

Urrea Ordoñez, D. F., Saavedra García, M. L., & Valdés Medina, F. E., (2025) Teoría del valor en riesgo (VAR) bajo metodologías convencionales vs otras métricas de cuantificación del (VAR) en el mercado de valores colombiano. *Contaduría Universidad de Antioquia*, 87, 65-84. Doi: <https://doi.org/10.17533/udea.rc.n87a03>

Teoría del valor en riesgo (VAR) bajo metodologías convencionales vs otras métricas de cuantificación del (VAR) en el mercado de valores colombiano¹

Daniel Fernando Urrea Ordoñez

danielurrea@comunidad.unam.mx

Orcid: 0009-0008-0744-9704

Universidad Nacional Autónoma de México

María Luisa Saavedra García

maluisasaavedra@yahoo.com

Orcid: 0000-0002-3297-1157

Universidad Nacional Autónoma de México

Filiberto Enrique Valdés Medina

filivalmed@gmail.com

Orcid: 0000-0003-1424-1465

Universidad Autónoma del Estado de México

¹ Se agradece el apoyo del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, México.

Teoría del valor en riesgo (VaR) bajo metodologías convencionales vs otras métricas de cuantificación del (VaR) en el mercado de valores colombiano

Resumen: El objetivo de este artículo es cuantificar y comparar la estimación del Valor en Riesgo (VaR) bajo metodologías convencionales (Delta Normal, EWMA y Simulación Histórica) y no convencionales (Simulación de Montecarlo, C-VaR y Teoría de Valores Extremos TVE), en un portafolio basado en el índice de referencia del mercado de valores colombiano COLCAP. Los resultados sugieren que el modelo de simulación de Montecarlo es la métrica de cuantificación del VaR que ofrece mejores niveles de eficiencia bajo el contraste estadístico de Kupiec. Por lo contrario, las métricas de cuantificación derivadas de la TVE sobreestiman o subestiman las pérdidas potenciales en los escenarios planteados. Se propone así realizar un contraste comparativo amplio entre diferentes métricas paramétricas y no paramétricas de cuantificación del riesgo para activos del mercado financiero colombiano, para mejorar las decisiones en términos de coberturas y exposición del riesgo en posiciones.

Palabras clave: Valor en Riesgo (VaR), Teoría de Valores Extremos (TVE), simulación de Montecarlo, RiskSimulator.

Value at risk (VaR) theory under conventional methodologies vs. other VaR quantification metrics in the Colombian stock market.

Abstract: This paper aims to quantify and compare Value at Risk (VaR) estimation under conventional (Delta Normal, EWMA and Historical Simulation) and non-conventional (Monte Carlo Simulation, C-VaR and Extreme Value Theory (EVT)) methodologies for a portfolio based on the COLCAP benchmark index for the Colombian stock market. The results suggest that the Monte Carlo simulation model is the VaR quantification metric exhibiting the highest efficiency levels under the Kupiec statistical test. Conversely, the quantification metrics derived from EVT may either overestimate or underestimate the potential losses in the presented scenarios. It is thus proposed to conduct a thorough comparison of different parametric and non-parametric risk quantification metrics for assets in the Colombian stock market to enhance decision-making regarding position hedging and risk exposure.

Keywords: Value at Risk (VaR), Extreme Value Theory (EVT), Monte Carlo simulation, RiskSimulator.

Teoria do Valor em Risco (VaR) sob Metodologias Convencionais vs. Outras Métricas de Quantificação do VAR no Mercado de Ações Colombiano

Resumo: O objetivo deste artigo é quantificar e comparar a estimativa do Valor em Risco (VaR) sob metodologias convencionais (Delta Normal, EWMA e Simulação Histórica) e metodologias não convencionais (Simulação de Monte Carlo, C-VaR e Teoria do Valor Extremo (TVE)) em uma carteira baseada no índice de referência do mercado de ações colombiano COLCAP. Os resultados sugerem que o modelo de simulação de Monte Carlo é a métrica de quantificação do VaR que oferece os melhores níveis de eficiência sob o teste estatístico de Kupiec. Pelo contrário, as métricas de quantificação derivadas da TVE superestimam ou subestimam as perdas potenciais nos cenários propostos. Propõe-se, portanto, realizar uma ampla análise comparativa de diferentes métricas paramétricas e não paramétricas de quantificação do risco para ativos no mercado financeiro colombiano, a fim de aprimorar as decisões relacionadas a hedge e exposição do risco em posições.

Palavras-chave: Valor em Risco (VaR), Teoria do Valor Extremo (TVE), Simulação de Monte Carlo, RiskSimulator.

Analyse de la théorie de la valeur à risque (VaR) selon les méthodologies conventionnelles en comparaison avec d'autres approches de quantification de la VaR sur le marché boursier colombien.

Résumé : Le présent article a pour objectif de quantifier et de comparer l'estimation de la valeur à risque (VaR) en prenant en compte des méthodologies conventionnelles (Delta Normal, EWMA et simulation historique) ainsi que des approches non conventionnelles (simulation de Monte-Carlo, C-VaR et théorie des valeurs extrêmes, TVE), dans le cadre d'un portefeuille basé sur l'indice de référence du marché boursier colombien, le COLCAP. Les résultats indiquent que le modèle de simulation de Monte Carlo constitue la méthode de quantification de la Value at Risk (VaR) présentant les niveaux d'efficacité les plus élevés, conformément au test statistique de Kupiec. À Contrairement, les mesures de quantification issues de la TVE tendent à surestimer ou à sous-estimer les pertes potentielles dans les scénarios envisagés. Il est ainsi suggéré d'effectuer une comparaison approfondie des différentes mesures paramétriques et non paramétriques de quantification du risque applicables aux actifs du marché financier colombien, afin d'optimiser les décisions relatives à la couverture et à l'exposition au risque des positions.

Mots-clés : Valeur à risque (VaR), théorie des valeurs extrêmes (TVE), simulation de Monte-Carlo, RiskSimulator.

Teoría del valor en riesgo (VAR) bajo metodologías convencionales vs otras métricas de cuantificación del (VAR) en el mercado de valores colombiano

*Daniel Fernando Urrea Ordoñez, María Luisa Saavedra García,
Filiberto Enrique Valdés Medina*

<https://doi.org/10.17533/udea.rc.n87a03>

Primera versión recibida en julio de 2024 – versión aceptada en junio de 2025

I. Introducción

La medición y administración del riesgo es uno de los temas que abarca mayor importancia en el mundo financiero y, por lo tanto, de cada uno de sus integrantes (empresas, inversionistas, mercados financieros, entre otros), al punto que se ha convertido en uno de los temas más investigados en los mercados desarrollados principalmente, aunque también existen estudios realizados para mercados latinoamericanos (Aguirre et al., 2013; Alfonso y Chaves, 2013; Alanya y Rodríguez, 2016; Balzarotti y Delfiner, 2001; Balzarotti et al., 2001; Bucio, 2012; Grajales et al. 2014; Gutiérrez y Salgado, 2019; Londoño, 2011; Mariño, 2019 Melo y Becerra, 2005; Reyes et al., 2018; Uribe y Fernández, 2014). Determinar de manera certera la cuantificación de las posibles pérdidas o ganancias de los activos financieros es fundamental para la toma de decisiones. En este sentido, Ramírez y Ramírez (2007) refieren que el objetivo principal de la administración de riesgos financieros es evitar sufrir pérdidas económicas insoporables y mejorar o maximizar el desempeño financiero basándose en conocer previamente los límites de riesgo. Por consiguiente, es necesario contar con herramientas idóneas para cuantificar los riesgos financieros para poder cubrirlos y controlarlos de la mejor manera, intentando disminuir o mitigar las posibles futuras pérdidas financieras.

Las crisis financieras han puesto en descubierto o han revelado que la exposición al riesgo por parte de las empresas o emisoras en sus inversiones financieras es demasiado elevada en diversos casos, lo cual pone en riesgo la maximización de los rendimientos, de tal modo que generen un mayor valor

de los activos financieros en el corto plazo. Al respecto, De Lara (2011) afirma que el apetito por el riesgo financiero por parte de los inversionistas en general ha aumentado ante la posibilidad de poder acceder a mercados financieros internacionales, donde pueden obtener mayores rendimientos. Así pues, con el objetivo de determinar de forma idónea la cuantificación del riesgo de mercado y buscando generar mejoras en términos de toma de decisiones, coberturas, gestión y control del riesgo, se han desarrollado diferentes metodologías y herramientas en la administración de riesgos financieros, destacándose entre las diversas metodologías la de Valor en Riesgo (VAR).

De acuerdo con Jorion (2007), el VAR es un método estadístico que cuantifica y resume la máxima pérdida esperada en un horizonte de tiempo, con un nivel de confianza predeterminado; existen diferentes métodos para la cuantificación del VAR, siendo los métodos convencionales las medidas de riesgo más usadas para su cuantificación, aunque estos métodos contemplan ciertas condiciones que son adversas a las condiciones normalmente encontradas en los mercados.

Las metodologías convencionales de cuantificación del VAR asumen que los retornos de los rendimientos de los activos se representan mediante una distribución normal, obviando o quitando importancia a las colas de la distribución y, por ende, a los eventos extremos o atípicos que pueden ocurrir y que se concentran en estas. En este sentido, Mögel y Auer (2017) señalan que existe mayor probabilidad de que ocurran eventos extremos o atípicos en la práctica de lo que podría pronosticar la distribución normal simétrica de cola más fina, lo que genera inquietud respecto a aludir que los pronósticos de VAR convencional basados en el supuesto de normalidad no sean medidas adecuadas del riesgo real. Con la finalidad de suplir esta problemática, se han propuesto diferentes metodologías alternativas para la cuantificación del VAR, entre las cuales se encuentran las metodologías de simulación de Montecarlo y las metodologías derivadas de la teoría de valor extremo (TVE). Según Mora (2010), la TVE es una metodología que estudia la importancia de los eventos extremos, centrando principalmente su análisis en las colas de la distribución. Esta teoría ha sido aplicada en múltiples estudios para evaluación de riesgos, tanto en mercados desarrollados como emergentes (Alcalde, 2005; Aguirre et al., 2013; Bali, 2007; Brooks et al., 2005; Fernández, 2005; Gencay y Selcuk, 2004; Gutiérrez y Salgado, 2019; Malevergne y Sornette, 2006; Rodríguez, 2017; Rufino, 2011; Seymour y Polakow, 2003; Tabasi et al., 2019 Uribe y Ulloa, 2012).

Esta investigación contempla, para la cuantificación del riesgo de mercado, diferentes metodologías convencionales del VAR (método delta normal, EWMA, y simulación histórica) y otras metodologías de cuantificación del VAR (simulación de Montecarlo, simulación de Montecarlo con distribución mejorada y metodologías derivadas de la TVE), tomando series de datos en el tiempo de las principales emisoras de representación del índice COLCAP, índice principal de la

bolsa de valores de Colombia, con la finalidad de pretender analizar y estudiar qué metodología abarca de mejor manera la cuantificación del VAR para este mercado en determinadas condiciones.

II. Revisión de la literatura

II.1. Valor en Riesgo (VAR).

La teoría de valor en riesgo VAR (por sus siglas en inglés value at risk)), es un método estadístico (series de tiempo) que cuantifica y describe en una sola cifra la exposición total de riesgo de mercado al que está expuesto un activo en un período determinado de tiempo. Debe aclararse que la definición del valor en riesgo es válida suponiendo una conducta habitual de las condiciones de mercado; algunas de las definiciones más aceptadas son:

“El VAR resume la pérdida máxima esperada (o peor pérdida) a lo largo de un horizonte de tiempo objetivo dentro de un intervalo de confianza dado” (Jorion, 2007, p. 41).

“El valor en riesgo es una medida estadística de riesgo de mercado que estima la pérdida máxima que podría registrar un portafolio en un intervalo de tiempo y con cierto nivel de probabilidad o confianza (De Lara, 2011, p. 59).

Según Jorion (2007), el VAR en su forma más general es el cuantil muestral de la distribución y puede derivarse de la probabilidad del valor futuro del activo $f(x)$ con un nivel de confianza dado. El área de $-\infty$ a VAR debe sumar $p = 1 - c$.

$$C = \int_{VAR}^{\infty} F(x) dx. \quad (1)$$

La teoría del valor en riesgo (VAR) es una de las medidas más usadas para la representación del riesgo de un activo, por su practicidad y funcionalidad en el mercado, y ha sido ampliamente aplicado en los mercados financieros (Aguirre et al., 2013; Alfonso y Chaves, 2013; Alonso y Semaán, 2009; Berger y Moys, 2021; Bhattacharyya y Ritolia, 2008; Bodnar et al., 2022; Bucio, 2012; Chuan Huang, 2004; Cimpean, 2017; Gerlach y Wang, 2019; Geenens y Dunn, 2022; James et al., 2023; Jeřábek, 2020; Johnson, 2001; Jorion, 2007; Karling et al., 2023; Mariño y Melo, 2019; Melo y Becerra, 2005; Mögel y Auer, 2017; Mora, 2010; Ramírez y Ramírez, 2007; Rufino, 2011; Seymour y Polakow, 2003; Song y Li, 2022; Torres y Olarte, 2009; Torres y Calderón, 2015).

Jorion (2007) sostiene que el VAR, al representar de forma tan resumida (una sola cifra) la exposición total de riesgo, se convirtió rápidamente en una de las herramientas más populares en su uso. Diferentes intermediarios que interactúan en los mercados han aceptado, reconocido y —en parte— utilizado la herramienta estadística VAR por su sencilla interpretación en la cuantificación del riesgo financiero. Por ejemplo, Salinas et al. (2010) afirman que el VAR se ha

convertido en la medida estándar por excelencia de los mercados financieros a nivel global para la cuantificación del riesgo.

Así también, Jorion (2007) afirma que “el primer paso para la medición del VAR es la elección de dos factores cuantitativos: el horizonte de tiempo y el nivel de confianza” (p.108). Se debe aclarar que estas dos variables fundamentales pueden tomar valores a elección o voluntad. El nivel de confianza c está relacionado directamente con el tipo de inversionista y administrador del riesgo que esté a cargo de dicha medición, puesto que, si se tiene un perfil conservador o precavido, tendería a optar por un nivel de confianza alto o, viceversa, si se tiene un perfil opuesto, se plantearía un nivel de confianza menor. Jorion (2007) expone que existen niveles de confianza estandarizados o recomendados. El comité de Basilea recomienda un nivel de confianza de 99%, Chemical y Chase un nivel de 97,5%, Citibank un nivel de 95,4% y Bank of America, así como, J.P. Morgan un nivel de 95%. Conforme al nivel de riesgo seleccionado, se obtendrá como resultado un VAR asociado a dicho nivel; a la vez, el horizonte de tiempo óptimo a escoger para la cuantificación del VAR debe relacionarse directamente con la esencia del portafolio y con el uso de dicho resultado. Alfonso y Berggrun (2015) ejemplifican la estimación de un VAR para una mesa de dinero que mueve altos volúmenes en pocas horas, para la cual se plantea un horizonte de tiempo de igual medida; en cambio, también se plantea la estimación de un VAR para un fondo de pensiones donde generalmente la exposición al riesgo es mínima y se plantea un horizonte de tiempo que puede ser de hasta un año.

Derivado del VAR se desprende el C-VAR o valor en riesgo condicionado. Respecto a este modelo, Zhang y Zhang (2022) afirman que el C-VAR es una medida de riesgo coherente con buenas propiedades matemáticas, usada para cuantificar el riesgo de una inversión. Se obtiene mediante el promedio de las pérdidas extremas de los rendimientos estimados mediante el valor en riesgo.

II.2. Valor en riesgo paramétrico

El valor en riesgo para métodos o distribuciones paramétricos tiene como base el supuesto de que los rendimientos del activo a cuantificar tienden a formar una curva de probabilidad o distribución normal. No obstante, De Lara (2011) asegura que en la práctica generalmente los rendimientos de los activos tienden a presentar comportamientos de aproximación a la curva de distribución normal, mas no están totalmente ajustadas a la misma y, por ende, los resultados de la cuantificación o medición del riesgo son una aproximación.

La estimación o cuantificación del valor en riesgo paramétrico para un activo financiero individual, afirmando el supuesto de distribución normal y de media de rendimientos igual a cero se determina mediante:

$$VAR = f \times s \times \sigma \times \sqrt{t} \quad (2)$$

donde:

f = Factor que determina el nivel de confianza. Para un nivel de confianza de 95% $f = 1.96$
 S = Inversión total en el activo
 σ = Desviación estándar de los rendimientos del activo
 t = Horizonte de tiempo determinado para calcular el VAR

II.3. Método delta normal

El método o modelo delta normal, también conocido como modelo de varianza-covarianza, se basa en el supuesto de que los rendimientos de los activos a cuantificar el VAR tienden a una distribución normal. En este caso, Jorion (2007) afirma que la suposición de normalidad en los rendimientos de los activos a cuantificar el riesgo financiero es particularmente conveniente, a causa de la propiedad de invarianza de las variables normales.

La cuantificación del valor en riesgo bajo esta metodología considera en su estimación las correlaciones de los rendimientos existentes entre los diversos activos financieros que componen el portafolio; es así como, De Lara (2011) asegura que esta cuantificación o estimación del valor en riesgo es conocida como el VAR diversificado.

Para estimar o cuantificar el valor en riesgo mediante esta metodología para un portafolio compuesto por n activos financieros, se considera la siguiente expresión:

$$VAR_p = F\sigma_p S\sqrt{t} = F \left[w\sigma C\sigma w' \right]^{1/2}; S\sqrt{t} = \left[VAR C VAR^T \right]^{1/2} \quad (3)$$

donde:

VAR es el segmento del valor en riesgo individual de tamaño $(1 \times n)$

C = es la matriz de correlaciones de tamaño $(n \times n)$

VAR^T = es el segmento transpuesto de VAR individual de tamaño $(n \times 1)$

Esta expresión matemática generalizada para la cuantificación de VAR bajo el método delta-normal es el método paramétrico más usado bajo el supuesto de normalidad. Con relación a ello, Gencay y Selcuk (2004) sugieren que bajo este la premisa de normalidad presenta una función o relación lineal para los rendimientos del portafolio a valorar.

II.4. Delta normal con EWMA

EWMA (Volatilidad ponderada exponencial) se presenta como una técnica paramétrica que se fundamenta en el cálculo de la volatilidad dinámica; la cuantificación de la volatilidad dinámica pretende asignar diferentes pesos proporcionales a los valores de la serie de tiempo. Bajo este modelo, la cuantificación del riesgo de los activos se calcula bajo una técnica de decaimiento exponencial (Matkovskyy et al., 2020).

La cuantificación del decaimiento exponencial se logra mediante:

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^t (1-\lambda) \times \lambda^{i-1} \times r^2, \quad (4)$$

donde:

σ_t^2 = Varianza en momento t

λ = Factor de decaimiento

i = Posición del dato en la serie de tiempo

r = Rentabilidad

II.5. Modelo de simulación histórica

El modelo de simulación histórica cuantifica el valor en riesgo de un activo o portafolio mediante la recolección de una serie histórica de precios o rendimientos diarios, logrando contrastarlos y aplicarles valores actuales de los activos del portafolio, obteniendo así una serie de rendimientos simulados o hipotéticos del portafolio con igual participación de activos. El valor en riesgo en este modelo es cuantificado a través de la serie o distribución de rendimientos simulados o hipotéticos generados en cada escenario. Para este modelo de simulación no se asume que las series de datos sigan alguna distribución paramétrica en particular. Seymour y Polakow (2003) señalan que la principal ventaja del modelo de simulación histórica es que puede explicar las colas pesadas y, además, es relativamente simple de implementar si los datos históricos se han recopilado internamente de forma diaria en el mercado.

II.6. Simulación de Montecarlo

Este modelo postula dos premisas fundamentales para cuantificar el valor en riesgo de un activo o portafolio. La primera premisa o etapa consiste en determinar o especificar el proceso estocástico y los parámetros del proceso, para las variables financieras en un horizonte de tiempo determinado. Jorion (2007) afirma que de los datos históricos u opciones pueden derivarse los parámetros de correlación y riesgo. La segunda etapa consiste en simular una serie de valores aleatorios que representen las fluctuaciones del rendimiento del activo o portafolio en el horizonte de tiempo determinado para cuantificar el valor en riesgo. Jorion (2007) señala que para cada simulación en determinado momento del horizonte de tiempo, da como resultado un valor del activo o portafolio en un momento del horizonte de tiempo; compilando cada uno de estos resultados se obtiene una distribución de probables resultados o retornos, para cuantificar el VAR.

El modelo Montecarlo abarca en su cuantificación del riesgo un extenso rango de posibles valores que pudiesen llegar a tomar las variables financieras aleatorias y contempla completamente las correlaciones, lo que lo convierte en un modelo robusto para cuantificar el VAR. Por su parte, Härdle et al. (2010) afirman que la simulación Montecarlo permite o admite el supuesto de diferentes

distribuciones (normal, distribución t, mezcla control, etcétera). Por lo tanto, mediante esta simulación se pueden intentar estimar el VAR para distribuciones con colas gruesas o leptokurtosis, claro está, solo si los escenarios de mercado se simulan usando supuestos de distribuciones apropiadas. En congruencia con De Lara (2011,) se puede aludir a que los precios de un activo en mercados eficientes tienen un comportamiento de acuerdo con un proceso estocástico o movimiento geométrico browniano, es decir, la generación de escenarios simulados de números aleatorios se estima mediante el modelo Wiener:

$$\frac{dp}{p} = \mu dt + \sigma dz \quad (5)$$

donde:

$$dz = \varepsilon_t \sqrt{dt}$$

μ = media de los rendimientos.

σ = desviación de los rendimientos.

II.7. Teoría de valor extremo (TVE)

La TVE es una herramienta estadística para estimar o cuantificar el tamaño y frecuencia de eventos atípicos, vinculada al campo del riesgo financiero. Tiene como base o fundamento teórico a la distribución generalizada de Pareto. Jorion (2007) señala que esta distribución incluye otras distribuciones como la de Pareto y normales como casos especiales.

- Distribución generalizada de Pareto

$$G_{(x|\mu,\sigma,\gamma)} = \begin{cases} 1 - (1 + \gamma \frac{x - \mu}{\sigma})^{-\frac{1}{\gamma}}, & \gamma \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right), & \gamma = 0 \end{cases} \quad (6)$$

con parámetro de ubicación μ , de escala σ y de forma γ ($-\infty < \gamma < \infty$, $\sigma > 0$, $-\infty < \gamma < \infty$).

Mögel y Auer (2017) exponen que la estimación del VAR bajo la TVE es destacable porque se ocupa del proceder asintótico de los extremos y, en consecuencia, se representa como una herramienta natural para modelar el VAR.

Siguiendo a Cerović y Karadžić (2015), Mögel y Auer (2017), y Zhao et al. (2020) describen que las distribuciones de los modelos derivados de la TVE incluyen tres parámetros: De forma, de ubicación y de escala; además, las distribuciones estándares de los modelos derivados de la TVE son:

Distribuciones de valores extremos

- Distribución Fréchet

$$\phi_a(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \text{ y } a > 0 \\ \exp(-x^{-a}) & x > 0 \text{ y } a > 0 \end{cases} \quad (7)$$

- Distribución Weibull

$$\varphi_a(x) = \begin{cases} \exp(-(-x^a)) & x \leq 0 \text{ y } a > 0 \\ 1 & x > 0 \text{ y } a > 0 \end{cases} \quad (8)$$

- Distribución Gumbel

$$\Lambda(x) = \exp\{-e^{-x}\} \quad x \in R \quad (9)$$

Aunque también afirman que existe una distribución que se ajusta a la TVE e incluye las distribuciones estándares.

- Distribución generalizada de valores extremos (GEVD)

$$H_\xi(x) = \begin{cases} \exp\left(-\left(1 + \xi x\right)^{\frac{1}{\xi}}\right) & \xi \neq 0 \\ \exp\left(-\exp\left(-\frac{x-y}{\delta}\right)\right) & \xi = 0 \end{cases} \quad (10)$$

III. Método

Se seleccionaron las cinco emisoras más representativas del índice de referencia en el mercado de renta variable colombiano, COLCAP (Bolsa de Valores de Bogotá, 2018). Este índice está compuesto por una canasta de las veinte emisoras más líquidas del mercado y su composición varía trimestralmente. El período de tiempo seleccionado para estimar los componentes del portafolio para este estudio es de 2010-2020. Las emisoras seleccionadas para realizar el estudio son: ECOPETROL, PBFCOLOM, GRUPOSURA, GRUPOARGOS e ISA, las cuales en promedio tienen una participación del 50% al 70% del índice COLCAP en el período bajo estudio.

La optimización de escenarios se generó bajo las premisas del modelo de valoración de activos financieros (CAPM), buscando la combinación óptima de índice de Sharpe para cada supuesto (Ruiz et al., 2021). Se generaron dos escenarios o supuestos con base en diferentes índices y tasas libres de riesgo de mercados representativos en el periodo antes mencionado (2015 a 2020), con base en Salas (2003), quien sostiene que principalmente y a partir de elementos como tasas libres de riesgo, primas por riesgo del mercado y el coeficiente de regresión que asocia los rendimientos de un activo con los del mercado, este modelo se enfocó en profundizar el problema del análisis de inversiones y la teoría de cartera.

En su forma más simple, Sharpe (1964) expresa que el CAMP se desarrolla mediante:

$$R_i = R_f + (R_m - R_f) \times \beta \quad (11)$$

donde:

R_f = Rendimiento libre de riesgo

R_m = Rendimiento del mercado

β = Beta del activo.

Los escenarios considerados para dicha optimización se generados a partir de parámetros de mercado y tasa libre de riesgo emergentes:

- Escenario 1. COLCAP – TES 10 años. (TES10)
- Escenario 2. IPC – Cetes28

Tabla 1. Estadísticos de regresión escenarios

Escenarios	Estadísticos	ECOPETROL	PFBCOLOMB	GRUPOSURA	ARGOS	ISA
PORAFOLIO	Beta	1,547877973	1,243992586	1,067210372	1,124000119	0,979446632
COLCAP & TES10	Grados de libertad	1208	1208	1208	1208	1208
	Suma de cuadrados	0,305872014	0,121737844	0,092274237	0,176416727	0,207881428
PORAFOLIO	Beta	0,573272442	0,428165789	0,299256819	0,316414885	0,312285634
IPC & CETES28	Grados de libertad	1208	1208	1208	1208	1208
	Suma de cuadrados	0,469165775	0,229842144	0,175983121	0,269288909	0,276140221

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 1 se observa que, para el escenario COLCAP & TES10 el portafolio presenta un riesgo sistemático superior al riesgo de mercado usado para dicha valuación. Caso contrario se observa en el escenario IPC % CETES28, donde se puede identificar una beta inferior. Partiendo de un estadístico beta en base (1) —es decir, un comportamiento igual al mercado— se puede estimar que en los escenarios en que los activos contemplan una beta mayor que la base, se consideran un activo agresivo; es decir, un activo con una beta superior a uno (1) contempla un mayor riesgo que el mercado y, por el contrario, si el activo contempla una beta menor que la base, se considera un activo defensivo.

Tabla 2. Matriz de varianzas y covarianzas

	ECOPETROL	PFBCOLOMB	GRUPOSURA	ARGOS	ISA
ECOPETROL	0,0004130603	0,0001286400	0,0001103591	0,0001162317	0,0001012836
PFBCOLOMB	0,0001286400	0,0002040779	0,0000886930	0,0000934126	0,0000813992
GRUPOSURA	0,0001103591	0,0000886930	0,0001524117	0,0000801379	0,0000698316
ARGOS	0,0001162317	0,0000934126	0,0000801379	0,0002303218	0,0000735476
ISA	0,0001012836	0,0000813992	0,0000698316	0,0000735476	0,0002360339

Fuente: elaboración propia.

Partiendo de las herramientas de ajuste de distribución del software RiskSimulator, se construyeron simulaciones dinámicas de distribuciones de probabilidades de los excesos de los retornos, con la finalidad de generar optimizaciones buscando la maximización del índice de Sharpe. Bajo esta optimización se estima contribuir o encontrar el punto que es tangente con la línea o frontera eficiente. Los resultados obtenidos en términos de niveles de participación en el portafolio derivado de las simulaciones dinámicas se presentan en la Tabla 3.

Tabla 3. Optimización de portafolios bajo el índice de Sharpe

Escenarios	ECOPETROL	PFBCOLOMB	GRUPOSURA	ARGOS	ISA
COLCAP & TES10	10,00%	23,75%	33,61%	17,21%	15,43%
IPC & CETES28	10,00%	18,13%	31,84%	20,22%	19,81%

Fuente: elaboración propia.

IV. Resultados

En particular, se estimaron ocho cuantificaciones partiendo de las metodologías propuestas. Las estimaciones corresponden a: Simulación Histórica, Delta normal, EWMA, Simulación de Montecarlo, Simulación de Montecarlo bajo RiskSimulator, C-VAR RiskSimulator, TVE bajo RiskSimulator y C-VAR de la TVE bajo RiskSimulator. Las cuantificaciones del VAR se presentan en la tabla 4. Los parámetros generales de cuantificación del VAR para esta investigación son horizontes de tiempo equivalente a 1 día y nivel de confianza del 99% partiendo de rentabilidades diarias continuas.

Tabla 4. Cuantificaciones del VAR Escenarios

Metodologías	COLCAP & TES10	IPC & CETES28
Simulación Histórica	2,97%	2,98%
Delta EWMA	2,22%	2,33%
Delta Normal	2,34%	2,45%
Simulación Montecarlo	2,26%	2,25%
SMontecarlo RiskSimulator	2,78%	0,71%
C-VAR RiskSimulator	3,34%	0,83%
TVE RiskSimulator	6,50%	0,93%
TVE C-VAR RiskSimulator	7,20%	1,05%

Fuente: elaboración propia.

V. Evaluación del desempeño del VAR

Con el fin de comparar las anteriores metodologías usadas y generar una evaluación de desempeño en términos de eficiencia del VAR, se implementó la prueba estadística de Kupiec (1995). También conocida como prueba de

proporción de fallas, es un estadístico desarrollado por Paul Kupiec en 1995, basado en la proporción de excepciones, es decir, el número de veces que las pérdidas o ganancias sobrepasaron el pronóstico del VAR durante un período. De acuerdo con Alonso y Semaán (2009), la prueba de Kupiec define la proporción de las excepciones mediante:

$$\hat{p} = \frac{\# \text{ de excepciones}}{N} \quad (12)$$

donde N representa el número total de observaciones.

La prueba de Kupiec evalúa la hipótesis nula de que la probabilidad de falla de la cuantificación del VAR sea igual a $1-\alpha$. Con base en Melo y Becerra (2005), se describe que dicha hipótesis nula es contrastada a través de una prueba de razón de verosimilitud de la forma:

$$L = -2\ln \left[\frac{p^x(1-p)^{n-x}}{\hat{p}^x(1-\hat{p})^{n-x}} \right] \quad (13)$$

donde: \hat{p} representa la proporción de las excepciones, p el nivel de confianza, es decir $1-\alpha$, N el número total de observaciones incluidas en el backtesting. $\frac{N}{T}$ Frecuencia en la que las pérdidas reales excedieron el VAR.

Considerando como hipótesis nula de que \hat{p} es igual a la probabilidad utilizada para la cuantificación del VAR contrastada con la hipótesis alternativa que está dada específicamente como sea \hat{p} diferente a dicha probabilidad. Kupiec constituyó una región de confianza, determinada de los extremos de la máxima verosimilitud, al respecto De Lara (2011) menciona que la prueba de Kupiec estima una región de no rechazo para el número de observaciones fuera del VAR, denominada región de confianza, base en una distribución Ji cuadrada con un grado de libertad.

El estadístico de Kupiec establece diferentes intervalos de confianza en función del tamaño de la muestra del backtesting y el nivel de probabilidad aplicado. En la Tabla 5 se presentan las zonas o regiones de no rechazo según el número de excepciones en las que las pérdidas superaron el valor del VAR.

Tabla 5. Regiones de no rechazo estadístico de Kupiec

Región de no rechazo para el (X) que las perdidas exceden el VAR			
Nivel de probabilidad (P)	T = 255 Días	T = 510 Días	T = 1000 Días
1,0%	X<7	1<X<11	4<X<17
2,5%	2<X<12	6<X<21	15<X<36
5,0%	6<X<21	16<X<21	37<X<65
7,5%	11<X<28	27<X<51	59<X<92
10,0%	16<X<36	38<X<65	81<X<120

Fuente: elaboración propia a partir de De Lara (2008).

Los parámetros establecidos para realizar el Backtesting bajo el estadístico de Kupiec en esta investigación son:

- Tamaño de la muestra 510 observaciones.
- Nivel de probabilidad (P) 1%.

En función de los parámetros establecidos, se aplicó el estadístico de Kupiec, contrastando los valores obtenidos bajo la cuantificación del VAR mediante cada una de las metodologías usadas, con la serie de datos reales, buscando cuantificar las excepciones para cada metodología. Subsiguientemente, se presentan los resultados obtenidos en las pruebas de Backtesting en cada uno de los escenarios propuestos.

Tabla 6. Backtesting escenario COLCAP & TES10

Métricas usadas	VAR	No. Excesos	Nivel de eficiencia	Criterio de Kupiec
Simulación Histórica	0,0297	9	98,24%	No se rechaza H_0
Delta Normal	0,02339	9	98,24%	No se rechaza H_0
Delta EWMA	0,02215	216	57,65%	Se rechaza la H_0
Simulación Montecarlo	0,02255	2	99,61%	No se rechaza H_0
SMontecarlo RiskSimulator	0,0278	5	99,02%	No se rechaza H_0
C-VAR RiskSimulator	0,0334	0	100,00%	Se rechaza la H_0
TVE RiskSimulator	0,065	0	100,00%	Se rechaza la H_0
TVE C-VAR RiskSimulator	0,072	0	100,00%	Se rechaza la H_0

Fuente: elaboración propia.

Los resultados obtenidos en términos de número de excepciones en las ocasiones que las pérdidas superaron la cuantificación del VAR en el escenario portafolio COLCAP & TES10, reflejan que la metodología de cuantificación del VAR bajo la simulación de Montecarlo es la métrica que mejor se ajusta a la distribución de datos, presentando sólo 2 momentos en los que las pérdidas potenciales superaron el monto calculado en el VAR (2,255%). Otras métricas validas en términos de que no se rechaza la hipótesis planteada en el estadístico de Kupiec son: Simulación histórica, delta normal y simulación de Montecarlo bajo RiskSimulator. Entre tanto las métricas que se rechazan para este escenario son: EWMA, puesto que superan los excesos para caer en la región de confianza, C-VAR y TVE, puesto que no cumplen con la hipótesis planteada en el Backtesting y no cumplen con el mínimo de excesos de la región de confianza establecida en el estadístico. Respecto a la cuantificación del VAR y C-VAR bajo la TVE se presenta una sobreestimación de las potenciales pérdidas y, por ende, presenta valores muy altos en la cuantificación del VAR.

Tabla 7. Backtesting escenario IPC & CETES28

Métricas usadas	VAR	No. Excesos	Nivel de eficiencia	Criterio de Kupiec
Simulación Histórica	0,02978	9	98,24%	No se rechaza H_0
Delta Normal	0,02452	9	98,24%	No se rechaza H_0
Delta EWMA	0,02334	218	57,25%	Se rechaza la H_0
Simulación Montecarlo	0,02253	4	99,22%	No se rechaza H_0
SMontecarlo RiskSimulator	0,0071	90	82,35%	Se rechaza la H_0
C-VAR RiskSimulator	0,0086	81	84,12%	Se rechaza la H_0
TVE RiskSimulator	0,0093	71	86,08%	Se rechaza la H_0
TVE C-VAR RiskSimulator	0,0105	62	87,84%	Se rechaza la H_0

Fuente: elaboración propia.

Los momentos o excepciones en la serie de tiempo en que las perdidas reales superaron la estimación del VAR en el escenario IPC & CETES28 reflejan que la simulación de Montecarlo bajo el supuesto de frecuencias acumuladas es la métrica que mejor se ajusta a la distribución de datos, presentando 4 excepciones o momentos en los que las pérdidas potenciales superaron el monto calculado en el VAR (2,253%). Otra métrica válida en términos de eficiencia y considerando que no se rechazan las hipótesis planteadas en el estadístico de Kupiec son las métricas delta normal y simulación histórica. Entre tanto las métricas que se rechazan para este escenario son: EWMA, simulación de Montecarlo (VAR y C-VAR) RiskSimulator y la TVE, puesto que no cumplen con la hipótesis planteada en el Backtesting. Respecto a la cuantificación del VAR y C-VAR bajo la TVE se presenta una subestimación de las potenciales pérdidas, teniendo una correlación directa entre el resultado bajo esta cuantificación y los estadísticos de la correlación existente entre el mercado y los activos a valorar.

VI. Conclusiones

De acuerdo con los resultados estadísticos obtenidos, la metodología de la simulación de Montecarlo valuado bajo el contraste estadístico de Kupiec, es la métrica de cuantificación del VAR que presenta mayor nivel de eficiencia en cada uno de los escenarios propuestos. En la Tabla 8 se presentan los resultados obtenidos mediante esta métrica de cuantificación en cada uno de los escenarios estudiados, considerando el nivel de eficiencia y su aceptación o rechazo en el criterio de región de confianza de Kupiec.

Tabla 8. Cuantificación del VAR bajo la Simulación de Montecarlo

Escenarios	VAR	No. Excesos	Nivel de eficiencia	Criterio de Kupiec
COLCAP & TES10	2,26%	2	99,61%	No se rechaza H_0
IPC & CETES28	2,25%	4	99,22%	No se rechaza H_0

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo con los resultados obtenidos y presentados en la Tabla 8, se pueden construir los siguientes comentarios:

- Dados los parámetros de cuantificación del VAR establecidos, horizonte de tiempo de un (1) día y nivel de confianza del 99%, para los escenarios estudiados en mercados no desarrollados, la metodología de la simulación de Montecarlo bajo el supuesto de frecuencias acumuladas valúa de forma eficiente el valor en riesgo, puesto que presenta resultados en un rango de valor de pérdidas potenciales de 2,253% a 2,255%, con un rango de excesos en pérdidas potenciales de 2 a 4 observaciones entre las 510 últimas observaciones diarias y un nivel de eficiencia máximo de 99,61% y mínimo de 99,22%.
- De acuerdo con los parámetros instaurados para el desarrollo del backtesting, 510 observaciones y nivel de probabilidad 1%, el estadístico de Kupiec señala una región de no rechazo o de confianza que va de un rango de excesos de $1 < x < 11$ excesos, por tanto, bajo el criterio de este estadístico y dados los resultados presentados en la tabla 8, se concluye que los resultados obtenidos bajo esta metodología en la cuantificación del VAR en los dos escenarios planteados presentan óptimos niveles de eficiencia y cumplimiento en base a las regiones de confianza.

Por otro lado, las métricas de simulación histórica y delta normal, consideradas metodologías convencionales de cuantificación del VAR, presentan resultados robustos y adecuados en términos de eficiencia en los escenarios planteados en mercados no desarrollados, puesto que en cada uno de los escenarios planteados los resultados obtenidos bajo estas metodologías se encuentran en la región de confianza establecida por el estadístico de Kupiec para el horizonte de observaciones y nivel de confianza dado; obtuvieron en promedio un nivel de eficiencia de 98%.

Referente a los resultados derivados de la aplicación de las métricas de la TVE, se pudo detectar que en ningún escenario su cuantificación fue precisa, puesto que en ocasiones sobreestima y en otras subestima las pérdidas potenciales. Por lo tanto, bajo la valuación del estadístico de Kupiec en todos los escenarios planteados los resultados de la TVE se encuentran en región de rechazo. Así mismo, cabe mencionar que los resultados obtenidos tienen o encuentran soporte en Mögel y Auer (2017), que aluden a inferir —según los resultados obtenidos en su investigación— que las afirmaciones de reemplazar en

general las metodologías de la simulación histórica y delta normal, consideradas métodos simples y en la práctica de gran importancia por su nivel de aplicación en entidades financieras, por métodos basados en EVT teóricamente más avanzados pueden ser afirmaciones prematuras.

Referencias bibliográficas

Aguirre, A. I., Vaquera, H., Ramírez, M., Valdez, J., y Aguirre, C. A. (2013). Estimación del valor en riesgo en la Bolsa Mexicana de valores usando modelos de heteroscedasticidad condicional y teoría de valores extremos. *Economía Mexicana Nueva Época*, 22(1), 177-205. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1665-20452013000100005

Alanya, W., y Rodríguez, G. (2016). *Asymmetries in Volatility: An Empirical Study for the Peruvian stock and Forex Markets* [documento de trabajo No 413]. Pontificia Universidad Católica del Perú. <http://repositorio.pucp.edu.pe/index/handle/123456789/126747>

Alcalde, F. B. (2005). *La Teoría de los Eventos Extremos, aplicación para evaluación de riesgos*. [documento de trabajo]. Universidad de Buenos Aires. <https://core.ac.uk/download/pdf/9313202.pdf>

Alfonso, J. C., y Berggrun, L. (2015). *Introducción al análisis de riesgo financiero*. Ecoe Ediciones.

Alfonso, J., y Chaves, J. M. (2013). Valor en riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 5 países latinoamericanos. *Estudios Gerenciales*, 29(126), 37-48. <https://www.redalyc.org/pdf/212/21228397005.pdf>

Alonso, J., y Semaán, P. (2009). Cálculo del Valor en Riesgo y Pérdida Esperada mediante R: Empleando modelos con volatilidad constante. *Apuntes de Economía*, (21), 3-15. <https://core.ac.uk/download/pdf/6362317.pdf>

Bali, T. (2007). *A Generalized Extreme Value Approach to Financial Risk Measurement*. *Journal of Money, Credit and Banking*, 39(7), 1613-1649. <https://www.jstor.org/stable/4494314>

Balzarotti, V., y Delfiner, M. (2001). *Teoría de valores extremos aplicada a la medición de riesgos de mercado en Argentina*. [Serie Documentos de Trabajo, Universidad del CEMA]. https://www.researchgate.net/publication/5000746_Aplicacion_de_la_teoria_de_valores_extremos_al_gerenciamiento_del_riesgo

Balzarotti, V., Del Canto, A., y Delfiner, M. (2001). “Backtesting” Funcionamiento de los requisitos de capital por riesgo de mercado del BCRA. Buenos Aires: Banco Central de la República Argentina [documento de trabajo, Munich Personal RePEc Archive]. https://mpra.ub.uni-muenchen.de/10231/1/MPRA_paper_10231.pdf

Berger, T., y Moys, G. (2021). *Value-at-risk backtesting: Beyond the empirical failure rate* (177), 114893. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114893>.

Bhattacharyya, M., y Ritolia, G. (2008). Conditional VaR using EVT – Towards a planned margin scheme. *International Review of Financial Analysis*, 17(2), 382-395. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2006.08.004>

Bolsa de Valores de Colombia. (2018). *Metodología para el cálculo del índice COLCAP*. Bogotá: BVC. <https://docplayer.es/28850683-Metodologia-para-el-calculo-del-indice-colcap.html>

Bodnar, T., Lindholm, M., Niklasson, V., & Thorsén E., (2022). Bayesian portfolio selection using VaR and CVaR. *Applied Mathematics and Computation*, (427), 127120. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2022.127120>

Brooks, C., Clare, A., Dalle, J., y Persand, G. (2005). A Comparison of Extreme Value Theory Approaches for Determining Value at Risk. *Journal of Empirical Finance*, 12(2), 339-352. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2004.01.004>

Bucio, C. (2012). *Dependencia y valor en riesgo; un estudio de cónulas de los mercados de capitales de América*. Tesis de doctorado, Facultad de Economía, UNAM. <http://132.248.9.195/ptd2012/noviembre/0685391/Index.html>

Cerović, J., y Karadžić, V. (2015). Extreme Value Theory in Emerging Markets: Evidence from the Montenegrin Stock Exchange. *Economic Annals*, 60(206), 87-116. <https://www.sciencegate.app/document/10.2298/eka1506087c>

Chuan Huang, Y. (2004). Value-at-Risk Analysis for Taiwan Stock Index Futures: Fat Tails and Conditional Asymmetries in Return Innovations. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 22 (2), 77-95. <https://link.springer.com/article/10.1023/B:REQU.0000015851.78720.a9>

Cimpean, L. (2017). *El uso de expectiles en la medición del riesgo. comparativa con el VAR y con el ES* [tesis de maestría, Universidad Complutense de Madrid]. <https://www.uv.es/bfc/TFM2017/6%20Larisa%20Cimpean.pdf>

De Lara Haro, A. (2011). *Medición y control del riesgo financiero*. Limusa.

Fernández, V. (2005). Risk Management under Extreme Events. *International Review of Financial Analysis*, 14(2), 113-148. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2004.06.012>

Gerlach, R., y Wang, C., (2019). Semi-parametric Dynamic Asymmetric Laplace Models for Tail Risk Forecasting, Incorporating Realized Measures. *International Journal of Forecasting*, 36, (2), 489-506. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.07.003>

Gencay, R., y Selcuk, F. (2004). Extreme Value Theory and Value-at-Risk: Relative Performance in Emerging Markets. *International Journal of Forecasting*, 20(2), 287-303. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2003.09.005>

Geenens, G., y Dunn, R. (2022). A nonparametric copula approach to conditional Value-at-Risk, *Econometrics and Statistics*, (21), 19-37. <https://doi.org/10.1016/j.ecosta.2020.07.001>

Grajales, C. A., Pérez, F. R., y Venegas, F. M. (2014). A Comparative Analysis of Models for Estimating the Volatility Distribution of Financial Returns Series [MPRA paper No 54845]. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/54845>

Gutiérrez, R., y Salgado, R. (2019). Conditional Extreme Values Theory and Tail-related Risk Measures: Evidence from Latin American Stock Markets. *International Journal of Economics and Financial*, 9(3), 127–141. <https://www.econjournals.com/index.php/ijefi/article/view/7596>

Härdle, W., Borak, S., y López, B. (2010). *Statistics of Financial Markets*. Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-13751-9>

James, R., Leung, H., Wai, J., & Prokhorov, A. (2023). Forecasting Tail Risk Measures for Financial Time Series: An Extreme Value Approach with Covariates. *Journal of Empirical Finance*, (71), 29-50. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2023.01.002>

Jeřábek, T. (2020). The Efficiency of GARCH Models in Realizing Value at Risk Estimates. *Acta VŠFS*, 14(1), 32-50. <https://ideas.repec.org/a/prf/journl/v14y2020i1p32-50.html>

Johnson, C. (2001). Value at risk: teoría y aplicaciones. *Estudios de Economía*, 28(2), 217-247. <https://econ.uchile.cl/uploads/publicacion/d21e154f-3899-428d-9a68-255c3a876963.pdf>

Jorion, P. (2007). *Valor en riesgo: el nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados*. Limusa.

Karling, M., Lopes, S., y De Souza, R., (2023). Multivariate α -Stable Distributions: VAR(1) Processes, Measures of Dependence and Their Estimations. *Journal of Multivariate Analysis*, (195), 105153. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2022.105153>

Londoño, C. A. (2011). Regresión del cuantil aplicada al modelo de redes neuronales artificiales una aproximación de la estructura caviar para el mercado de valores colombiano. *Ensayos sobre Política Económica*, 29(64), 62-109. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-44832011000100004

Malevergne, Y., y Sornette, D. (2006). *Extreme Financial Risks. From Dependence to Risk Management*. Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/b138841>

Mariño, D., y Melo, L. F. (2019). Regresión cuantílica dinámica para la medición del valor en riesgo: una aplicación a datos colombianos. *Cuadernos de Economía*, 38(76), 23-50. <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v37n76.57654>

Melo, L., y Becerra, O. (2005). *Medidas de riesgo, características y técnicas de medición: una aplicación del VAR y el ES a la tasa interbancaria de Colombia*. Banco de la República de Colombia. <https://www.banrep.gov.co/docum/ftp/borra343.pdf>

Mögel, B., y Auer, B. (2017). How Accurate Are Modern Value-at-Risk Estimators Derived from Extreme Value Theory? *Review of Quantitative Finance and Accounting*, (50), 979-1030. <https://doi.org/10.1007/s11156-017-0652-y>

Mora, A. (2010). Estimadores del índice de cola y el valor en riesgo. *Cuadernos de Administración*, (44), 71-88. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-46452010000200005

Matkovskyy, R., Jalan, A., Dowling, M. (2020) Effects of Economic Policy Uncertainty Shocks on the Interdependence between Bitcoin and Traditional Financial Markets, *The Quarterly Review of Economics and Finance*. (77), 150-155. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2020.02.004>

Ramírez R, E., y Ramírez R, P. (2007). Valor en riesgo: modelos cronométricos contra metodologías tradicionales. *Análisis Económico*, 22(51), 181-198. <https://www.redalyc.org/pdf/413/41311486010.pdf>

Reyes, N. G., Venegas, F. M., y Cruz, S. A. (2018). Un análisis comparativo entre GARCH-M, EGARCH y PJ-RS EV para modelar la volatilidad de Índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores. *Panorama Económico*, 14(27), 33-57. https://mpra.ub.uni-muenchen.de/84304/1/MPRA_paper_84304.pdf

Rodríguez, G. (2017). Extreme Value Theory: An Application to the Peruvian Stock Market Returns. *Revista Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, (23), 48-74. <https://www.redalyc.org/pdf/2331/233151826003.pdf>

Rufino, C. C. y De Guia, E. (2011). Empirical Comparison of Extreme Value Theory Vis-À-Vis Other Methods of VaR Estimation Using ASEAN+3 Exchange Rates. *Business & Economics Review*, (20.2), 9-22. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2624164

Ruiz, B., Altamirano, F., y Tonon, O. (2021). Aplicación del CAPM en Mercados Emergentes: Una revisión teórica. *Podium*, (39), 53–70. <https://doi.org/10.31095/podium.2021.39.4>

Salas, H. (2003). La teoría de cartera y algunas consideraciones epistemológicas acerca de la teorización en las áreas económico-administrativas. *Contaduría y Administración*, (208), 37-52. <https://www.redalyc.org/pdf/395/39520803.pdf>

Salinas, S., Maldonado, D., y Diaz, L. (2010). Estimación del riesgo en un portafolio de activos. *Revista Apuntes del CENES*, 29(50), 117-150. <https://www.redalyc.org/pdf/4795/479548753007.pdf>

Seymour, A. J., y Polakow, D. A. (2003). A Coupling of Extreme-Value Theory and Volatility Updating with Value-at-Risk Estimation in Emerging Markets: A South African Test. *Multinational Finance Journal*, 7(1-2), 3-23. <https://www.mfsociety.org/modules/modDashboard/uploadFiles/journals/MJ~701~p16tflhnmm22rtd31hop1buln5f4.pdf>

Sharpe, W. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under conditions of Risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442. https://econpapers.repec.org/article/blajfinan/v_3a19_3ay_3a1964_3ai_3a3_3ap_3a425-442.htm

Song, S., & Li, H., (2022). Predicting VaR for China's stock market: A score-driven model based on Normal Inverse Gaussian Distribution. *International Review of Financial Analysis*, (82), 102180. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2022.102180>

Tabasi, H., Yousefi, V., Tamošaitiene, J., y Ghasemi, F. (2019). Estimating Conditional Value at Risk in the Tehran Stock Exchange Based on the Extreme Value Theory Using GARCH Models. *Administrative Sciences*, 9(2), 40. <https://doi.org/10.3390/admsci9020040>

Torres, D., y Calderón, J. (2015). *Cálculo del VAR bajo retornos no convencionales*. Bogotá: Unipiloto. <http://polux.unipiloto.edu.co:8080/00002786.pdf>

Torres, G., y Olarte, A. M. (2009). Valor en riesgo desde un enfoque de cópulas. *AD-MINISTER*, (15), 113-136. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=322327246006>

Uribe, J. M., y Fernández, J. (2014). Riesgo sistemático en el mercado de acciones colombiano: Alternativas de diversificación bajo eventos extremos. *Cuadernos de Economía*, 33(63), 613-634. <http://www.scielo.org.co/pdf/ceco/v33n63/v33n63a14.pdf>

Uribe, J., y Ulloa, I. (2012). La medición del riesgo en eventos extremos. Una revisión metodológica en contexto. *Lecturas de Economía*, (76), 87-117. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=155224311003>

Zhao, X., Cheng, W., y Zhang, P. (2020). Extreme Tail Risk Estimation with the Generalized Pareto Distribution under the Peaks-overthreshold Framework. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 49(4), 827-844. <https://doi.org/10.1080/03610926.2018.1549253>