 2.24%. Esto muestra que la diversificación tuvo un papel importante dentro del proceso de optimización, ya que la selección final no estuvo determinada por los activos con mayor rendimiento individual, sino por aquellos que aportaron una mejor combinación entre estabilidad y retorno esperado.

En conjunto, estos resultados permiten señalar que la aplicación del modelo de Markowitz contribuye a mejorar el proceso de selección de inversiones en criptomonedas y facilita la construcción de carteras más eficientes frente al comportamiento volátil del mercado.

5. Discusión

Con respecto al primer objetivo específico, orientado a estimar la rentabilidad y el riesgo de las criptomonedas seleccionadas mediante el modelo de Markowitz, los resultados muestran diferencias importantes entre los activos analizados. Solana obtuvo la mayor rentabilidad promedio diaria (0.34%), seguida de XRP (0.25%) y Bitcoin (0.18%). Sin embargo, este mayor rendimiento estuvo acompañado de mayores niveles de riesgo, siendo Solana el activo con la desviación estándar más elevada (4.70%), seguida por XRP (4.56%). Por el contrario, Bitcoin registró un riesgo menor (2.44%), manteniendo un rendimiento competitivo frente a los demás activos. Estos resultados permiten observar que una mayor rentabilidad potencial suele estar asociada a una mayor volatilidad, situación que también es señalada por Minerva (2025), quienes indican que la selección de activos debe considerar simultáneamente el retorno esperado y el nivel de riesgo asumido por el inversionista.

En relación con el segundo objetivo específico, referido al comportamiento de la frontera eficiente bajo criterios de diversificación, los resultados obtenidos muestran que las diferentes combinaciones de activos generan distintos escenarios de riesgo y rentabilidad. La frontera eficiente construida permitió identificar aquellas carteras que ofrecen el mayor rendimiento esperado para cada nivel de riesgo. Además, se observó que la relación entre ambas variables no es completamente lineal, ya que determinadas combinaciones lograron reducir el riesgo sin sacrificar significativamente la rentabilidad esperada. Este comportamiento coincide con lo señalado por Mendoza et al. (2025), quienes concuerdan que el modelo Media-varianza permite representar muchas alternativas de inversión lo que hace que la selección de portafolio sea más fácil y eficiente.

Por otro lado, respecto al tercer objetivo específico, los resultados evidencian que la presencia de activos altamente volátiles no garantiza necesariamente una mejor solución de inversión. Aunque Solana presentó la mayor rentabilidad promedio de la muestra y Ethereum mostró niveles de crecimiento importantes durante el periodo analizado, ambos activos fueron excluidos de la cartera óptima determinada por el modelo. Esto ocurrió porque su incorporación incrementaba el riesgo total del portafolio en una proporción superior al beneficio obtenido en términos de rendimiento esperado. En cambio, la solución óptima estuvo compuesta por Bitcoin (55.90%), BNB (31.63%) y XRP (12.47%), alcanzando una rentabilidad esperada de 0.18% con un riesgo de 2.24%.

Los resultados también muestran que la optimización del portafolio no consiste únicamente en seleccionar las criptomonedas con mayor rentabilidad individual, sino en encontrar una combinación que permita obtener un mejor equilibrio entre riesgo y rendimiento. En este estudio, Bitcoin y BNB aportaron mayor estabilidad al portafolio por presentar menores niveles de riesgo, mientras que XRP

ayudó a incrementar la rentabilidad esperada sin aumentar de manera significativa la volatilidad total de la cartera.

En general, los resultados obtenidos presentan similitud con los antecedentes revisados y muestran que el modelo de Markowitz sigue siendo una alternativa útil para el análisis de inversiones en criptomonedas. La aplicación del modelo permitió construir carteras con una mejor relación entre riesgo y rentabilidad y evidenció que la diversificación continúa siendo un elemento importante para reducir el impacto de la volatilidad propia de este mercado.

6. Conclusiones

La presente investigación permitió analizar la formación de carteras de criptomonedas mediante el modelo de Markowitz y evaluar cómo la diversificación influye sobre el riesgo y la rentabilidad.

Respecto al primer objetivo específico, se encontró que Solana obtuvo la mayor rentabilidad promedio diaria con 0.34%, pero también presentó el nivel de riesgo más alto con 4.70%. XRP mostró una rentabilidad de 0.25% y un riesgo de 4.56%. En cambio, Bitcoin registró una rentabilidad promedio de 0.18% con un riesgo menor de 2.44%. Estos resultados muestran que los activos con mayores rendimientos también estuvieron acompañados por mayores variaciones en sus precios, por lo que obtener una mayor rentabilidad implicó asumir un mayor nivel de riesgo.

Para el segundo objetivo específico, la construcción de la frontera eficiente permitió observar que existen distintas combinaciones de activos capaces de generar niveles similares de rentabilidad con diferentes niveles de riesgo. También se observó que el comportamiento del riesgo no fue totalmente proporcional al rendimiento esperado, ya que algunas combinaciones lograron disminuir la volatilidad sin reducir significativamente la rentabilidad. Esto refleja el efecto de la diversificación dentro del portafolio.

En el tercer objetivo específico se identificó que los activos con mayor rentabilidad no necesariamente formaron parte de la cartera óptima. Solana y Ethereum quedaron fuera de la solución final porque aumentaban el riesgo total del portafolio. Finalmente, la cartera óptima quedó compuesta por Bitcoin (55.90%), BNB (31.63%) y XRP (12.47%), obteniendo una rentabilidad esperada de 0.18% y un riesgo de 2.24%.

En general, los resultados muestran que el modelo de Markowitz permitió encontrar una combinación de inversión más eficiente que mantener los activos por separado. También se observó que la diversificación tiene un papel importante para reducir el riesgo y mejorar la relación entre rendimiento esperado y volatilidad dentro del mercado de criptomonedas.

7. Consideraciones éticas

Este estudio se fundamenta en la utilización de datos públicos provenientes de fuentes confiables del mercado financiero de criptomonedas, lo que garantiza la transparencia y la veracidad de la información recopilada. El análisis se llevará a cabo de manera objetiva, en estricto respeto a los principios de integridad académica y con la firme intención de evitar cualquier conflicto de interés que pudiera influir en los resultado.

8. Referencias bibliográficas

Abdullah, M., & Aldhyani, T. (2022). Deep Learning Algorithm to Predict Cryptocurrency Fluctuation Prices: Increasing Investment Awareness. *Electronics (Switzerland)*, *11*(15). https://doi.org/10.3390/electronics11152349

Adekunle, A. (2024). Cryptocurrency Market Volatility and Risk Management During Global Crises: A Systematic Literature Review (2013-2023). *Sinergi International Journal of Accounting & Taxation*, *1*(2).

Aljinovic, Z., Marasovic, B., & Sestanovic, T. (2021). Cryptocurrency portfolio selection—a multicriteria approach. *Mathematics*, *9*(14). https://doi.org/10.3390/math9141677

Almeida, D., Dionísio, A., Vieira, I., & Ferreira, P. (2022). Uncertainty and Risk in the Cryptocurrency Market. *Journal of Risk and Financial Management*, *15*(11). https://doi.org/10.3390/jrfm15110532

Almeida, J., & Cruz, T. (2023). A Decade of Cryptocurrency Investment Literature: A Cluster-Based Systematic Analysis. En *International Journal of Financial Studies* (Vol. 11, Número 2). MDPI. https://doi.org/10.3390/ijfs11020071

Aviral, V. (2025). Cryptocurrency as an Alternative Investment: A Risk and Return Analysis. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 602–607. https://doi.org/10.48175/ijarsct-27992

Barrutia, I., Morales, M., García, C., & Vergaray, J. (2023). Cryptocurrencies: history, immersion in the production processes and future prospects of CBDCs. *Lecturas de Economia*, (99), 245–282. https://doi.org/10.17533/udea.le.n99a351176

Burak, S., & Ozdurak, C. (2021). Optimal Cryptocurrency and BIST 30 Portfolios with the Perspective of Markowitz Portfolio Theory. *Journal of Finance and Economics*, *9*(4), 146–154. https://doi.org/10.12691/jfe-9-4-4

Cáceres, P., Mantilla, A., Cepeda, P., & Yallico, P. (2023). La estadística y sus aportes en la investigación científica en contaduría. *Minerva*, *4*(10), 20–30. https://doi.org/10.47460/minerva.v4i10.92

Calle, A., & Velasquez, W. (2026). A critical review on how cryptography and blockchain strengthen security in data networks. En *Peer-to-Peer Networking and Applications* (Vol. 19, Número 3). Springer. https://doi.org/10.1007/s12083-026-02239-1

Ceballos, F., Hihuaña, J., & Viza, J. (2025). *Optimizaci ´ on de carteras de inversi ´ on mediante programaci ´ on cuadr ´ atica : un enfoque desde el modelo de Markowitz*. 7–11.

Chambi, P. (2021). *Artículo Original Diversification of Investment Portfolios With Cryptocurrencies*. *29*(60), 51–60.

Chittineni, J., & Jeet, D. (2025). Cryptocurrency Market Dynamics: Interconnectedness and Interdependence with Global Uncertainties. *Journal of Applied Economic Sciences*, *20*(1), 123–134. https://doi.org/10.57017/jaes.v20.1(87).08

Demmler, M. (2023). Leading Cryptocurrencies Between 2019 and 2021: Analysis of Market Prices and Portfolio Design. *Análisis Económico*, *38*(99), 145–165. https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2023v38n99/Demmler

Deng, X. (2022). Research On Finding Optimal Portfolios Based on Markowitz Mean-Variance Model -- Constructing Efficient Frontier and Portfolio with Highest Sharpe Ratio Using 4 Assets in Chinese Market. *BCP Business & Management*, *20*, 1142–1153. https://doi.org/10.54691/bcpbm.v20i.1112

Ding, S. (2024). Portfolio Optimization Based on Markowitz Investment Theory and Monte Carlo Simulation. *SHS Web of Conferences*, *188*, 01009. https://doi.org/10.1051/shsconf/202418801009

Efferia, V., Samosir, J., Sihotang, G., Sugiarto, G., & Abdurakhman, A. (2025). Comparative

Portfolio Optimization on LQ100 Using Classical, Robust, and Mean–Variance Methods. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, *4*(4), 6008–6022. https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.4491

García, C., Marroquín, M., & Martínez, M. (2020). Educación para la inclusión: análisis del proceso de pedagógico de personas sordas que ingresan a la educación superior. *Sinergias Educativas*, *5*(2), 260–282. https://doi.org/10.37954/se.v5i2.123

Ginting, J., & Staenly. (2025). Constructing Efficient Frontiers in Cryptocurrency Market Using Long-Run GARCH Volatility. *ZERO: Jurnal Sains, Matematika dan Terapan*, *9*(2), 546. https://doi.org/10.30829/zero.v9i2.25928

Jeleskovic, V., Latini, C., Younas, Z., & Al-Faryan, M. (2024). Cryptocurrency portfolio optimization: Utilizing a GARCH-copula model within the Markowitz framework. *Journal of Corporate Accounting and Finance*, *35*(4), 139–155. https://doi.org/10.1002/jcaf.22721

Kufo, A., Gjeci, A., & Pilkati, A. (2024). Credit risk assessment for SMEs using XGBoost and SMOTE. *Journal of Risk and Financial Management*, *17*(1), 12.

Kumar, M., & Tripathy, N. (2025). Cryptocurrency research: Bibliometric review and content analysis. *International Review of Economics and Finance*, *98*. https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.103940

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, (60), 77–91. https://doi.org/10.1002/9781118267028.ch3

Mendoza, G., Mogollón, M., Guanilo, G., Trelles, L., Rijalba, P., & Gonzales, R. (2025). Blockchain y Criptomonedas: su funcionamiento y un análisis de portafolio eficiente de Markowitz para las 10 principales criptomonedas. *Revista de Investigación Científica de la UNF – Aypate*, *4*(1), 1–24. https://doi.org/10.57063/ricay.v4i1.146

Mercader, C., Sauza, B., Cruz, D., Pérez, S., Lechuga, C., & Hernández, V. (2025). Optimización de portafolios de criptomonedas utilizando el modelo de Markowitz: Un análisis de las principales cinco criptomonedas. *ESCS Journal*, *12*(24), 113–122.

Molina, P., Molina, D., & Flores, C. (2023). Aplicación de la frontera eficiente de Markowitz en la optimización de portafolios de inversiones. *Boletín de Coyuntura*, (37), 32–42. https://doi.org/10.31243/bcoyu.37.2023.2084

Oden, C. (2023). Modern Portfolio Theory: A Time-Tested Guide to Navigating Market Dynamics and Uncertainties. *Research Journal of Economics*, *7*, 4. https://doi.org/10.4172/RJE.1000161

Ozdurak, C., Umut, A., & Ozay, T. (2022). The Interaction of Major Crypto-assets, Clean Energy, and Technology Indices in Diversified Portfolios. *International Journal of Energy Economics and Policy*, *12*(2), 480–490. https://doi.org/10.32479/ijeep.12888

Ria, R., Pratiwi, A., & Fitrasari, R. (2023). Pemilihan Portofolio Cryptocurrency: (Bitcoin, Yearn.Finance, Dogecoin, Binance Coin, Cardano, Dan Monero). *Bisnis-Net Jurnal Ekonomi dan Bisnis*, *6*(1), 127–141. https://doi.org/10.46576/bn.v6i1.3249

Rocha, R., & Lima, G. (2023). Pragmatic proposal of smart contracts in collection development: a blockchain-oriented approach. *Revista Ibero-Americana de Ciencia da Informacao*, *16*(1), 226–244. https://doi.org/10.26512/rici.v16.n1.2023.47596

Ruiz, B., Durán, M., & García, G. (2025). Criptomonedas y su mercado mediante componentes principales. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, *20*(3), 1–20. https://doi.org/10.21919/remef.v20i3.1094

Serban, F., & Dedu, S. (2025). Maximizing Portfolio Diversification via Weighted Shannon Entropy: Application to the Cryptocurrency Market. *Risks*, *13*(12). https://doi.org/10.3390/risks13120253

Shamsan, A. (2024). Blockchain for secure and decentralized artificial intelligence in cybersecurity: A comprehensive review. En *Blockchain: Research and Applications* (Vol. 5, Número 3). Zhejiang University. https://doi.org/10.1016/j.bcra.2024.100193

Singh, P., & Kumar, R. (2024). Financial crisis to digital revolution: Exploring the impact of cryptocurrencies and blockchain technology on finance and society. *International Journal of Advanced Academic Studies*, *6*(6), 99–105. https://doi.org/10.33545/27068919.2024.v6.i6b.1198

Sinlapates, P., & Chancharat, S. (2024). Persistence and volatility spillovers of Bitcoin to other leading cryptocurrencies: a BEKK-GARCH analysis. *Foresight*, *26*(1), 84–97. https://doi.org/10.1108/FS-09-2022-0100

Surtee, T., & Alagidede, I. (2023). A novel approach to using modern portfolio theory. *Borsa Istanbul Review*, *23*(3), 527–540. https://doi.org/10.1016/j.bir.2022.12.005

Trujillo, M., Huamani, R., Ruiz, C., Acuña, V., & Hernández, R. (2022). Trujillo, M., Huamani, R., Ruiz, C., Acuña, V. y Hernández, R. - 2022. *Relacoes Internacionais No Mundo Atual*.

Vilcanqui, P., Bobek, V., Korez, R., & Horvat, T. (2022). *Citation*. https://doi.org/10.3390/jrfm

Wang, Y. (2023). Select the Optimal Portfolio by Analyzing and Comparing the Better Performance of Markowitz Model and Index Model under 5 Different Constraints. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, *13*(1), 364–376. https://doi.org/10.54254/2754-1169/13/20230753

Zapata, C., & Garcia, R. (2025). *usando el enfoque de paridad de riesgo Building Investment Portfolios Using the Risk Parity Approach*. *978*, 1–14.

Zhou, J. (2025). Construction of the efficient frontier for portfolios combining risky and risk-free assets: an MPT-Based optimization model and visualization analysis. *Journal of Fintech and Business Analysis*, *2*(2), 1–9. https://doi.org/10.54254/3049-5768/2025.24234

Anexos

Anexo 1

Matriz de consistencia

Problema	Objetivos	Hipótesis	Tipo y diseño
Problema general ¿Cómo impacta la determinación del conjunto de carteras óptimas en criptomonedas según el modelo de Markowitz en la configuración de la frontera eficiente? Problemas específicos a) ¿Cuál es la rentabilidad y el riesgo de una cartera de criptomonedas determinada mediante el modelo de Markowitz? b) ¿Cómo varía la frontera eficiente de inversión en criptomonedas al aplicar diferentes restricciones de diversificación? c) ¿Qué impacto tiene la inclusión de activos con alta volatilidad en la optimización de la cartera?	Objetivo general Determinar el impacto de la optimización de carteras de criptomonedas utilizando el modelo de Markowitz en la configuración de la frontera eficiente. Objetivos específicos a) Estimar la rentabilidad y el riesgo de una cartera de criptomonedas basada en el modelo de Markowitz. b) Evaluar cómo la frontera eficiente de criptomonedas varía bajo distintas restricciones de diversificación. c) Analizar el impacto de los activos con alta volatilidad en la conformación de una cartera óptima.	Hipótesis general La optimización de carteras de criptomonedas mediante el modelo de Markowitz impacta significativamente en la conformación de la frontera eficiente permitiendo una mejor gestión del riesgo y la rentabilidad. Hipótesis específicas a) La rentabilidad y el riesgo de una cartera de criptomonedas pueden ser optimizados mediante el modelo de Markowitz. b) La frontera eficiente de inversión en criptomonedas varía en función de las restricciones de diversificación impuestas. c) La inclusión de activos altamente volátiles en una cartera optimizada afecta su rendimiento y su ubicación en la frontera eficiente.	Enfoque: Cuantitativo Diseño: No experimental, Longitudinal, Observacional Muestra: Criptomonedas con mayor capitalización y liquidez (BTC, ETH, BNB, SOLANA y XRP). Muestreo: No probabilístico por conveniencia Técnicas de recolección: Observación y análisis de datos históricos.