

Volumen de transacciones, rendimientos y volatilidad del Bitcoin: Modelo de Heterocedasticidad Condicional Asimétrica (2017-2024)

Trading volume, returns, and volatility of Bitcoin: Asymmetric Conditional Heteroskedasticity Model (2017–2024)

María Fernanda Urbán Cortés* y Eduardo Rosas Rojas**

*Actuaría BBVA México, Ciudad de México.

Correo electrónico: mariafernanda.urban@bbva.com. ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-0675-4866>

**Profesor investigador de la Universidad Autónoma del Estado de México.

Correo electrónico: erosasr@uaemex.mx. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7255-7778>

RESUMEN

Este estudio analiza la relación entre el volumen de transacciones, la volatilidad y los rendimientos de Bitcoin, demostrando que la volatilidad suele estar sobreestimada cuando no se considera el volumen negociado. Se emplea el modelo asimétrico GJR-GARCH para capturar la dinámica de la volatilidad condicional y evaluar su reacción ante choques positivos y negativos. El análisis abarca el periodo 2017-2024 y cuatro submuestras identificadas mediante la prueba de Bai-Perron para detectar quiebres estructurales. Los resultados indican que la alta volatilidad observada en estudios previos se debe, en gran parte, al bajo volumen de transacciones. Además, se encontró una relación positiva entre el volumen y los rendimientos, así como entre el volumen y la volatilidad en todas las submuestras. Finalmente, se identificó un efecto de apalancamiento tradicional en periodos de crisis y un efecto de apalancamiento inverso en fases expansivas, evidenciando la compleja dinámica del mercado del Bitcoin.

ABSTRACT

This study analyzes the relationship between trading volume, volatility, and Bitcoin returns, demonstrating that volatility is often overestimated when trading volume is not considered. The asymmetric GJR-GARCH model is employed to capture the dynamics of conditional volatility and assess its reaction to positive and negative shocks. The analysis covers the period from 2017 to 2024 and four subsamples identified using the Bai-Perron test to detect structural breaks. The results indicate that the high volatility observed in previous studies is largely due to low trading volume. Additionally, a positive relationship was found between volume and returns, as well as between volume and volatility across all subsamples. Finally, a traditional leverage effect was identified during crisis periods, while an inverse leverage effect was observed in expansion phases, highlighting the complex dynamics of the Bitcoin market.

Recibido: 17/marzo/2025

Aceptado: 16/julio/2025

Publicado: 12/enero/2026

Palabras clave:

| Bitcoin |
| Volatilidad |
| Volumen de transacciones |
| GJR-GARCH |

Keywords:

| Bitcoin |
| Volatility |
| Trading volume |
| GJR-GARCH |

Clasificación JEL |

JEL Classification |

G12, G15, C58, D53



Esta obra está protegida
bajo una Licencia
Creative Commons
Reconocimiento-
NoComercial-
SinObraDerivada 4.0
Internacional

INTRODUCCIÓN

Bitcoin ha ganado una atención creciente en los medios, la academia y la industria financiera, consolidándose como el activo dominante del mercado de criptomonedas,¹ con una capitalización de 1.34 billones de dólares en

1. En este documento, los términos criptomoneda, moneda y activo se utilizan de manera intercambiable para referirse a Bitcoin, en virtud de su naturaleza híbrida. Aunque fue diseñado como una moneda digital, diversos estudios (Yermack, 2015; Dyhrberg, 2016a; Baur *et al.*, 2018) han señalado que su elevada volatilidad y su uso

octubre de 2024, equivalente al 57% del sector (Coinmarketcap, 2024). Aunque es una moneda relativamente nueva, su alta volatilidad, superior a la de las monedas tradicionales, la asemeja más a una inversión especulativa que a un medio de pago (Yermack, 2015). Sin embargo, aún persiste una brecha en la investigación sobre el papel del volumen de transacciones como predictor de los rendimientos y la volatilidad de Bitcoin, especialmente considerando la asimetría de los choques y los cambios estructurales. Para abordar esta laguna, este estudio analiza la relación entre estas variables en el periodo 2017-2024, una etapa de transformación significativa marcada por fuertes fluctuaciones de precios, variaciones en el volumen de transacciones y la introducción de derivados financieros, como los futuros de Bitcoin.

Este estudio busca demostrar que la volatilidad histórica de los rendimientos de Bitcoin suele estar sobreestimada cuando no se considera el volumen de transacciones, ya que su inclusión proporciona una visión más equilibrada y precisa. Para ello, se analiza la evolución del tipo de cambio Bitcoin-dólar estadounidense y su volatilidad en comparación con monedas fiduciarias, demostrando que la volatilidad de Bitcoin es menos extrema al incorporar el volumen de transacciones. Asimismo, se examina la relación entre volumen, rendimientos y volatilidad, evaluando la posible asimetría en la reacción de la volatilidad ante cambios inesperados. A través de modelos GJR-GARCH aplicados a diferentes periodos, se encuentra una relación positiva y significativa entre estas variables, además de signos ambivalentes en el término GARCH asimétrico, lo que sugiere la coexistencia de un efecto de apalancamiento tradicional y un efecto de apalancamiento inverso.

Con base en los modelos de microestructura de mercado, como los propuestos por Glosten *et al.* (1993) y Easley *et al.* (1996), se distingue entre operadores informados (*insiders*) y operadores no informados (*noise traders*). Se asume que los operadores informados poseen información fundamental sobre el valor del activo y ajustan su estrategia de negociación en consecuencia. Específicamente, compran el activo cuando está infravalorado y lo venden cuando el precio de oferta supera su valor fundamental, contribuyendo así al descubrimiento de precios, lo que eventualmente debería reflejar su verdadero valor. Por otro lado, los operadores no informados u operadores de ruido, también conocidos como operadores de liquidez, realizan transacciones por razones distintas a la explotación de información, como la necesidad de suavizar el consumo a lo largo del tiempo, lo que les permite proporcionar liquidez al mercado.

Considerando estos modelos, la reacción asimétrica de la volatilidad, en la que choques positivos generan un mayor aumento en la volatilidad que los choques negativos, sugiere que la actividad de los operadores de ruido predomina tras impactos positivos, mientras que los inversores informados tienden a operar más después de impactos negativos. Baur y Dimpfl (2018) concluyen que el fenómeno del miedo a perderse algo (*fear of missing out*) entre los operadores de ruido, así como la implementación de esquemas de *pump and dump*, son características inherentes a los mercados de criptomonedas. Con base en los argumentos expuestos en esta sección, se plantea la comprobación de las principales hipótesis de investigación:

Hipótesis 1: Los rendimientos de Bitcoin (precio respecto al dólar estadounidense) no son tan volátiles ni riesgosos como comúnmente se perciben.

Hipótesis 2: Existe una relación positiva entre los rendimientos de Bitcoin y el volumen de transacciones.

Hipótesis 3: La volatilidad de Bitcoin y su volumen de transacciones están positivamente relacionados, especialmente en periodos alcistas.

Hipótesis 4: Un aumento inesperado en los rendimientos de Bitcoin incrementa su volatilidad más que una disminución de igual magnitud en fases expansivas, reflejando un efecto de apalancamiento inverso.

La originalidad de este estudio radica en la incorporación del volumen de transacciones como un factor clave para demostrar que la aparente alta volatilidad de Bitcoin se debe, en gran medida, a su bajo volumen de transacciones. Además, se analiza un periodo no abordado en investigaciones previas, dividiendo la muestra en cuatro segmentos temporales significativos, determinados tanto por eventos clave en la historia del mercado de Bitcoin como por la prueba estadística de Bai-Perron (1998) para la detección de múltiples quiebres estructurales. Este enfoque permite realizar un análisis detallado de los efectos asimétricos que caracterizan la volatilidad de Bitcoin.

El presente artículo de investigación se estructura de la siguiente manera: además de esta breve introducción, la primera sección ofrece una revisión de la literatura sobre la relación entre el volumen de transacciones, los rendimientos y la volatilidad de Bitcoin, destacando la importancia de considerar los quiebres estructurales y el efecto de apalancamiento, elementos característicos de este criptoactivo. En la segunda sección, se describe la metodología econométrica, basada en modelos de heterocedasticidad condicional asimétrica, que permiten analizar cómo los impactos diferenciados de buenas y malas noticias afectan la volatilidad de Bitcoin a lo largo del periodo estudiado. La tercera sección expone los resultados empíricos, que respaldan las cuatro hipótesis planteadas en la investigación. Posteriormente, en la cuarta sección, se interpretan los hallazgos y se contrastan con estudios previos de la literatura científica. Finalmente, se presentan las conclusiones principales del estudio.

I. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Bitcoin presenta limitaciones como moneda debido a su extrema volatilidad, lo que dificulta su función como medio de intercambio, unidad de cuenta y reserva de valor (Cermak, 2017). Más que una divisa, se comporta como una inversión especulativa, con una volatilidad superior a la de las monedas tradicionales y otras criptomonedas, lo que refuerza su naturaleza riesgosa y restringe su uso cotidiano (Yermack, 2015; Sapuric *et al.*, 2022). Esta ambigüedad ha llevado a comparaciones con el oro, ya que ambos activos derivan su valor de la escasez y el alto costo de producción, carecen de nacionalidad y no están regulados por gobiernos (Dyhrberg, 2016a, 2016b; Baur *et al.*, 2018; Sapuric *et al.*, 2022). Sin embargo, mientras el oro es ampliamente reconocido como un activo refugio y muestra correlación negativa con el dólar, Bitcoin aún no ha consolidado esta propiedad, lo que genera incertidumbre sobre su rol en los mercados financieros.

Volumen de transacciones y rendimientos del Bitcoin

Las investigaciones sobre los mercados de activos tradicionales indican que un aumento en el volumen de transacciones genera una mayor prima de rendimiento. Se ha identificado que los activos con un volumen inusualmente alto (bajo) tienden a apreciarse (depreciarse) en el mes siguiente (Gervais *et al.*, 2001). Si el volumen de transacciones puede predecir los rendimientos, los operadores podrían utilizar esta información para optimizar sus inversiones. Este hallazgo ha llevado a que investigaciones recientes comiencen a analizar estos patrones en criptomonedas, dada su posible influencia en el diseño de estrategias de trading.

Balcilar *et al.* (2017) demostraron que el volumen de transacciones predice los rendimientos de Bitcoin en mercados alcistas y bajistas, utilizando un enfoque no paramétrico que evita errores por no linealidades y quiebres estructurales. Ante la falta de una metodología de valoración fundamental confiable, los operadores

recurren al análisis técnico. Cagli (2019) confirmó esta relación dinámica mediante pruebas de causalidad de Granger, detectando una causalidad bidireccional en Bitcoin y otras criptomonedas, lo que refuerza el poder predictivo del volumen para estrategias de trading. Gemici y Polat (2019) profundizaron en esta relación al diferenciar efectos de corto y largo plazo con pruebas de cointegración, concluyendo que un aumento en el volumen impulsa el precio de Bitcoin.

Recientemente, Wang y Hui (2024) analizaron la relación entre precio y volumen en los fondos cotizados en bolsa (ETF) de futuros de Bitcoin, una innovación reciente en la inversión en criptomonedas. Utilizando datos de negociación en intervalos de 30 minutos del ETF de futuros de Bitcoin más grande del mundo, encontraron que los cambios en el volumen de transacciones y los rendimientos contienen información mutua, siendo contemporáneamente interdependientes. Los resultados muestran una transferencia de información desde los cambios en el volumen hacia los rendimientos durante la mayor parte del periodo analizado, lo que sugiere la existencia de previsibilidad en los rendimientos e ineficiencia del mercado.

Volumen de transacciones y volatilidad del Bitcoin

Un aspecto importante que los estudios previos no han abordado en profundidad es la influencia del volumen de transacciones en la volatilidad de los rendimientos de Bitcoin. Durante la última década, las fluctuaciones en los precios de Bitcoin han generado periodos de alta volatilidad. De hecho, dado que Bitcoin se utiliza principalmente como un activo financiero en lugar de una moneda (Dyhrberg, 2016a), su mercado es altamente volátil y más susceptible a burbujas especulativas que otras divisas, lo que resalta la importancia de analizar su volatilidad. Estas características limitan su funcionalidad como medio de intercambio, unidad de cuenta y reserva de valor (Baur & Dimpfl, 2018). Sin embargo, cuando se considera el volumen de transacciones, Bitcoin tiende a estabilizarse, lo que puede mejorar los modelos de predicción de su volatilidad y sugiere una fuerte relación entre estas dos variables.

Las investigaciones previas han utilizado diversos modelos de la familia GARCH para analizar la volatilidad de Bitcoin. Dyhrberg (2016a) aplicó un modelo GARCH asimétrico para evaluar las capacidades de cobertura de Bitcoin, demostrando que puede funcionar como hedge frente a las acciones del Financial Times Stock Exchange Index (FTSE) y el dólar estadounidense a corto plazo. En otro estudio, Dyhrberg (2016b) empleó modelos GARCH para analizar el papel de Bitcoin como activo financiero, concluyendo que se sitúa en un punto intermedio entre el oro y el dólar estadounidense. Por su parte, Katsiampa (2017) estimó la volatilidad de Bitcoin comparando distintos modelos GARCH, determinando que el modelo AR-CGARCH ofrecía el mejor ajuste. Finalmente, Cermak (2017) utilizó un modelo GARCH(1,1) para analizar la volatilidad de Bitcoin en relación con variables macroeconómicas en los países con los mayores volúmenes de transacciones.

Posteriormente, Urquhart (2018) analizó los factores clave que han impulsado el valor de Bitcoin, utilizando datos de *Google Trends*. Sus hallazgos indican que la volatilidad histórica y el volumen de transacciones son determinantes en la atención de los inversores al día siguiente. Por su parte, Yu (2019) empleó un modelo GJR-GARCH para analizar la volatilidad de los rendimientos de Bitcoin. Sus resultados sugieren que el volumen de transacciones, utilizado como proxy de las diferencias de opinión entre los usuarios, tiene un impacto significativo en la volatilidad de los rendimientos. En esta misma línea, Aalborg *et al.* (2019) concluyen que Bitcoin pertenece a una clase de activos única, ya que la relación entre su volatilidad y su volumen de transacciones en los mercados de criptomonedas difiere de la observada en mercados de activos tradicionales, como acciones o bonos. Sus resultados muestran una relación positiva y confirman que el volumen de transacciones de Bitcoin mejora las predicciones de su volatilidad.

Quiebres estructurales y efecto apalancamiento en Bitcoin

Los quiebres estructurales son fundamentales en la modelización de series temporales financieras, ya que mejoran la asignación de activos y permiten mitigar pérdidas derivadas de volatilidades extremas, influyendo en las expectativas de los inversionistas y la eficiencia del mercado. Considerar su impacto en la volatilidad futura ayuda a reducir el riesgo y seleccionar modelos más precisos. Mensi *et al.* (2019) advierten que excluir los quiebres estructurales genera un sesgo alcista en la persistencia de la volatilidad, afectando las estrategias de arbitraje y la precisión de la estimación. En esta línea, Telli y Chen (2020) aplican la metodología de Bai-Perron (1998) para identificar múltiples quiebres en criptomonedas como Bitcoin, Ethereum, Litecoin y Ripple, evidenciando cambios estructurales significativos en rendimiento y volatilidad.

Otro aspecto fundamental por considerar es la reacción asimétrica de la volatilidad ante choques inesperados, conocida como “efecto apalancamiento”,² indica que la varianza condicional de los rendimientos accionarios responde con mayor intensidad a noticias negativas que a positivas (Christie, 1982). Estudios recientes han explorado esta dinámica en Bitcoin, evidenciando similitudes con otros activos financieros (Baur *et al.*, 2018; Dyhrberg, 2016a; Bouri *et al.*, 2017). Investigaciones como las de Yu (2019) y De Sousa Filho *et al.* (2020) confirman la presencia de este fenómeno en criptomonedas, mostrando su impacto significativo en la volatilidad futura. No obstante, algunos estudios, como los de Bouri *et al.* (2017), Katsiampa (2017), Baur *et al.* (2018), Charles y Darné (2019), Cheikh *et al.* (2020) y Kao *et al.* (2024), han identificado un “efecto de apalancamiento invertido”, donde los choques positivos generan un mayor incremento en la volatilidad que los negativos, en contraste con los activos financieros tradicionales. Estos hallazgos sugieren que Bitcoin exhibe un comportamiento único en términos de respuesta asimétrica de la volatilidad.

II. METODOLOGÍA ECONOMÉTRICA

Para evaluar la primera hipótesis, se recopilaron datos diarios del precio de Bitcoin frente al dólar estadounidense, comparándolos con el euro (EUR) y la libra esterlina (GBP), obtenidos de la Reserva Federal de San Luis (FRED) y la plataforma Quandl. El conjunto de datos abarca del 3 de enero de 2017 al 19 de abril de 2024, con un total de 1,822 observaciones.³ Para analizar la volatilidad y el riesgo de Bitcoin, se comparó su evolución frente al dólar con la de otras divisas y el oro, estimando la variación diaria de las tasas de crecimiento de cada activo. Este enfoque metodológico permite cuantificar y contrastar el comportamiento de Bitcoin con el de monedas tradicionales y activos refugio.

$$\text{Rendimiento} = \text{Tasa de cambio} = \frac{(TC_t - tc_{t-1})}{TC_{t-1}} * 100 \quad (1)$$

2. De acuerdo con Bouri *et al.* (2017) existen dos teorías que explican la relación negativa entre el rendimiento y la volatilidad en el mercado accionario. La primera es la hipótesis del apalancamiento, que postula que una disminución en el valor de las acciones de una empresa incrementa su nivel de riesgo, lo que a su vez eleva su volatilidad. La segunda es el efecto de retroalimentación de la volatilidad (*volatility feedback effect*), según el cual un aumento anticipado en la volatilidad eleva la prima de riesgo exigida por los inversionistas, provocando una caída en el precio de las acciones. Este mecanismo da lugar a un fenómeno de volatilidad asimétrica, en el que los cambios negativos en los rendimientos esperados generan un impacto más pronunciado que los cambios positivos.

3. Para asegurar consistencia metodológica y comparabilidad con activos tradicionales, la volatilidad anualizada de Bitcoin se calculó considerando 252 días hábiles, como es estándar en finanzas. Además, se evita el sesgo de estacionalidad asociado a la menor actividad de fines de semana (Aalborg *et al.*, 2019), siguiendo la práctica común en estudios previos (Balcilar *et al.*, 2017; Aalborg *et al.*, 2019; Yu, 2019).

Siguiendo la metodología establecida en los estudios de Yermack (2015) y Sapuric *et al.* (2022), se calcula la volatilidad anualizada (volatilidad histórica) para las tasas de cambio y crecimiento de Bitcoin, el euro, la libra esterlina y el precio del oro. El cálculo inicia con la obtención de la desviación estándar de las tasas de cambio diarias de cada activo, lo que representa su volatilidad diaria. Posteriormente, para estimar la volatilidad anualizada, se aplica la siguiente transformación: dado que un año financiero típico consta de 252 días de mercado, la desviación estándar diaria se multiplica por la raíz cuadrada de 252. Este procedimiento se formaliza en la ecuación (2), donde la volatilidad se ajusta a una escala anual para permitir una comparación efectiva entre activos.

$$\text{Volatilidad Anualizada} = \text{Desviación Estándar} * \sqrt{252} \quad (2)$$

Adicionalmente, con el objetivo de evaluar si la tasa de crecimiento de Bitcoin es menos volátil de lo que tradicionalmente se percibe, se incorpora el volumen de transacciones como variable de ajuste. Para ello, se normaliza la tasa de cambio/crecimiento de Bitcoin dividiéndola por el logaritmo natural del volumen diario de transacciones, lo que permite controlar el impacto del flujo de operaciones sobre la variabilidad del activo. Esta transformación se formaliza en la siguiente ecuación (3), proporcionando una métrica ajustada que permite analizar la volatilidad relativa de Bitcoin en función de su actividad de mercado.

$$\text{Rendimiento Ajustado} = \frac{\text{Tasa de cambio}}{\ln(\text{Volumen de transacciones})} \quad (3)$$

Para analizar la primera hipótesis, que plantea que los rendimientos de Bitcoin presentan una mayor volatilidad en comparación con otras monedas, se emplean las variables previamente definidas. Se realiza un análisis exploratorio mediante la estimación de estadísticas descriptivas. En estas se representan tanto los valores brutos de los rendimientos como los rendimientos ajustados por volumen (expresados en USD). Posteriormente, estos resultados se contrastan con los obtenidos para las monedas seleccionadas. Este enfoque permite una evaluación cuantitativa de las diferencias en volatilidad entre Bitcoin, el oro y otras divisas, proporcionando una base empírica para determinar la magnitud de las fluctuaciones en el mercado de criptomonedas.

En cuanto a la segunda, tercera y cuarta hipótesis, se implementa el modelo GJR-GARCH. Este modelo permite capturar y evaluar la dinámica de la volatilidad condicional. La especificación matemática de los modelos se detalla en las ecuaciones (4) y (5), para la media y la varianza respectivamente. En particular, el modelo GJR-GARCH permite identificar la presencia de efectos asimétricos en la respuesta de la volatilidad ante los choques en los rendimientos, lo cual se mide a través del coeficiente γ . Este parámetro indica si la volatilidad reacciona de manera diferente ante choques positivos y negativos, proporcionando información clave sobre la estructura del riesgo en los activos analizados.

$$r_t = \beta_0 + \beta_1 * \ln(vt)_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i X_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \lambda * \ln(vt)_{t-1} + a_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 I_{t-1} \quad (5)$$

Donde $I_{t-1} = 1$ si $u_{t-1} < 0$ y 0 en otro caso.

En la ecuación de la media (4), r_t representa los rendimientos de Bitcoin y vt el logaritmo natural volumen de transacciones. A partir de esta especificación, se integran todas las X_t variables relevantes, incluyendo tipos de cambio y precio del oro. La ecuación (5) representa el modelo GJR-GARCH, σ_t^2 representa la volatilidad condicional e introduce el término I_{t-1} , una variable dicótoma que toma el valor de 1 si $u_{t-1} < 0$ y

0 si $u_{t-1} > 0$. Esto significa que, cuando $\gamma > 0$, los impactos negativos tienen un mayor efecto en la volatilidad que los impactos positivos. Finalmente, existen versiones que incorporan distribuciones alternativas, como la distribución *t-student* en lugar de la normal, lo que permite manejar de forma precisa el comportamiento de las colas pesadas.

III. RESULTADOS EMPÍRICOS

Se examinaron las fluctuaciones de Bitcoin utilizando datos diarios desde el 3 de enero de 2017 hasta el 19 de abril de 2024. Para una evaluación más precisa, la muestra de observaciones del precio de Bitcoin se segmentó en cuatro periodos, definidos a partir de tres quiebres estructurales clave en su historial de precios. La identificación de estos quiebres se llevó a cabo mediante la prueba de Bai-Perron (1998), determinando los siguientes puntos de quiebre: 29 de diciembre de 2020, 3 de febrero de 2022 y 8 de marzo de 2023.

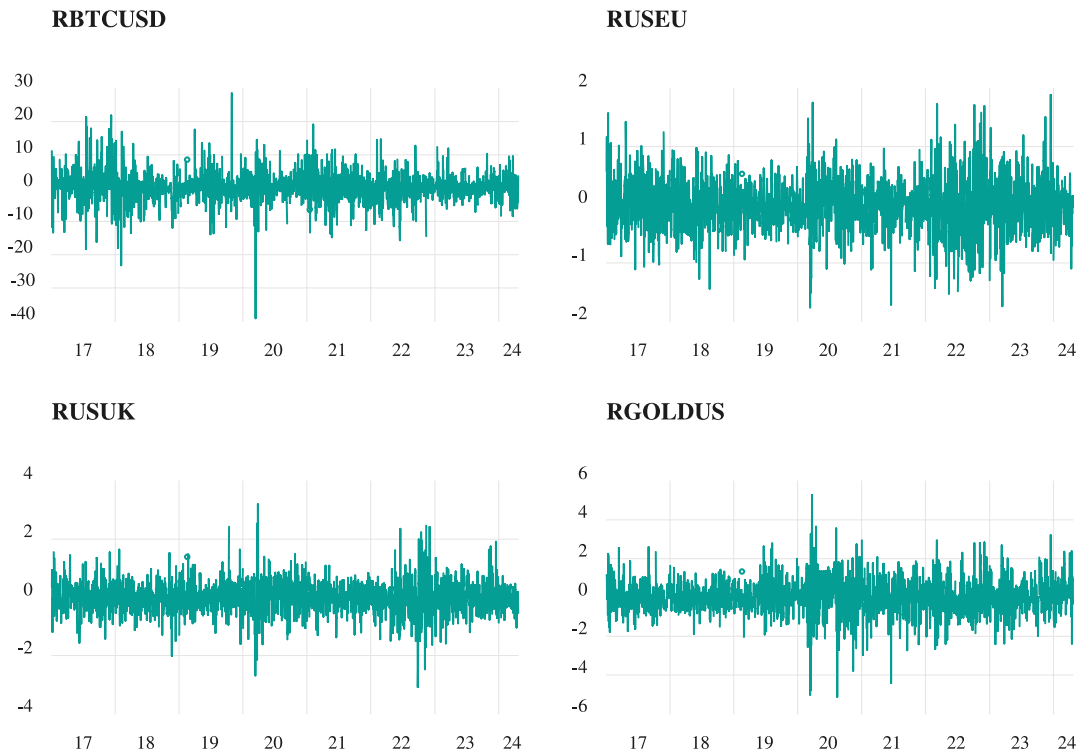
- Primer periodo (Muestra 1: consolidación y maduración): del 3 de enero de 2017 al 29 de diciembre de 2020 (995 días).
- Segundo periodo (Muestra 2: inestabilidad y volatilidad moderada): del 30 de diciembre de 2020 al 3 de febrero de 2022 (274 días).
- Tercer periodo (Muestra 3: cripto invierno): del 4 de febrero de 2022 al 8 de marzo de 2023 (272 días).
- Cuarto periodo (Muestra 4: recuperación y crecimiento): del 9 de marzo de 2023 al 19 de abril de 2024 (281 días).

Esta segmentación permite analizar de manera detallada la evolución del mercado de Bitcoin en distintas etapas de su desarrollo.

El Bitcoin no es tan riesgoso

Se estimó la tasa de crecimiento porcentual o rendimientos para todos los activos analizados. En la Gráfica 1, se muestra la evolución diaria de la tasa de cambio de Bitcoin frente al dólar estadounidense (RBTCUSD). A lo largo del periodo de análisis, Bitcoin presentó fluctuaciones significativas, siendo más pronunciadas en la primera mitad del intervalo estudiado. Sin embargo, a partir de finales de 2022 y hasta el final del análisis, su rendimiento exhibió una mayor estabilidad, en contraste con otros activos como el euro (RUSEU), la libra esterlina (RUSUK) y el oro (RGOLDUS).

Gráfica 1
Rendimiento diario de Bitcoin, Euro, Libra y Oro: 2017-2024



Fuente: elaboración propia con datos de la FRED (2024) y Quandl (2024).

Para evaluar la estacionariedad de los rendimientos de Bitcoin, el euro, la libra y el oro durante el periodo analizado, se estimaron las pruebas de Dickey-Fuller aumentada (1981) y Phillips-Perron (1988). Los resultados mostraron que las series en niveles presentan una raíz unitaria, con niveles de significancia superiores al 5%, indicando su naturaleza no estacionaria. No obstante, tras calcular la prueba sobre los rendimientos, se observaron niveles de significancia menores al 1%, lo que permitió rechazar la hipótesis nula de raíz unitaria. Esto confirma que, tras las transformaciones algebraicas, las series de rendimientos son estacionarias en sus distintas especificaciones (sin constante, con constante y con constante y tendencia), lo que las hace adecuadas para el análisis econométrico (Tabla 1).

Tabla 1
Pruebas de estacionariedad Dickey-Fuller Aumentada (ADF) y Phillips-Perron (PP)

<i>Series</i>		<i>ADF</i>	<i>p-value</i>	<i>Decisión</i>
<i>Niveles</i>				
BTCUSD	<i>Cte</i>	-0.5806	0.8723	I(1)
	<i>Cte + Tend</i>	-1.6927	0.7544	
	<i>Sin Cte y Tend</i>	0.5866	0.843	

<i>Series</i>		<i>ADF</i>	<i>p-value</i>	<i>Decisión</i>
<i>Niveles</i>				
USEU	<i>Cte</i>	-1.9959	0.2888	I(1)
	<i>Cte + Tend</i>	-2.8063	0.1951	
	<i>Sin Cte y Tend</i>	0.0107	0.686	
USUK	<i>Cte</i>	-2.5089	0.1134	I(1)
	<i>Cte + Tend</i>	-2.8266	0.1877	
	<i>Sin Cte y Tend</i>	-0.0748	0.6577	
GOLDUS	<i>Cte</i>	-0.1961	0.9365	I(1)
	<i>Cte + Tend</i>	-2.1717	0.5046	
	<i>Sin Cte y Tend</i>	1.8429	0.9848	
<i>Rendimientos</i>				
RBTCUSD	<i>Cte</i>	-42.9621	0.0000***	I(0)
	<i>Cte + Tend</i>	-42.9797	0.0000***	
	<i>Sin Cte y Tend</i>	-42.7543	0.0001***	
RUSEU	<i>Cte</i>	-41.0853	0.0000***	I(0)
	<i>Cte + Tend</i>	-41.1004	0.0000***	
	<i>Sin Cte y Tend</i>	-41.0959	0.0000***	
RUSUK	<i>Cte</i>	-41.5783	0.0000***	I(0)
	<i>Cte + Tend</i>	-41.5749	0.0000***	
	<i>Sin Cte y Tend</i>	-41.5892	0.0000***	
RGOLDUS	<i>Cte</i>	-44.0882	0.0001***	I(0)
	<i>Cte + Tend</i>	-44.0799	0.0000***	
	<i>Sin Cte y Tend</i>	-43.9898	0.0001***	

*, **, *** representan la significancia estadística al 10%, 5% y 1% respectivamente

Fuente: elaboración propia con R-project.

En la Tabla 2, se presenta el cambio porcentual promedio de Bitcoin para el periodo completo que corresponde a un 33.30%, una cifra significativamente superior en comparación con las otras monedas y el oro, cuyos promedios son 0.2251%, 0.2256% y 4.37%, respectivamente. Además, Bitcoin registró el rendimiento máximo del 28.5211% dentro del periodo de análisis, mientras que su rendimiento más bajo ocurrió el 13 de marzo de 2020, con una caída del 39.14%. En contraste, las variaciones en el rendimiento de las demás monedas presentan fluctuaciones mucho menores, lo que refleja una menor volatilidad.

Tabla 2
Rendimiento promedio en los tipos de cambio, oro y Bitcoin

<i>Monedas/Oro/BTC</i>	<i>Promedio</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mínimo</i>
<i>Euro (RUSEU)</i>	0.002256	1.890114	-1.764184
<i>Libra esterlina (RUSUK)</i>	0.002251	3.204965	-3.088118
<i>Oro (RGOLDUS)</i>	0.043722	5.270749	-5.125948
<i>Bitcoin (RBTCUSD)</i>	0.33304	28.52118	-39.14044

Fuente: elaboración propia con R-project.

Tabla 3
Rendimiento promedio ajustado de Bitcoin

<i>Criptomoneda</i>	<i>Promedio</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mínimo</i>
<i>Bitcoin (RBTCUS)*</i>	0.017354	1.463538	-1.94059

* Representa el rendimiento ajustado por el logaritmo natural del volumen de transacciones.

Fuente: elaboración propia con R-project.

Un análisis detallado de los rendimientos de las monedas fiduciarias, el oro y Bitcoin para el periodo completo revela que esta percepción cambia cuando se consideran los ajustes; es decir, tomando la división por el logaritmo del volumen de transacciones (ecuación 3). Como se muestra en la Tabla 3, al aplicar esta corrección, las diferencias en los rendimientos entre Bitcoin y otras monedas se reducen, haciendo que sus fluctuaciones sean menos pronunciadas. Por ejemplo, el rendimiento promedio de Bitcoin sigue siendo superior al de los tipos de cambio, aunque menos de la mitad respecto al rendimiento del oro.

Resultados de los modelos GARCH asimétricos

Antes de la estimación del modelo, se realizaron las pruebas de sesgo en signo y magnitud de Engle-Ng (1993) tanto para la muestra completa como para cada submuestra, con el objetivo de identificar un modelo GARCH asimétrico (Anexo A). Los resultados indican un impacto diferencial de la volatilidad ante choques positivos y negativos, evidenciando que las buenas y malas noticias afectan la volatilidad de manera distinta en el periodo completo y en las cuatro submuestras. Adicionalmente, se seleccionó la distribución más adecuada (normal, *t-Student* o *generalized error*) para evitar sesgos, mejorar la precisión de las estimaciones y capturar leptocurtosis y asimetrías, lo que garantiza la validez de las pruebas estadísticas y la fiabilidad de las predicciones.

Tabla 4
Modelos GJR-GARCH

	<i>Periodos de tiempo</i>				
	<i>Periodo Completo</i>	<i>Consolidación y Maduración</i>	<i>Inestabilidad y Volatilidad Moderada</i>	<i>Criptoinvierno</i>	<i>Recuperación y Crecimiento</i>
	1/04/2017 4/19/2024	1/04/2017 12/29/2020	12/31/2020 2/03/2022	2/07/2022 3/08/2023	3/10/2023 4/19/2024
Ecuación de la media					
$\ln \text{volumen de transacciones}_{t-1}$ (H2)	0.013499** (0.0111)	0.019796*** (0.0000)	0.019653 (0.1279)	0.001608 (0.8764)	0.019026** (0.0315)
$rusuk_t$	0.710144*** (0.0000)				
$rgoldus_t$	0.196204* (0.0844)				
Ecuación de la varianza					
α_0	0.94460*** (0.0000)	0.56016*** (0.0000)	0.0730** (0.0363)	0.1890*** (0.0000)	0.62895*** (0.0203)
α_1	0.075526*** (0.0000)	0.084485*** (0.0000)	-0.10175*** (0.0022)		

		Periodos de tiempo				
		Periodo Completo	Consolidación y Maduración	Inestabilidad y Volatilidad Moderada	Criptoinvierno	Recuperación y Crecimiento
		1/04/2017 4/19/2024	1/04/2017 12/29/2020	12/31/2020 2/03/2022	2/07/2022 3/08/2023	3/10/2023 4/19/2024
Ecuación de la varianza						
γ	(H4)	0.139935*** (0.0000)	-0.073246*** (0.0000)	0.08292 (0.2709)	0.119335** (0.0468)	-0.045930* (0.0914)
β_1		0.515312*** (0.0000)	0.292854*** (0.0000)	0.45479* (0.0825)	0.337192*** (0.0000)	0.824798*** (0.0000)
λ	(H3)	1.819506*** (0.0000)	5.308533*** (0.0000)	7.60247*** (0.0349)	7.378779*** (0.0000)	0.852127** (0.0186)
observaciones		1821	994	273	271	280
DW stat		2.0291	2.0101	2.1125	1.8004	2.0248
Arch test		12.9536	5.8977	0.4899	2.6436	4.0819
AIC		5.76576	5.91715	3.9848	5.571609	4.975503
BIC		5.77468	5.946738	3.95289	5.531834	5.04041

*, **, *** representan la significancia estadística al 10%, 5% y 1% respectivamente.

Se empleó la distribución t-student para el modelo completo y las muestras uno y tres; mientras que para la muestra dos y cuatro se utilizó la Distribución Normal.

Fuente: elaboración propia con R-project.

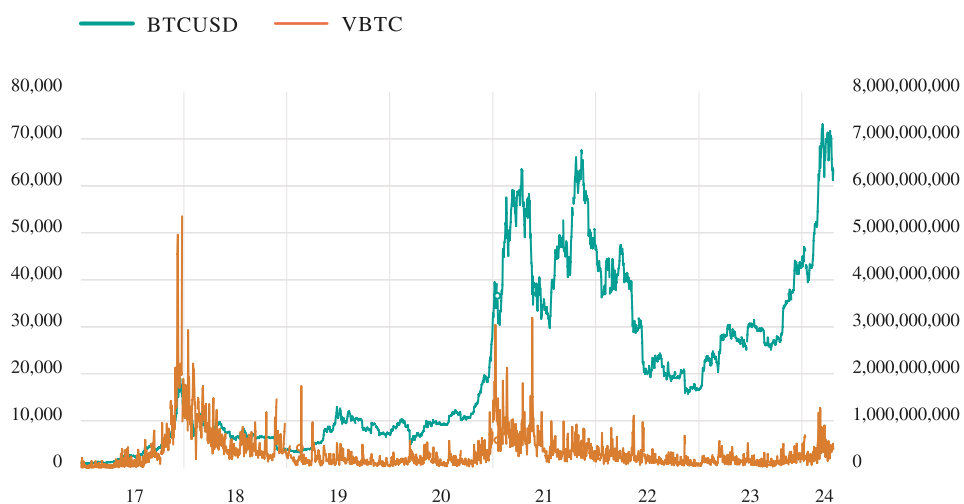
El modelo GJR-GARCH, propuesto por Glosten *et al.* (1993), permite demostrar las tres últimas hipótesis planteadas en la investigación al capturar tanto el impacto del volumen de transacciones en los rendimientos y la volatilidad del Bitcoin, como los efectos asimétricos generados por noticias positivas y negativas. En este sentido, la Hipótesis 2 postula una relación positiva entre el volumen de transacciones y los rendimientos de Bitcoin, lo que puede verificarse mediante el coeficiente β_1 en la ecuación (4). La Hipótesis 3 sugiere que el rezago del logaritmo natural del volumen de transacciones de Bitcoin, λ en la ecuación (5), está positivamente relacionado con la volatilidad, especialmente en periodos alcistas. Por último, la Hipótesis 4 plantea la existencia de un efecto de apalancamiento tradicional o inverso, en el que una disminución (aumento) inesperado en los rendimientos incrementa la volatilidad más que un aumento (disminución) de igual magnitud, lo que queda reflejado en el coeficiente asimétrico γ del modelo de volatilidad.

El modelo GJR-GARCH cumple con las restricciones de estacionariedad débil. Como se muestra en la Tabla 4, los parámetros estimados satisfacen la condición $1 - \alpha_1 - \beta_1 - \frac{1}{2}\gamma > 0$, lo que garantiza la estabilidad del modelo. Se observa que los coeficientes α_1 presentan valores relativamente bajos, mientras que los coeficientes β_1 son elevados, lo que indica la presencia de agrupamiento de volatilidad. Este comportamiento se confirma en la Gráfica 1, donde los periodos de alta volatilidad son seguidos por fases de menor variabilidad, lo que evidencia que las volatilidades tienden a agruparse, un hecho estilizado común en las series de tiempo financieras. Por último, el estadístico Durbin-Watson, con un valor cercano a 2, indica la ausencia de autocorrelación en los residuos del modelo de regresión, lo que sugiere que las estimaciones son robustas y no presentan problemas de dependencia serial.

IV. DISCUSIÓN

Se sabe que los mercados más líquidos tienden a exhibir menor volatilidad, permitiendo que grandes transacciones se realicen sin generar fluctuaciones significativas en los precios. Aunque Bitcoin es conocido por sus picos abruptos y caídas pronunciadas, la incorporación del volumen de transacciones (VBTC) en el análisis proporciona una visión más precisa de su comportamiento real. A través de este enfoque, se comprueba la primera hipótesis de investigación, es decir, el Bitcoin no es tan volátil ni tan riesgoso como comúnmente se percibe. En particular, la baja cantidad de operaciones en los últimos años del periodo de estudio, no puede ser ignorada (Gráfica 2).

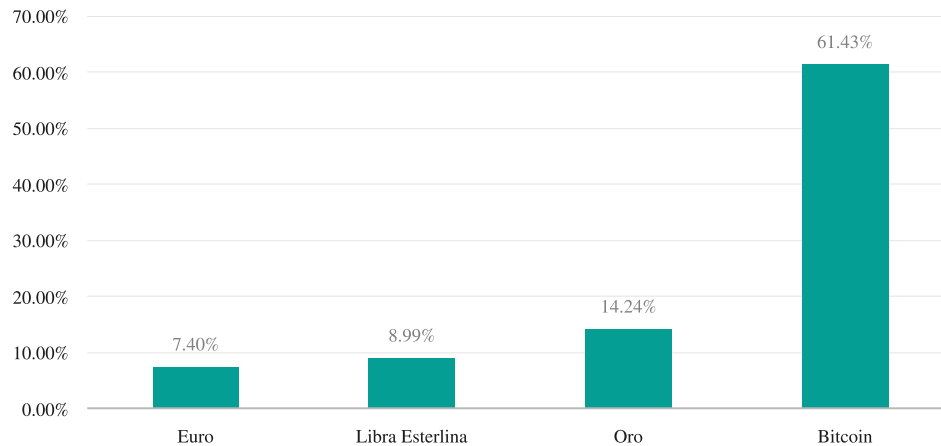
Gráfica 2
Precio y volumen de transacciones de Bitcoin: 2017-2024



Fuente: elaboración propia, con datos de la FRED (2024).

Un bajo volumen de transacciones ha sido un factor determinante en las fluctuaciones del tipo de cambio de Bitcoin, lo que ha llevado a una percepción errónea de su nivel de riesgo. Sin embargo, al ajustar por volumen, se evidencia que el rendimiento de Bitcoin es más estable y que su variabilidad disminuye significativamente, permitiendo una evaluación más precisa y objetiva de su volatilidad en los mercados financieros. Por otro lado, la Gráfica 3 muestra los resultados de la ecuación (2), que representa la volatilidad histórica anualizada del cambio porcentual en las tasas de cambio diarias para el euro, la libra esterlina, el oro y Bitcoin, todas medidas frente al dólar estadounidense a lo largo del periodo de análisis.

Gráfica 3
Volatilidad histórica anualizada de Bitcoin, Euro, Libra Esterlina y Oro: 2017-2024



Fuente: elaboración propia con datos de la FRED (2024) y Quandl (2024).

Los resultados confirman que, aunque Bitcoin sigue siendo el activo más volátil en comparación con el oro y las monedas fiduciarias, con una variación superior al 60%, frente al 7.4% del euro, 8.9% de la libra esterlina y 14.2% del oro, su volatilidad ha disminuido significativamente en los últimos ocho años (2017-2024). En contraste con el periodo analizado por Sapuric *et al.* (2022) (julio de 2010 a noviembre de 2017), se identifica que la volatilidad de Bitcoin pasó de 84.19% a 61.4%, estos hallazgos evidencian una tendencia a la estabilización. Por otro lado, la libra esterlina y el oro han experimentado un aumento en su volatilidad, incrementándose de 8.72% a 8.99% y de 12.09% a 14.24%, respectivamente, mientras que el euro ha mostrado una ligera reducción, descendiendo de 8.72% a 7.39%. Estos resultados sugieren que, si bien Bitcoin continúa siendo el activo con mayor volatilidad, su comportamiento ha evolucionado hacia una mayor estabilidad relativa, mientras que otros activos han mostrado fluctuaciones más acentuadas en el tiempo.

En lo que respecta al modelo de la ecuación de la media, los resultados indican que, para el periodo completo, el coeficiente del logaritmo natural del volumen de transacciones de Bitcoin, rezagado un periodo, presenta una relación positiva y estadísticamente significativa al 5% con los rendimientos del criptoactivo. En términos cuantitativos, un incremento del 1% en el volumen de transacciones genera un aumento del 0.00013% en el rendimiento de Bitcoin, lo que refuerza la existencia de esta relación positiva y confirma el cumplimiento de la segunda hipótesis. Este hallazgo también se sostiene en las muestras uno y cuatro, donde se observa una relación consistente entre el volumen de transacciones y los rendimientos de Bitcoin. Estos resultados coinciden con los estudios de Balcilar *et al.* (2017), Aalborg *et al.* (2019) y Sapuric *et al.* (2022), quienes demostraron que el volumen de transacciones puede predecir los rendimientos diarios del Bitcoin.

En este análisis para la muestra completa, se incorpora el rendimiento de la libra esterlina, una de las principales monedas fiduciarias con alta demanda en los mercados cambiarios globales. Los resultados muestran que el tipo de cambio de la libra esterlina presenta la mayor correlación entre los tipos de cambio analizados, siendo esta positiva y estadísticamente significativa al 1%. En términos cuantitativos, un incremento del 1% en el rendimiento de la libra esterlina se asocia con un aumento del 0.0071% en el precio de Bitcoin. Estos hallazgos son consistentes con el estudio de Dyhrberg (2016a), quien, mediante un modelo GARCH, analizó si Bitcoin comparte características con monedas como el euro y la libra esterlina cuando se incluyen como variables independientes.

En cuanto al rendimiento del oro, los resultados evidencian una asociación positiva entre este activo y Bitcoin a lo largo del periodo analizado. En particular, un incremento del 1% en el rendimiento del oro conduce a un aumento del 0.0019% en el precio de Bitcoin. Estos hallazgos también coinciden con las conclusiones de Dyhrberg (2016a), quien argumenta que Bitcoin, al igual que el oro, puede funcionar como un activo de cobertura parcial frente a fluctuaciones adversas del mercado. Asimismo, los resultados son respaldados por Baur *et al.* (2018), quienes destacan que, en ciertos periodos, Bitcoin y el oro han mostrado comportamientos similares, consolidándose como activos refugio en contextos de incertidumbre económica.

Por su parte, el análisis para la ecuación de la varianza confirma que el logaritmo natural del volumen de transacciones, rezagado un periodo, tiene un impacto positivo y estadísticamente significativo en la volatilidad de Bitcoin, tanto en la muestra completa, como en las cuatro submuestras, validando así la tercera hipótesis. En el periodo completo, se observa que un incremento de un punto porcentual en el volumen de transacciones genera un aumento del 0.0181% en la volatilidad de Bitcoin, con una significancia estadística del 1%. Además, se evidencia que la volatilidad es mayor en periodos alcistas, siendo más pronunciada en la cuarta muestra (fase de recuperación y crecimiento), donde se registra el mayor incremento en la volatilidad del criptoactivo (0.0852%). Estos resultados concuerdan con los estudios de Aalborg *et al.* (2019) y Sapuric *et al.* (2022), quienes destacan el volumen de transacciones como un factor determinante en la predicción de la volatilidad en el mercado de criptomonedas.

El término GARCH asimétrico, utilizado para evaluar la cuarta hipótesis, muestra que el coeficiente de asimetría (γ) es positivo (0.1399) y significativo al 1% en el periodo completo. Esto confirma la presencia de un efecto de apalancamiento, donde los choques negativos generan un mayor impacto en la volatilidad futura de Bitcoin en comparación con los choques positivos de la misma magnitud, un comportamiento típico en activos financieros como acciones y bonos. Estos hallazgos coinciden con los de Yu (2019), quien, mediante datos de alta frecuencia, valida la influencia significativa del efecto de apalancamiento tradicional en la volatilidad de Bitcoin, mejorando la precisión de su modelado. En consecuencia, su incorporación en los modelos de predicción puede mejorar la estimación de la volatilidad y optimizar la gestión del riesgo en los mercados de criptomonedas.

El análisis detallado de los cuatro periodos revela que, en dos de ellos (segunda y tercera muestra), el término de asimetría presenta un signo positivo. En el segundo periodo, caracterizado por inestabilidad y volatilidad moderada, aunque el coeficiente es positivo, no resulta estadísticamente significativo. Mientras que, en el tercer periodo, identificado como cripto invierno, el coeficiente es positivo (0.119335) y estadísticamente significativo al 5%, lo que sugiere un impacto asimétrico en la volatilidad de Bitcoin. Por otro lado, un hallazgo relevante se observa en el primer y cuarto periodo (consolidación/maduración y recuperación/crecimiento), donde el coeficiente de asimetría (γ) presenta un signo negativo (-0.07324 y -0.04593) y estadísticamente significativo al 1% y 5% respectivamente.

Esta evidencia confirma la presencia de un efecto de apalancamiento inverso durante las fases expansivas del mercado. En estos periodos, un aumento inesperado en los rendimientos provocó un incremento en la volatilidad mayor que una caída inesperada de la misma magnitud. Este hallazgo es consistente con los modelos de microestructura de mercado propuestos por Glosten *et al.* (1993) y Easley *et al.* (1996), en los que se sugiere que la actividad de los operadores no informados (*noise traders*) predomina tras impactos positivos, mientras que los inversores informados tienden a operar con mayor intensidad tras impactos negativos. De acuerdo con Baur y Dimpfl (2018), este fenómeno puede explicarse por el "miedo a perderse algo" (*fear of missing out*), una ansiedad que impulsa a los operadores no informados a adquirir activos de forma impulsiva cuando observan fuertes aumentos de precio, sin realizar un análisis fundamental sólido. Este comportamiento

especulativo suele generar subidas abruptas en el precio, seguidas frecuentemente por fuertes correcciones una vez que la euforia del mercado se disipa.

En esta misma línea de investigación, Baur y Dimpfl (2018) señalan que este efecto invertido se deriva del esquema de "*pump and dump*", el cual representa una estrategia de manipulación del mercado en la que un grupo de inversionistas, generalmente con gran capacidad de capital, eleva artificialmente el precio de un activo (fase de "*pump*"). Para ello, emplean estrategias coordinadas, difunden rumores o generan publicidad engañosa en redes sociales y foros de inversión, con el fin de atraer compradores. Una vez que el precio ha alcanzado un nivel lo suficientemente alto, estos mismos inversionistas liquidan masivamente sus posiciones (fase de "*dump*"), lo que provoca una drástica caída en el precio y deja a los compradores tardíos con pérdidas significativas. Este tipo de manipulación es especialmente frecuente en mercados con baja liquidez o en activos poco regulados, donde la falta de supervisión facilita la explotación de estos esquemas especulativos.

Se debe destacar que la principal fortaleza de la metodología empleada en este estudio radica en la aplicación del modelo GJR-GARCH, el cual permite capturar tanto la volatilidad condicional de Bitcoin como su comportamiento asimétrico ante choques positivos y negativos, un aspecto que modelos tradicionales como el GARCH(1,1) no logran identificar con la misma precisión. Asimismo, la incorporación de la prueba de Bai-Perron (1998) para la detección de quiebres estructurales aporta mayor robustez al análisis temporal, al permitir la adecuada adaptación de los modelos econométricos a los cambios de régimen observados en el mercado. No obstante, se reconoce como limitación que el modelo GJR-GARCH no contempla la existencia de múltiples regímenes dinámicos o cambios abruptos más complejos, los cuales podrían ser modelados mediante enfoques como el Markov-switching GARCH. Finalmente, aunque el volumen de transacciones constituye un ajuste relevante, futuros estudios podrían complementarlo con otras medidas de liquidez o indicadores de profundidad de mercado para lograr un análisis más integral.

CONCLUSIONES

La presente investigación examinó cuatro hipótesis relacionadas con el volumen de transacciones, los rendimientos y la volatilidad de Bitcoin, a partir del análisis de datos financieros recopilados entre enero de 2017 y abril de 2024. Inicialmente, se evaluó el periodo completo para determinar si los rendimientos de Bitcoin son menos volátiles y riesgosos de lo que comúnmente se percibe. Posteriormente, la muestra se segmentó en cuatro periodos consecutivos, definidos por eventos clave en la historia reciente de Bitcoin. Para cada uno de estos periodos, se implementó el modelo asimétrico GJR-GARCH, incorporando el primer rezago del logaritmo natural del volumen de transacciones de Bitcoin, tanto en la ecuación de la media, como en la especificación de la varianza condicional, considerando un enfoque de heterocedasticidad asimétrica.

El primer hallazgo es que, al considerar el volumen de transacciones, se comprueba que la razón por la cual la volatilidad de Bitcoin parecía elevada en estudios previos (Cermak, 2017; Baur y Dimpfl, 2018 y Sapuric *et al.* 2022) se debía al bajo volumen de transacciones. Otro hallazgo importante es que el volumen de transacciones y los rendimientos se encuentran positiva y significativamente relacionados en la muestra completa y en los periodos de consolidación y maduración, así como en el de recuperación y crecimiento. También se pudo demostrar que el volumen de transacciones, rezagado un periodo, y la volatilidad de Bitcoin están positiva y significativamente relacionados en el periodo completo y en cada una de las submuestras.

Respecto a la última hipótesis, se evidencia una respuesta asimétrica en la volatilidad del precio de Bitcoin frente a noticias positivas y negativas. En particular, tanto el periodo completo, como la tercera submuestra, denominada "criptoinvierno", presentan un efecto de apalancamiento tradicional. Este fenómeno, ampliamente

observado en los activos financieros, indica que una caída inesperada en los precios genera un incremento en la volatilidad mayor que un aumento inesperado del mismo tamaño. En otras palabras, las malas noticias tienen un impacto más significativo en la volatilidad que las buenas noticias, lo que refuerza la naturaleza asimétrica del comportamiento del mercado de Bitcoin (Yu, 2019 y De Sousa Filho *et al.*, 2020).

Sin embargo, los resultados para el primero y cuarto periodo señalan un efecto de apalancamiento inverso. Este fenómeno de volatilidad asimétrica contracíclica podría explicarse por el comportamiento de imitación de los inversores no informados durante las alzas de precios (fases expansivas), y la reacción contraria de los inversores informados ante caídas en el mercado. Estos resultados coinciden con estudios previos que sugieren que los inversores minoristas, generalmente considerados como menos sofisticados e informados, tienen una mayor participación en estos mercados. Se concluye que el "miedo a perderse algo" (FOMO) de los *noise traders*, así como la implementación de esquemas de *pump and dump*, son una característica inherente de los mercados de criptomonedas. Asimismo, los resultados coinciden con las investigaciones que analizan la respuesta de la varianza condicional a choques positivos y negativos para evaluar la persistencia de un efecto de apalancamiento inverso en los rendimientos de Bitcoin (Bouri *et al.*, 2017; Katsiampa, 2017; Baur *et al.* 2018; Charles y Darné, 2019; Cheikh *et al.* 2020 y Kao *et al.* 2024).

Los resultados de esta investigación aportan una comprensión más profunda sobre la interacción entre el volumen de transacciones, el rendimiento y la volatilidad de Bitcoin, variables clave tanto para académicos como para profesionales financieros en el análisis y pronóstico del comportamiento de activos. Este conocimiento permite a los inversionistas desarrollar estrategias de cobertura y diversificación de riesgos, optimizando su toma de decisiones. Se enfatiza que los datos analizados corresponden a periodos específicos, reflejando la evolución de Bitcoin en un contexto temporal determinado. Sin embargo, es posible que estos patrones no se repitan en el futuro, ya que el mercado de Bitcoin está en constante evolución y volviéndose más eficiente y estable con el tiempo (Urquhart, 2018). En este sentido, la naturaleza cambiante de las relaciones entre estas variables sugiere la necesidad de segmentar las muestras en distintos periodos de estudio. Por ello, replicar este tipo de análisis en el futuro podría proporcionar una visión más precisa y actualizada sobre la dinámica del mercado de Bitcoin.

REFERENCIAS

- Aalborg, H. A., Molnár, P. y de Vries, J. E. (2019). What can explain the price, volatility and trading volume of Bitcoin? *Finance Research Letters*, 29, 255-265. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.08.010>
- Bai, J. y Perron, P. (1998). Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes. *Econometrica*, 66(1), 47-78. <https://doi.org/10.2307/2998540>
- Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R. y Roubaud, D. (2017). Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*, 64, 74-81. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.03.019>
- Baur, D. G. y Dimpfl, T. (2018). Asymmetric volatility in cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 148-151. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.10.008>
- Baur, D. G., Hong, K. y Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177-189. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>
- Bouri, E., Azzi, G. y Dyhrberg, A. H., (2017). On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013. *Economics*. 11(2), 1-16. <http://dx.doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2017-2>

- Cagli, E. C. (2019). The Causal Relationship Between Returns and Trading Volume in Cryptocurrency Markets: Recursive Evolving Approach. In: Hacıoglu, U. (eds.) *Blockchain Economics and Financial Market Innovation. Contributions to Economics*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-25275-5_9
- Cermak, V. (2017). *Can Bitcoin Become a Viable Alternative to Fiat Currencies? An Empirical Analysis of Bitcoin's Volatility Based on a GARCH Model*. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2961405>
- Charles, A. y Darné, O. (2019). Volatility estimation for Bitcoin: Replication and robustness. *International Economics*, 157, 23–32. <https://doi.org/10.1016/j.inteco.2018.06.004>
- Cheikh, N., Zaied, Y. y Chevallier, J. (2020). Asymmetric volatility in cryptocurrency markets: New evidence from smooth transition GARCH models. *Finance Research Letters*, 35, 101293. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.09.008>
- Christie, A. (1982). The stochastic behavior of common stock variance: Value, leverage, and interest rate effects. *Journal of Financial Economics*, 10(4), 407–432. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(82\)90018-6](https://doi.org/10.1016/0304-405X(82)90018-6)
- Coinmarketcap. (2024). Cryptocurrency market capitalization. *Coinmarketcap*. <https://www.coinmarketcap.com>
- De Sousa, F., Silva, J., Bertella, M. y Brigatti, E. (2020). The leverage effect and other stylized facts displayed by Bitcoin returns. *Brazilian Journal of Physics*, 51, 576–586.
- Dickey, D. A. y Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica*, 49(4), 1057–1072. <https://doi.org/10.2307/1912517>
- Dyhrberg, A. H., (2016a). Bitcoin, gold and the dollar – a garch volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85–92.
- Dyhrberg, A. H., (2016b). Hedging capabilities of Bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*, 16, 139–44.
- Easley, D., Kiefer, N. M., O'Hara, M. y Paperman, J. B. (1996). Liquidity, information, and infrequently traded stocks. *The Journal of Finance*, 51(4), 1405–1436. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1996.tb04074.x>
- Federal Reserve Bank of St. Louis. (2024). *Coinbase Bitcoin (CBBTCUSD) [Data set]*. FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. [Retrieved April 25, 2024]. <https://fred.stlouisfed.org/series/CBBTCUSD>
- Gemici, M. y Polat, O. (2019). Re-examining Bitcoin's price–volume relationship: A time-varying approach. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(4), 1–15. <https://www.mdpi.com/1911-8074/16/7/324>
- Gervais, S., Kaniel, R. y Mingelgrin, D. H. (2001). The high-volume return premium. *The Journal of Finance*, 56(3), 877–919. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/0022-1082.00349>
- Glosten, L. R., Jagannathan, R. y Runkle, D. E. (1993). The relationship between expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
- Kao, Y.-S., Zhao, K., Chuang, H.-L. y Ku, Y.-C. (2024). The asymmetric relationships between the Bitcoin futures' return, volatility, and trading volume. *International Review of Economics and Finance*, 89, 524–542. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2023.07.011>
- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 158, 3–6. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>
- Phillips, P. C. B. y Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335–346. <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>
- Mensi, W., Lee, Y.-J., Al-Yahyaee, K. H., Sensoy, A. y Yoon, S.-M. (2019). Intraday downward/upward multifractality and long memory in Bitcoin and Ethereum markets: An asymmetric multifractal detrended fluctuation analysis. *Finance Research Letters*, 31(C), 19–25. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.029>

- Quandl. (2024). *Quandl publisher page*. Nasdaq Data Link. [Retrieved April 25, 2024]. <https://data.nasdaq.com/publishers/QDL>
- Sapuric, S., Kokkinaki, A. y Georgiou, I. (2022). "The relationship between Bitcoin returns, volatility and volume: asymmetric GARCH modeling". *Journal of Enterprise Information Management*, 35(6), 1506-1521. <https://doi.org/10.1108/JEIM-10-2018-0228>
- Telli, Ş. y Chen, H. (2020). Structural breaks and trend awareness-based interaction in crypto markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 558(C), 124927. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.124927>
- Urquhart, A. (2018). What causes the attention of Bitcoin? *Economics Letters*, 166, 40-44. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.02.017>
- Wang, Y. y Hui, X. (2024). Price-Volume Relationship in Bitcoin Futures ETF Market: An Information Perspective. *International Journal of Financial Studies*, 12(1), 45-67. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1155/2024/8066742>
- Yermack, D. (2015). *Is Bitcoin a Real Currency? An Economic Appraisal*. *Handbook of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data*. Elsevier Inc., pp. 31–43. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00002-3>
- Yu, M. (2019). Forecasting Bitcoin volatility: The role of leverage effect and uncertainty. *Physica A: Statistical Mechanical and its Applications*, 533, 120707. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.03.072>

ANEXO

Pruebas de sesgo en signo y magnitud de Engle-Ng, (1993)

	Periodo Completo	Consolidación y Maduración	Inestabilidad y Volatilidad Moderada	Cripto invierno	Recuperación y Crecimiento
	1/04/2017 4/19/2024	1/04/2017 12/29/2020	12/31/2020 2/03/2022	2/07/2022 3/08/2023	3/10/2023 4/19/2024
\varnothing_0	16.0447 (0.0000)***	18.3406 (0.0001)***	0.0053 (0.0003)***	15.2856 (0.0003)***	6.7239 (0.0020)***
$\varnothing_1 S_{t-1}^-$	1.5970 (0.6747)	5.3597 (0.3945)	-0.9077 (0.9095)	-7.3168 (0.1934)	-2.5710 (0.3892)
$\varnothing_2 S_{t-1}^- * \hat{\varepsilon}_{t-1}$	-1.5107 (0.0111)**	-0.9634 (0.2889)	-1.2078 (0.2841)	-3.1094 (0.0010)***	-1.809 (0.0202)**
$\varnothing_3 S_{t-1}^+ * \hat{\varepsilon}_{t-1}$	1.1227 (0.0534)*	1.1796 (0.1815)	0.5606 (0.6279)	-0.4541 (0.6643)	1.5821 (0.0137)**

Fuente: elaboración propia con R-project.