

Análisis de la Volatilidad del Mercado de Criptomonedas en Economías Emergentes y el Efecto de los Sentimientos

"Analysis of Cryptocurrency Market Volatility in Emerging Economies and the Effect of Sentiment"

Joan Sebastián Rojas Rincón¹

Mariluz Rubio Santana²

¹ Doctor en Administración de Empresas. Magíster en Contabilidad y Finanzas, Magíster en Mercadeo, Especialista en Administración Financiera, Especialista en Gerencia Estratégica de Mercadeo y Administrador de Empresas. Docente de la Fundación Universitaria del Área Andina. Miembro del Grupo de Investigación QUIPUS.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1203-9979>

jrojas252@areandina.edu.co

² Magíster en Negocios Internacionales e Ingeniera Financiera. Docente de la Escuela de Ciencias Administrativas, Contables, Económicas y de Negocios. Universidad Nacional Abierta y a Distancia - UNAD.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6699-3469>

mariluz.rubio@unad.edu.co

Resumen

En este estudio se analiza el efecto del sentimiento de mercado sobre la volatilidad del activo digital BRICS Chain USD, haciendo uso del Cryptocurrency Fear and Greed Index (CFGI). Usando datos diarios, se midieron los cambios en los retornos y se ajustó el CFGI para usarlo en un modelo GARCH(1,1). Se aplicó el método de estimación por máxima verosimilitud (MLE) asumiendo una distribución normal, y se revisaron los errores con la finalidad de que fuesen robustos ante cambios inesperados. Los resultados muestran que la volatilidad pasada tiene un efecto significativo sobre la volatilidad actual, lo cual es evidencia de persistencia en el tiempo y sugiere que los choques de mercado se tienden a prolongar su efecto sobre la dinámica de varianza condicional. Por contraste, CFGI no presenta un impacto significativo sobre la volatilidad condicional; por tanto, el sentimiento de mercado no explica de manera directa las fluctuaciones de BRICS Chain USD en el corto plazo. En resumen, los resultados revelan que la volatilidad responde de forma inmediata a los choques recientes y también hay persistencia de efecto en el tiempo. Además, el modelo confirma presencia de heterocedasticidad condicional, lo cual es característico en los mercados de criptomonedas.

Palabras Clave

Criptomonedas; Volatilidad; Mercados Emergentes; Redes Sociales; Sentimientos de Mercado

Abstract

This study analyzes the effect of market sentiment on the volatility of the BRICS Chain USD digital asset using the Cryptocurrency Fear and Greed Index (CFGI). Using daily data, changes in returns were measured, and the CFGI was fitted for use in a GARCH(1,1) model. The maximum likelihood estimation (MLE) method was applied, assuming a normal distribution, and errors were reviewed to ensure robustness to unexpected changes. The results show that past volatility has a significant effect on current volatility, which is evidence of persistence over time and suggests that market shocks tend to prolong their effect on conditional variance dynamics. In contrast, the CFGI does not have a significant impact on conditional volatility; therefore, market sentiment does not directly explain short-term fluctuations in BRICS Chain USD. In summary, the results reveal that volatility responds immediately to recent shocks and that the effect persists over time. Furthermore, the model confirms the presence of conditional heteroscedasticity, which is characteristic of cryptocurrency markets.

Keywords

Cryptocurrencies; Volatility; Emerging Markets; Social Media; Market Sentiment.

Introducción

El crecimiento explosivo del mercado de criptomonedas ha transformado los sistemas financieros contemporáneos. Hace unos años, los ejecutivos bancarios eran asiduos críticos de las criptomonedas; sin embargo, en la actualidad no pueden dejar de hablar de ellas (Copeland, 2025). De acuerdo con el informe de Grand View Research (2025), se anticipa que esta tendencia se prolongue en el tiempo y el mercado continúe creciendo a una tasa compuesta del 13,1% entre 2025 y 2030, impulsado por avances como la tecnología de contabilidad distribuida, la inteligencia artificial (IA) y el aumento en la popularidad de las plataformas de finanzas descentralizadas (DeFi). Sin embargo, a pesar de su rápido crecimiento y el potencial de alta rentabilidad, las criptomonedas presentan volatilidad extrema en sus precios (Aslam & Brahmana, 2025) y su adopción se asocia a prácticas especulativas (Sergio & Wedemeier, 2025).

Los investigadores no han sido indiferentes al reciente interés de los inversionistas por las criptomonedas (Ustaoglu, 2022). Se observa un cuerpo floreciente de estudios relacionados con sistemas de comercio de criptomonedas, sistemas de minería cripto y modelos de predicción que utilizan tecnologías de IA (Zhang et al., 2024). También se ha consolidado una tradición de literatura que aborda asuntos como la volatilidad del mercado, las propiedades de cobertura frente a otros activos y los factores que influyen en su cotización en el mercado. Sin embargo, la mayoría de los estudios se han focalizado en la inclusión de criptomonedas en las carteras de los países desarrollados (Gupta et al., 2023) y son muy pocos los trabajos empíricos que se han centrado en las economías emergentes (Letho et al., 2022). En consecuencia, es evidente que existe un vacío en la literatura respecto a las implicaciones para las pequeñas economías emergentes y los países en desarrollo (Le, 2025).

Por otra parte, algunos estudios han documentado el impacto de los sentimientos en redes sociales en el mercado de criptomonedas. Según Naeem et al. (2021), la teoría de las finanzas conductuales sustenta la idea que los sentimientos de los inversionistas pueden influir en las rentabilidades futuras. Por su parte, Zhang & Zhang (2022) señala que, en los mercados de criptomonedas, *Twitter* es una importante fuente de información; ya que la mayoría de los emisores publican

anuncios y actualizaciones en las cuentas oficiales en esta red. Ghazouani et al., (2025) señalan que las plataformas de redes sociales no son solo herramientas de comunicación, sino que se han convertido en barómetros del sentimiento de los inversionistas. Si bien, existe una amplia gama de estudios que aborda la relación entre sentimiento del inversionista y la volatilidad de las criptomonedas, la evidencia empírica contextualizada en economías emergentes sigue siendo limitada.

Lo expuesto en líneas anteriores justifica el desarrollo de este estudio, que tiene como objetivo analizar el efecto de la volatilidad de los mercados de criptomonedas sobre los sentimientos de los inversionistas en los mercados emergentes. El desarrollo de este estudio puede generar contribuciones que favorecen a inversionistas, usuarios y reguladores. Los resultados pueden tener aplicaciones para el desarrollo de modelos predictivos y estrategias de gestión de riesgo que se adapten a las necesidades particulares de los mercados emergentes.

El presente documento se organiza como sigue. En la primera sección se presenta el marco de referencia de la investigación, en donde se hace una síntesis de estudios sobre adopción de criptomonedas en mercados emergentes. En la segunda sección, se expone el marco metodológico, en el cual se describe la metodología de análisis y se hace una caracterización de las variables de investigación que fundamentan la hipótesis de estudio. En la tercera sección se presentan los resultados de la investigación, los cuales se desarrollan progresivamente desde un análisis descriptivo de las variables hasta la evaluación de las relaciones de efecto y significancia estadística. Finalmente, en la cuarta y quinta sección se discuten los resultados a la luz de la teoría y evidencia empírica, y finalmente se presentan las conclusiones.

Revisión de Literatura

La literatura empírica reciente ofrece evidencia sobre el impacto que pueden tener las criptomonedas para el desarrollo de las economías emergentes y cómo influye la volatilidad de estos activos en el comportamiento de los inversionistas.

Estos hallazgos pueden ofrecer lecciones valiosas para la formulación de políticas de inclusión financiera, regulación, análisis del impacto ambiental y gestión de riesgos. En consecuencia, en las siguientes líneas se hace una revisión de literatura que aborda la relación entre las economías emergentes y el desarrollo de los mercados de criptomonedas.

Gupta et al. (2023) investigan la relación entre las criptomonedas con activos tradicionales de cinco naciones emergentes; para lo cual, aplican la prueba de causalidad de Granger. Los autores encuentran que los rendimientos de las acciones en Vietnam y los del oro en Perú ejercen un efecto causal sobre los rendimientos de las criptomonedas. Por su parte, Yan (2025) analiza las relaciones de dependencia no lineal entre las criptomonedas y el oro dentro de las acciones de los países BRICS. Para tal fin, adoptan un modelo GARCH, la teoría del valor extremo (ETV) y el método de Vine Copula. En los hallazgos se observa una conexión más fuerte de las criptomonedas con los mercados bursátiles que con el oro, especialmente el mercado estadounidense. Esta relación es más evidente en el mediano plazo, lo que significa que las criptomonedas tienden a moverse de forma sincronizada con las bolsas de valores en ciertos periodos.

Otros estudios analizan el efecto de la adopción de criptomonedas estables en el contexto de los mercados emergentes. Por ejemplo, Anisiuba et al. (2021) refieren que Tether (USDT) parece tener una influencia relativamente marginal en los mercados, frente a otras criptomonedas analizadas que cotizaban en rublo ruso (RUB), rupia india (INR) y el yuan chino (CNY). Por su parte, Le (2025) evalúa las implicaciones de la adopción de criptomonedas de banca central (CBDC, por sus siglas en inglés), en el marco del modelo neokeynesiano de equilibrio general dinámico estocástico (NK-DSGE). Los resultados muestran que, si bien, la moneda fiduciaria no es particularmente atractiva para los inversionistas nacionales y extranjeros; los bancos centrales de países en desarrollo pueden emitir CBDC como señal de credibilidad de compromiso con su política monetaria.

Murakami & Viswanath-Natraj. (2025) encuentra que la adopción de monedas estables mejora el bienestar de los hogares al proporcionar un vehículo de ahorro, pero impone un costo debido a la volatilidad de su precio. Por su parte, Letho et al. (2022) analizan el riesgo de las criptomonedas frente a otros activos tradicionales en el contexto sudafricano. Los autores muestran que, a pesar de su elevada volatilidad, los criptoactivos pueden ofrecer una relación óptima entre riesgo y rendimiento dentro de un portafolio diversificado. Ustaoglu (2022) aplica un modelo de heterocedasticidad condicional autorregresiva generaliza de correlación condicional dinámica asimétrica (ADCC-GARCH). Los resultados muestran que Bitcoin proporciona una mejor protección frente a los índices de mercados emergentes en comparación de Ethereum en el periodo anterior y posterior al COVID-19. Just & Echaust (2024) aplica un modelo GARCH para estudiar la volatilidad de los instrumentos de cobertura y los mercados bursátiles y revela que las criptomonedas tienen propiedades de, aunque Bitcoin muestra menor dependencia y volatilidad.

A pesar de que existen análisis globales sobre la influencia de estos sentimientos en los crypto-activos (ver Biswas & Sharma, 2025; Güler 2023; Aslanidis et al. 2022). no se han identificado trabajos en los que se estudie el efecto del sentimiento de mercado en el contexto de economías emergentes. Por lo tanto, persiste un vacío en la literatura respecto a la convergencia de ambos factores en estos mercados; que se espera abordar en esta investigación.

Metodología

En estudio se adopta un enfoque cuantitativo, cuyo objetivo es analizar la dinámica temporal de la volatilidad de los rendimientos del activo BRICS Chain USD y evaluar el impacto del CFGI. Para este fin, se estima un modelo GARCH con especificación GARCH(1,1), el cual ha sido seleccionado por su capacidad para capturar *clustering* de volatilidad y su extendida aplicación en la literatura financiera. En la varianza condicional se ha incorporado el CFGI como regresor exógeno, con la finalidad de investigar si las variaciones del temor o la avaricia en el mercado afectan la volatilidad de este activo.

Se calculan retornos logarítmicos sobre la serie de precios de BRICS Chain USD y sobre CFGI se construye una serie de diferencias, para garantizar estacionariedad. Se utilizan datos con granularidad diaria, en una ventana temporal que se extiende desde el 3 de mayo de 2025 hasta el 25 de octubre de 2025. En los resultados de la estimación se reportan errores estándar robustos ante heterocedasticidad y correlación serial, y la evaluación del ajuste incluye log-verosimilitud y un conjunto de pruebas diagnósticas (Ljung–Box sobre residuos y residuos al cuadrado, prueba de estabilidad de Nyblom y pruebas de asimetría Sign-Bias).

Los datos de CFGI son obtenidos de Alternative.me. Este índice consiste en una escala de 0 a 100 que combina datos de actividad en redes sociales, del dominio de Bitcoin y Google Trends para capturar el miedo y la codicia del mercado. Por su parte, los datos del token BRICS Chain USD se extraen de CoinMarketCap. De acuerdo con (Forbes, n.d.) este token se fortalece por la estabilidad de credibilidad de las monedas de los BRICS. Como se observa en la Tabla 1, se aplicaron las pruebas de raíz unitaria ADF (Augmented Dickey-Fuller) y KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin) para las dos series temporales. Los resultados evidencian estacionariedad en los rendimientos de BRICS Chain USD y en el índice CFGI.

Tabla 1. Prueba de Estacionariedad

Serie	ADF		KPSS		Decisión
	Prueba	p-value	Prueba	p-value	
BRICS Chain USD	-6.1348	0.01	0.073574	0.1	Estacionaria
CFGI	-6.445	0.01	0.13428	0.1	Estacionaria

Nota: Datos extraídos de R. Librería tseries.

Fuente: Elaboración Propia.

La especificación del modelo se establece como sigue:

Ecuación media:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t = \sigma_t Z_t$$

donde:

r_t = es el retorno del activo en el periodo t

μ = es la media condicional de los retornos

ε_t = residuos o shocks de la serie

Z_t = Innovaciones o perturbaciones aleatorias normalizadas.

$Z_t \sim D(0,1)$ es independiente e idénticamente distribuida.

Ecuación de Varianza Condicional:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \gamma CFI_{t-1}$$

donde:

σ_t^2 = varianza condicional en t

ω = Término constante de la varianza

α_1 = Coeficiente del término ARCH que captura el efecto de los choques pasados sobre la volatilidad actual.

β_1 = Coeficiente GARCH, que refleja la persistencia de la volatilidad pasada σ_{t-1}^2

γ = Efecto marginal de las variaciones de CFI sobre la volatilidad condicional.

CFI_{t-1} = índice que mide el sentimiento de mercado en el periodo t-1.

La estimación se realiza por máxima verosimilitud (MLE) utilizando la log-verosimilitud de la distribución asumida para . De esta manera se busca maximizar la probabilidad de observar los retornos dados los valores de los parámetros del modelo. Con propósitos de información, se reportan los errores estándar robustos frente a heterocedasticidad e independencia condicional.

Discusión y resultados

Para modelar la volatilidad condicional de los retornos diarios de BRICS Chain USD se estima un modelo GARCH(1,1), al cual se incorpora la variable exógena CFGI. El enfoque propuesto está orientado al análisis de la varianza del activo, considerando la persistencia de la volatilidad y los posibles efectos inmediatos de cambios en el CFGI. La Tabla 2 revela información a partir de la cual se obtienen conclusiones sobre la sensibilidad de los retornos a los shocks de mercados y sobre la estabilidad de la volatilidad en el tiempo.

Tabla 2. Evaluación de Parámetros del Modelo GARCH

Parámetro	Estimación	Error Stand.	t calculado	p-value
μ	-0.00208	0.004918	-0.423	0.672
ω	0.000771	0.000321	2.402	0.016
α_1	0.6105	0.3289	1.856	0.063
β_1	0.5259	0.1181	4.452	<0.001
CFGI	0.000454	0.000925	0.491	0.624

Nota: Datos extraídos de R. Librería Rugarch.

Fuente: Elaboración Propia.

- La media es -0.00208, con un error estándar de 0.004918. El valor de t es -0.423 y el p-value es 6,72%. Esto indica que la media no es significativamente diferente de cero; lo cual es consistente con la hipótesis de mercados eficientes.
- La estimación de ω es 0.000771, con un error estándar de 0.000321. El valor t es 2.402 y el valor de probabilidad es 1.6%. Los resultados indican que ω es estadísticamente mayor que cero, por tanto, implica que existe una varianza mínima positiva en el modelo, incluso, en ausencia de shocks recientes.
- La estimación de α_1 es 0.6105 con un error estándar de 0.3289. El valor de t es 1.856 y el valor de probabilidad 6,3%. Esto indica que α_1 marginalmente significativo. Este hallazgo indica que los shocks recientes tienen un impacto significativo en la volatilidad actual.

- La estimación de β_1 es 0.5259, con un error estándar de 0.1181. El valor de t es 4.452 y el valor de probabilidad es menor a 0,1%, lo que indica que la volatilidad pasada no tiene un impacto significativo en la volatilidad actual.
- El regresor *CFG* es 0.000454 con un error estándar de 0.000925. El valor de es 0.491 y el valor de probabilidad es 6,24%, lo cual sugiere que este regresor exógeno no tiene impacto significativo en la volatilidad condicional.

Se aplica la prueba Ljung–Box (también conocida como prueba Q), la cual permite analizar la independencia de los residuos del modelo. En la Tabla 3, el análisis de los residuos al cuadrado muestra que no hay autocorrelación significativa; por lo que puede concluirse que el modelo captura bien la estructura de volatilidad de la serie. Estos resultados son respaldados por la prueba ARCH LM, que muestra valores p para los rezagos 3, 5 y 7 de: 0.7873, 0.08680 y 0.9239, lo que indica que no hay efectos ARCH remanentes en los residuos.

Tabla 3. Diagnóstico del Modelo

Rezago	Q calculado	p-value	Interpretación
1	0.4679	0.4939	No significativa
5	0.6542	0.9315	No significativa
9	1.5646	0.9501	No significativa

Nota: Datos extraídos de R. Librería Rugarch.

Fuente: Elaboración Propia.

Se aplica la prueba de Nyblom, con la finalidad de evaluar la estabilidad de los parámetros de la muestra a través del tiempo. El estadístico conjunto indica que muestra un valor de 0.7032, lo cual indica que la mayoría de los estadísticos individuales están por debajo de los valores críticos; por lo cual, se acepta la hipótesis nula de que los parámetros del modelo son globalmente estables.

Finalmente, se realiza un análisis de la volatilidad del activo BRICS Chain USD. En la Figura 1 se presenta un gráfico de densidad de volatilidad. En el gráfico se observa un único pico ubicado debajo de la media, lo cual sugiere que la mayor

parte del tiempo el activo se mueve en periodos de baja volatilidad. En general, este resultado refleja la naturaleza de BRICS Chain USD, que, aunque puede experimentar movimientos bruscos frente a noticias o eventos, la mayoría de los días se mantiene en rangos de volatilidad moderada.

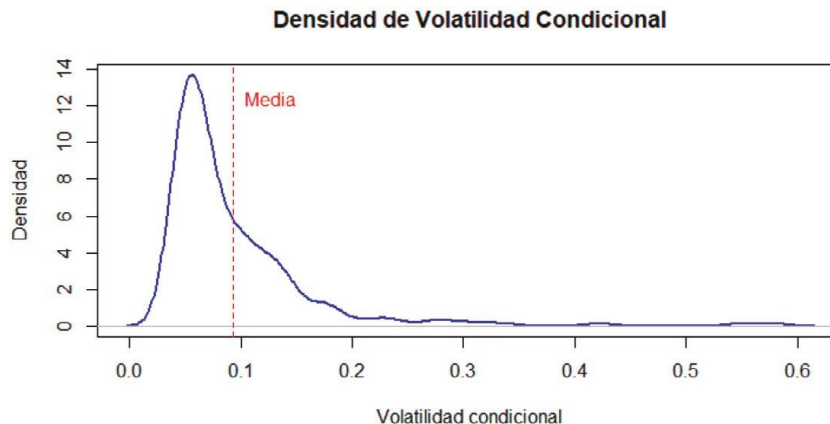


Figura 1. Densidad de Volatilidad Condicional

Nota: Datos extraídos de R. Librería ggplot2.

Fuente: Elaboración Propia.

Finalmente, el análisis de sesgo no revela evidencia de asimetría en la volatilidad. Los resultados muestran que los choques positivos y negativos afectan de manera similar a la volatilidad. Los hallazgos también confirman presencia de heterocedasticidad condicional, lo cual es característico de las series financieras, aunque no hay evidencia de efectos asimétricos. Estos resultados están en línea con literatura financiera empírica, en la que se observa que, en ciertos periodos, la volatilidad responde de manera comparable ante incrementos y caídas de precios.

En este estudio se aplica el modelo GARCH(1,1) sobre los rendimientos de BRICS Chain USD y se toma el Crypto Fear and Greed Index (CFGFI) como variable exógena. Los resultados muestran aspectos característicos en la dinámica de volatilidad de este crypto-activo. La media estimada ($\mu = \mu = -0.00208$) no resulta significativamente distinta de cero, lo cual es coherente con expectativas

de eficiencia en el mercado. Al analizar la varianza condicional, la componente constante ($\omega = 0.000771$) es estadísticamente significativa, lo cual muestra un nivel de base de volatilidad incluso sin choques recientes. Mientras tanto, el coeficiente ARCH ($\alpha_1 = 0.6105$) resulta significativo, lo cual revela que los choques recientes incrementan la volatilidad actual. Mientras que, el parámetro GARCH ($\beta_1 = 0.5259$), confirma persistencia de volatilidad pasada ($p\text{-value} < 0,001$).

Para el diagnóstico del modelo, se aplica la prueba de Ljung–Box sobre residuos al cuadrado, donde no se observa autocorrelación significativa de volatilidad; por tanto, el modelo captura bien la heterocedasticidad condicional. Además, la prueba de estabilidad de Nyblom confirma que los parámetros del modelo son estables. Finalmente, el análisis de sesgo de signo no evidencia asimetría, lo que indica que los choques positivos y negativos afectan la volatilidad de manera similar. En términos generales, el modelo muestra evidencia clara de heterocedasticidad condicional y de volatilidad persistente, pero simétrica frente a los choques del mercado.

Estos resultados aportan varias conclusiones importantes para la comprensión del comportamiento del mercado de criptomonedas. En primer lugar, que la media no difiera de cero sugiere que no hay una tendencia sistemática de retorno favorable o desfavorable en el activo analizado. Este resultado respalda la hipótesis de eficiencia del mercado o al menos de ausencia de tendencia de los rendimientos en la ventana de tiempo estudiada. En segundo lugar, se observa significancia de los parámetros ω , α_1 , β_1 . Estos resultados muestran que la volatilidad responde de manera inmediata a los choques y también muestran persistencia a lo largo del tiempo.

En tercer lugar, no se detecta asimetría, lo que indica que los choques negativos y positivos afectan de la misma manera la volatilidad del mercado. Este comportamiento simétrico es importante para comprender los riesgos y la formación de expectativas en el mercado de cripto-activos, ya que sugiere que tanto los movimientos alcistas como bajistas pueden afectar la volatilidad de los activos. Este resultado contrasta con trabajos como Chen et al. (2021), donde se observa que la asimetría favorece los efectos negativos en la volatilidad

de los mercados bursátiles. Este resultado indica que para el caso de BRICS Chain USD, los mecanismos de reacción de mercado como las noticias alcistas o bajistas generan resultados comparables sobre la incertidumbre.

Conclusiones

El objetivo de este estudio fue analizar el efecto de los sentimientos del mercado en economías emergentes, sobre la volatilidad de criptomonedas. Se aplica un modelo GARCH(1,1), el cual revela volatilidad persistente y simétrica. La media de los rendimientos no difiere significativamente de cero, lo cual es coherente con la hipótesis de mercados eficientes. Los parámetros ARCH y GARCH son significativos, lo cual es evidencia de que la volatilidad responde a choques recientes, como también, a la persistencia de varianza pasada. No se detectó sesgo diferencial entre choques positivos y negativos; por lo cual, se espera que los efectos de optimismo y pesimismo impacten de manera comparable a la volatilidad de BRICS Chain USD. Por lo demás, los hallazgos confirman la necesidad de incorporar el componente de heterocedasticidad condicional y la dinámica de volatilidad en la modelación de cryptoactivos, lo cual puede proporcionar información útil para los gestores de portafolios y reguladores.

Este estudio presenta ciertas limitaciones que deben considerarse en trabajos futuros. La ventana de análisis (mayo a octubre de 2025) que incluye eventos caídas bruscas de mercado, lo que puede afectar la generalización de los resultados. Además, el análisis se centra en un solo activo, BRICS Chain USD, y no refleja necesariamente el sentimiento específico de los países BRICS sobre las criptomonedas. Futuras investigaciones podrían ampliar la muestra de activos, comparar distintos periodos y ventanas temporales, incorporar métricas de sentimiento intradía provenientes de redes sociales y aplicar modelos GARCH extendidos, como EGARCH, TGARCH o GJR-GARCH, para capturar posibles efectos de asimetría. Estas mejoras contribuirán a evaluar la robustez de los modelos bajo condiciones de alta frecuencia y bajo la dinámica que caracteriza a los mercados emergentes; lo cual contribuirá a fortalecer el análisis del impacto del sentimiento en la volatilidad de los cryptoactivos.

Bibliografía

- Anisiuba, C. A., Egbo, O. P., Alio, F. C., Ifediora, C., Igwemeka, E. C., Odidi, C. O., & Ezeaku, H. C. (2021). Analysis of cryptocurrency dynamics in the emerging market economies: does reinforcement or substitution effect prevail? *SAGE Open*, 11(1). <https://doi.org/10.1177/21582440211002516>
- Aslam, A., & Brahmana, R. K. (2025). Connectedness and investment strategies of volatile assets: DCC-GARCH R2 analysis of cryptocurrencies and emerging market sectors. *Borsa Istanbul Review*, 25(4), 649-660. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2025.03.004>
- Aslanidis, N., Bariviera, A. F., & López, Ó. G. (2022). The link between cryptocurrencies and Google Trends attention. *Finance Research Letters*, 47. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102654>
- Aslanidis, N., Bariviera, A. F., & Savva, C. S. (2024). Do online attention and sentiment affect cryptocurrencies' correlations? *Research in International Business and Finance*, 71. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2024.102488>
- Biswas, P., & Sharma, C. (2025). Does fear sentiment drive cryptocurrency volatility? Evidence from Google trends data. *Finance Research Letters*, 86. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.108510>
- Copeland, R. (2025, August 14). Wall Street cambió de opinión sobre las criptomonedas. ¿Es algo bueno? *The New York Times*. <https://www.nytimes.com/es/2025/08/14/espanol/negocios/wall-street-bancos-criptomonedas.html>
- Forbes. (n.d.). *BRICS Chain (BRICS)*. Forbes Crypto Market Data. <https://www.forbes.com/digital-assets/assets/brics-chain-brics/>
- Ghazouani, I., Ghazouani, I., & Omri, A. (2025). Virtual influence, real impact: Deciphering social media sentiment and its effects on cryptocurrency market dynamics. *Blockchain: Research and Applications*, 100375. <https://doi.org/10.1016/j.bcra.2025.100375>

Grand View Research. (2025). *Cryptocurrency market size & share*. Industry Reporte.
<https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/cryptocurrency-market-report>

Güler, D. (2023). The Impact of Investor Sentiment on Bitcoin Returns and Conditional Volatilities during the Era of Covid-19. *Journal of Behavioral Finance*, 24(3), 276-289.
<https://doi.org/10.1080/15427560.2021.1975285>

Gupta, N., Mitra, P., & Banerjee, D. (2023). Cryptocurrencies and traditional assets: Decoding the analogy from emerging economies with crypto usage. *Investment Management and Financial Innovations*, 20(1), 1-13. [https://doi.org/10.21511/imfi.20\(1\).2023.01](https://doi.org/10.21511/imfi.20(1).2023.01)

Just, M., & Echaust, K. (2024). Cryptocurrencies against stock market risk: New insights into hedging effectiveness. *Research in International Business and Finance*, 67.
<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.102134>

Le, A. H. (2025). Central bank digital currency and cryptocurrency in emerging markets. *International Economics*, 181. <https://doi.org/10.1016/j.inteco.2024.100577>

Letho, L., Chelwa, G., & Alhassan, A. L. (2022). Cryptocurrencies and portfolio diversification in an emerging market. *China Finance Review International*, 12(1), 20-50. <https://doi.org/10.1108/CFRI-06-2021-0123>

Murakami, D., & Viswanath-Natraj, G. (2025). Cryptocurrencies in emerging markets: A stablecoin solution? *Journal of International Money and Finance*, 156. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2025.103344>

Naeem, M. A., Mbarki, I., & Shahzad, S. J. H. (2021). Predictive role of online investor sentiment for cryptocurrency market: Evidence from happiness and fears. *International Review of Economics and Finance*, 73, 496-514. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.01.008>

- Sergio, I., & Wedemeier, J. (2025). Global surge: exploring cryptocurrency adoption with evidence from spatial models. *Financial Innovation*, 11(1). <https://doi.org/10.1186/s40854-025-00765-0>
- Ustaoglu, E. (2022). Safe-haven properties and portfolio applications of cryptocurrencies: Evidence from the emerging markets. *Finance Research Letters*, 47. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102716>
- Yan, J. (2025). Nonlinear Dependence Structure Between BRICS Stock Markets, Gold, and Cryptocurrencies. *Manchester School*. <https://doi.org/10.1111/manc.70009>
- Zhang, J., Cai, K., & Wen, J. (2024). A survey of deep learning applications in cryptocurrency. In *iScience* (Vol. 27, Issue 1). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2023.108509>
- Zhang, J., & Zhang, C. (2022). Do cryptocurrency markets react to issuer sentiments? Evidence from Twitter. *Research in International Business and Finance*, 61. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101656>