



Artículo de investigación

Causalidad y cointegración del precio del bitcoin durante la pandemia

Ángel Enrique Chico-Frías¹  y Luis Morales La Paz² 

¹ Magíster en Gestión de Proyectos Socioproductivos. Docente investigador. Universidad Técnica de Ambato, Ambato, Ecuador (autor de correspondencia). Correo electrónico: angelechico@uta.edu.ec

² Doctor en Ciencias Económicas y Empresariales. Docente investigador. Universidad Católica Andrés Bello, Caracas, Venezuela. Correo electrónico: lmorales@ucab.edu.ve

INFORMACIÓN DEL ARTÍCULO

Recibido: 6 de noviembre de 2024

Aceptado: 17 de enero de 2025

Online: 31 de marzo de 2025

Códigos JEL:

D53, G15, G11, G12

Palabras clave:

Causa-efecto,
confinamiento,
coronavirus,
criptomoneda,
equilibrio en el largo plazo,
vacunas.

RESUMEN

Introducción/objetivo: durante la pandemia de COVID-19, el precio del bitcoin experimentó una volatilidad significativa. Mientras algunos agentes optaron por mantener activos de bajo riesgo, otros buscaron refugio en las criptomonedas. El objetivo general de esta investigación es evaluar los eventos aleatorios y los efectos de corto y largo plazo en el precio del bitcoin durante este período, describir su comportamiento y determinar las relaciones temporales entre su precio y las variables derivadas del confinamiento.

Metodología: se analizó el precio del bitcoin desde diciembre de 2020 hasta julio de 2023. Se emplearon enfoques metodológicos como el modelo econométrico de causalidad de Granger, la cointegración de Engle-Granger, la cointegración de Johansen y el modelo de corrección del vector de error (MCVE). Estos métodos permitieron examinar si existe una relación entre la criptomoneda, los instrumentos financieros y las variables generadas por la pandemia.

Resultados: se encontró que la serie de personas totalmente vacunadas genera causalidad de Granger con el precio de cierre del bitcoin, siendo esta relación unidireccional. Además, se identificó cointegración de Engle-Granger entre el precio de cierre del bitcoin y el total de casos de COVID-19, así como entre el índice \hat{TNX} (rendimiento de bonos del Tesoro a 10 años) y el precio de cierre. Sin embargo, no se encontró cointegración al aplicar el método de Johansen. El modelo de corrección del vector de error (MCVE) reveló que existe un ajuste entre el comportamiento de corto y largo plazo entre las variables independientes, y número de personas totalmente vacunadas, así como con el \hat{TNX} .

Conclusiones: el precio de cierre del bitcoin muestra un comportamiento autorregresivo en conjunto con la variable de personas totalmente vacunadas, siendo ambas significativas con 10 retardos y utilizando primeras diferencias. Esto sugiere que el avance en la vacunación y los cambios en el índice \hat{TNX} pueden influir en el precio de la criptomoneda a corto y largo plazo.

Causality and cointegration of bitcoin prices during the pandemic

Keywords:

Causality,
lockdown,
coronavirus,
cryptocurrency,
long-term equilibrium,
vaccines.

ABSTRACT

Introduction/objective: the COVID-19 pandemic triggered unprecedented volatility in Bitcoin prices. While some investors shifted toward low-risk assets, others turned to cryptocurrencies as a potential safe haven. This study aims to assess the impact of random events and the short- and long-term effects on Bitcoin prices during the pandemic. Specifically, it seeks to describe Bitcoin's price behavior and examine the temporal relationships between its price and variables influenced by lockdown measures.

Methodology: the analysis covers Bitcoin prices from December 2020 to July 2023. The methodological framework includes the Granger Causality test, Engle-Granger Cointegration, Johansen Cointegration, and the Vector Error Correction Model (VECM). These approaches were employed to investigate potential relationships between Bitcoin, financial instruments, and pandemic-related variables.

Results: the findings indicate that the series of fully vaccinated individuals Granger-causes Bitcoin closing prices, with a unidirectional relationship. Engle-Granger cointegration was identified between Bitcoin closing prices and total COVID-19 cases, as well as between the ^TNX (10-Year Treasury Yield) and Bitcoin closing prices. However, Johansen Cointegration did not reveal any significant relationships. The Vector Error Correction Model (VECM) demonstrated an adjustment mechanism between short- and long-term dynamics among independent variables, and the number of vaccinated individuals as well as with ^TNX .

Conclusions: bitcoin closing prices exhibit autoregressive behavior in conjunction with the variable of fully vaccinated individuals, with both showing significance at 10 lags using first differences. These results suggest that vaccination progress and fluctuations in the ^TNX index may influence Bitcoin prices in both the short and long term. This study underscores the importance of considering external shocks, such as pandemics, when analyzing cryptocurrency markets.

Introducción

El interés por el bitcoin no solo se centra en si cumple o no con las funciones del dinero, sino también en su rentabilidad como un activo financiero o como un activo refugio. Este trabajo intenta investigar si existe alguna relación de correlación o causalidad entre la pandemia COVID-19 y los precios del bitcoin (BTC). El propósito general de la investigación es encontrar si la tendencia de la criptomoneda es o ha sido influenciada por la aparición de este nuevo virus, lo cual podría ayudar a concluir qué variables aparecidas durante el confinamiento pueden afectarla. Los nuevos casos de contagio, números de vacunados o los acumulados de los anteriores podrían tener impacto en los precios de este mercado. Hay que tomar en consideración que los efectos de la pandemia pueden ser vistos en un abandono de inversiones tradicionales para entrar en nuevos tipos de activos. El desenlace de esta pandemia podrá indicar si el bitcoin es visto como un activo refugio seguro cuando todos los demás dejaron de serlo. El objetivo general, entonces, es evaluar los efectos de corto y largo plazo en el precio del bitcoin durante el período de la pandemia, describiendo el comportamiento del bitcoin (desde diciembre de 2020 hasta julio de 2023) y determinando las relaciones de corto y largo plazo entre el precio del bitcoin y las variables resultantes del confinamiento.

La relevancia del estudio gira en torno a incluir las vacunaciones realizadas en pandemia como una variable que puede influenciar en los precios del bitcoin, lo que puede ayudar a disminuir el fallo de mercado referente a la asimetría de información. Además, el estudio será de utilidad para inversionistas que deseen incluir a la criptomoneda en mención dentro de sus portafolios en escenarios de estrés financiero. El manuscrito contiene un análisis de correlación, la aplicación del modelo de causalidad de tipo Granger, así como la cointegración de Engle-Granger, cointegración de Johansen y, finalmente, el modelo de corrección del vector de error (MCVE).

Hay varios trabajos dedicados a estudiar el comportamiento de las criptomonedas durante la pandemia. Kim et al. (2024) explican que al aplicar la causalidad de Granger, no existe relación entre el precio del bitcoin y el número de casos diarios de COVID-19 a nivel mundial, pero sí existe con el oro y el índice del dólar. Al emplear la cointegración de Johansen, de igual manera se encontró relación entre el precio del oro, el índice del dólar y el número de casos en la pandemia. Pham et al. (2024) manifiestan que el número de muertes y casos de COVID-19 incrementan las ganancias provenientes de las criptomonedas, por lo que las cataloga como un refugio seguro natural, en donde las noticias sobre la pandemia afectaron de manera positiva a las criptomonedas que tienen una capitalización mediana y grande.

De acuerdo con López y Mota (2022), el índice de volatilidad del mercado (VIX), perteneciente al *Chicago Board Options Exchange* (CBOE), ha presentado inestabilidad debido a la caída en los precios de *commodities*, como el oro y el petróleo. En el 2018 se observan cambios en sus rendimientos por el conflicto comercial entre China y Estados Unidos, para registrar en marzo de 2020 el mayor período de volatilidad, cuando se declaró la pandemia del coronavirus. En este estudio, que se lleva a cabo con datos de febrero de 2012 a septiembre 2021, se determina una correlación condicional dinámica con una dependencia negativa en lo que respecta al BTC y al VIX, con lo que puede inferirse que al crecer la incertidumbre en los mercados de valores se logra disminuir el riesgo con el BTC. El estudio utilizó un modelo GARCH multivariado de tipo diagonal BEKK.

Shaik et al. (2024) manifiestan que en el período en el que aparece el COVID-19 y se desarrolla la guerra entre Rusia y Ucrania, tanto el oro, el petróleo, los bonos norteamericanos y el índice de riesgo geopolítico, incluido el bitcoin, cumplen el papel de receptores netos en lo que se refiere a volatilidad.

Tekin et al. (2024) afirman que al aplicar el modelo DCC-GARCH en su investigación existe correlación dinámica estadísticamente significativa entre el bitcoin con el oro, dólar americano, petróleo y VIX, pero es en el transcurso de la pandemia que se genera una relación fuerte y positiva entre el VIX y el BTC. También, la varianza condicional del bitcoin presenta correlación positiva con el VIX y a la vez es significativa, por lo que concluyen que el bitcoin es útil para diversificación.

Klose (2022) aplica un sistema GARCH-*in-mean* para el período del 18 de julio de 2014 al 12 de julio de 2021, por lo que afirma que las criptomonedas en un marco de estrés financiero son activos especulativos, en el cual se usó el precio del oro, bitcoin, bitcoin cash, litecoin y ethereum, en donde los coeficientes de las criptomonedas estudiadas son negativos, por lo que las criptomonedas no son un refugio seguro.

Dwita Mariana et al. (2020) aseguran que el bitcoin como el ethereum son refugios seguros en el corto plazo, dado que sus rendimientos diarios tienden a relacionarse de forma negativa con el S&P 500 en el desarrollo de la pandemia. El S&P 500 y las criptomonedas se relacionan en forma negativa, con el BTC en -0.3790 y con el ethereum en -0.3757 .

Tekin (2024) afirma que el ethereum (ETH) y el bitcoin se encuentran relacionados positiva y fuertemente; pero es en el principio de la pandemia que el ETH sigue al BTC para luego cambiar los papeles en el largo plazo, donde el BTC sigue al ETH; sin embargo, el ETH es visto como refugio seguro al BTC. Según Terraza et al. (2024), el bitcoin tiene una relación con el Standard & Poors 500, en donde su valor correlacional condicional más positivo es durante la pandemia, específicamente en marzo de 2020, donde es superior a 0.5, por lo que esta criptomoneda se comporta como un instrumento financiero tradicional.

De acuerdo con Ashtana (2024), el bitcoin es un mercado que posee eficiencia informativa variable a lo largo del tiempo, con capítulos de ineficiencia, los cuales se hicieron más persistentes en el transcurso de la pandemia del COVID-19. Mokni et al. (2024) afirman que la eficiencia e ineficiencia del bitcoin como del ethereum fue influenciada por la presencia

del COVID-19, en donde la duración de los períodos de eficiencia es mayor en el bitcoin que en el ethereum.

Según Anandhabalaji et al. (2023), al aplicar el modelo GARCH (1,1) en los retornos diarios de noviembre de 2019 a marzo de 2022, se encontró que el bitcoin se comportó muy volátil con un resultado de 1.0952 a diferencia que el ethereum con 0.9718. Las dos criptomonedas anteriores fueron superadas por el dogecoin que alcanzó 5.2278.

Ashraf et al. (2023) sugieren que en períodos de turbulencia, el bitcoin, los lingotes (oro, platino, plata, níquel, aluminio y paladio), así como el mercado de valores islámico pueden ser útiles para formar carteras, dado que en el largo plazo presentan correlaciones de tipo negativo; pero, además, se encontró que no son independientes en estos períodos. Es así que durante la pandemia y la guerra de Rusia con Ucrania su interdependencia creció. El estudio sugiere que en los portafolios los inversores deben tener más lingotes que bitcoin.

Cevik et al. (2023) afirman como resultado de su estudio que los rendimientos del bitcoin se ven influenciados por los futuros de la criptomoneda, pero esto no sucede con la volatilidad; además, no encuentran estadísticamente un impacto de la pandemia de COVID-19 en la volatilidad o rendimiento del bitcoin.

Nurmatova (2024) en su estudio encuentra causalidad entre los rendimientos generados por futuros de bitcoin y los del oro, y dentro de sus resultados identifica que la estrategia de incluir oro y futuros de bitcoin puede ser eficiente en el corto plazo, pero puede ser contraproducente en épocas de crisis. Finalmente, afirma que la pandemia tuvo más efecto en los mercados de criptomonedas que en el de oro.

Según Guo (2024), el bitcoin puede servir en ciertas ocasiones como diversificador pero no puede verse como refugio seguro en *shocks* globales, puesto que esta criptomoneda tenía más resistencia frente al riesgo, pero después de la pandemia desarrolló mayor relación con diferentes mercados, por lo que los portafolios que contienen bitcoin deben llevar oro, materias primas, bonos y dólares estadounidenses.

Foroutan y Lahmiri (2024) encuentran en su estudio que el oro es refugio seguro tanto para el bitcoin, litecoin y monero en la pandemia de COVID-19. También argumentan que el petróleo Brent es refugio para el bitcoin, lo que no se da con el crudo West Texas Intermediate (WTI) en el período mencionado. En el caso del bitcoin cash, no existen relaciones significativas con los mercados de crudo Brent y WTI durante la pandemia. Según Le Thi Thuy et al. (2024), el bitcoin no se comportó como un refugio seguro en el COVID-19, con excepción para los mercados de valores de Alemania, Reino Unido, Países Bajos y también para Rusia en los cuales fue muy sólido; en cambio, para los inversores de China, se comportó como activo de refugio débil.

Panyagometh (2024) encuentra en su investigación que en la pandemia de COVID-19 aparecieron correlaciones condicionales dinámicas entre el bitcoin y los índices de bolsas de valores en Taiwán, Japón, Tailandia, Canadá, Brasil, Reino Unido, Alemania, Francia, Italia, Suiza y Estados Unidos.

Goodell y Goutte (2020) estudiaron el número de muertes y los precios diarios del bitcoin desde el 31 de diciembre de 2019 hasta el 29 de abril de 2020, y observaron que el número

de muertes crece hasta mediados de abril. Utilizando una metodología basada en espectro de potencia con ondas continuas y metodología de coherencias, encontraron un alto grado en los co-movimientos en la banda de frecuencia entre dos a cuatro días en las fechas comprendidas entre el 10 y 20 de febrero. Un ciclo de frecuencia del 8 al 10 de marzo en dos días y también del 5 al 10 de abril. En el período del 5 al 29 de abril hallaron una frecuencia de tres a siete días de coherencia significativa. Las mismas confirman el efecto de transmisión del virus a partir de mediados de marzo. El valor del BTC se reduce mientras se incrementa el número de muertes. Posterior al 5 de abril, los niveles de contagio aumentan los precios del BTC.

Conlon et al. (2020) aseguran que el ethereum y el bitcoin no son refugios seguros para casi todos los índices de acciones durante la pandemia. Este estudio utiliza el análisis de disminución de riesgo con emparejamiento de índices con portafolios, en los que se incluyen criptomonedas como el tether, bitcoin y ethereum, y donde los índices estudiados son el MSCI (mercados de valores mundiales), el S&P 500 (mercados norteamericanos), FTSE MIB, FTSE 100, CSI 300 e IBEX (inversiones en Italia, Reino Unido, China y España). El estudio concluye que durante el COVID-19, el ethereum y el bitcoin no se consideran como refugios seguros para la mayoría de los índices, en los que solo se cumplen con límites en las carteras de hasta 14% de ethereum y 16% en bitcoin; al sobrepasar estos porcentajes, sube el riesgo de inversores del CSI 300. Por el contrario, el tether es un refugio seguro para todos los índices, pero puede ser descartado debido a su vinculación con el dólar estadounidense, que no es constante durante todo el tiempo del estudio.

Demir et al. (2020) no rechazan la hipótesis nula que sugiere que a largo plazo no hay relación entre variables, al utilizar el método de cointegración ARDL. Las variables de estudio incluyen el precio en dólares de ripple (XRP), ethereum (ETH) y bitcoin (BTC), en relación con los casos y muertes mundiales por COVID-19, durante el período comprendido entre el 1 de septiembre de 2019 y el 31 de marzo de 2020. Al aplicar el método de análisis de coherencia Wavelet, encuentran que hay relación de causalidad entre los precios de las criptomonedas y el COVID-19. La relación es negativa entre muertes, casos y precio del BTC, pero esta relación cambia en posteriores períodos, haciéndose positiva. Al comienzo, las criptomonedas no tienen un comportamiento muy diferente al de cualquier activo, pero conforme aumentan las restricciones, crece la demanda de activos poco tradicionales.

Para Sarkodie et al. (2021), el precio medio del bitcoin cambia, experimentando un escenario no estacionario cuando aparecen muertes y casos confirmados por COVID-19; los precios del bitcoin, ethereum, litecoin y bitcoin cash aumentan. Un incremento de 1% en los casos confirmados tiene un efecto de crecimiento de los precios de 3.20% en el litecoin, 2.71% en el bitcoin, 1.43% en el ethereum y 1.34% en bitcoin cash. Cuando hay una variación de 1% en las muertes el precio crece respectivamente en 3.84% en el litecoin, 3.27% en el bitcoin, 1.75% en el ethereum y 1.62% en bitcoin cash.

El precio depende principalmente del número de muertes por COVID-19. Las variaciones en los cambios de los casos confirmados predicen el 83% del precio del bitcoin, 46%

del bitcoin cash, 88% del ethereum y 63% del litecoin; mientras que el incremento en las muertes logra predecir en 83% el precio del bitcoin, 52% del bitcoin cash, 90% del ethereum y 65% del litecoin (Sarkodie et al., 2021).

Minutolo et al. (2022) realizan un análisis entre las criptomonedas bitcoin, tether, ether, ripple, LTC, cardano, bitcoin cash, binance y la tasa reproductiva efectiva (*spread*), con el fin de estudiar el efecto del COVID-19 en el período del 1 de marzo de 2020 al 15 de diciembre de 2021. Utilizando un modelo GARCH, la estacionariedad es estudiada con el Test Aumentado de Dickey Fuller (ADF), el cual en todas las series indica estacionariedad. Dentro de los resultados, se encontró que el incremento del *spread* mundial no influye en el precio de retorno de las criptomonedas, excepto el del tether (USDT). Una disminución del *spread* causa un aumento del volumen de negociación.

Ampountolas (2023) examina el comportamiento de dos series de datos en el COVID-19: la primera está conformada por el S&P 500 (GPSC), Dow Jones (DJIA), DAX Performance (GDAXI) y el FTSE 100 y la otra serie incluye los precios de cierre del bitcoin, ethereum, ripple y cardano, para el período del 1 de enero de 2019 al 31 de diciembre de 2020. Al aplicar el modelo EGARCH y el modelo multivariado DCC-GARCH, el estudio arroja que el VaR (*value at risk*) indica que al usar un nivel de confianza del 90% la pérdida más baja en el período estudiado la tiene el bitcoin, llegando a ser del 4.1%, y el ripple XRP con el 4.9%. Con un nivel de confianza del 99%, el cardano (ADA) tuvo la peor pérdida, llegando al 14.9%, seguido por el XRP; la pérdida más baja continúa siendo el BTC con 8.4%.

Iqbal et al. (2021) analizan cómo el incremento de infecciones diarias afecta el rendimiento de las 10 criptomonedas más representativas a nivel mundial, de acuerdo con la capitalización del mercado. El análisis utiliza la regresión cuantil sobre cuantil (QQR) para comprobar el nexo asimétrico entre variables. El análisis se realiza en el período del 1 de enero de 2020 al 15 de junio de 2020. El estudio muestra una correlación negativa y fuerte entre muertes e infecciones en el COVID-19. El BTC tiene una relación negativa moderada. La asociación entre el BTC y el COVID-19 es negativa. Además, se observa que, después de una caída en los rendimientos al inicio de la pandemia, recupera rápidamente su valor. El BTC es influenciado negativamente en sus retornos en el medio e inicio de la pandemia, pero el incremento de casos de COVID-19 tiene influencia positiva en los retornos del mismo.

Zhang et al. (2021) estudian el comportamiento del bitcoin spot y futuros en el período del 11 de diciembre de 2017 al 22 de enero de 2021, usando el modelo VAR-DCC-GARCH, y hallan que tanto el mercado spot como el de futuros poseen una alta dinámica de correlación. Antes del COVID-19, la correlación era de 0.9580, y posterior a este brote, el bitcoin spot y los futuros alcanzaron una magnitud de 0.2120. En el mismo estudio se encontró que la volatilidad de los futuros de bitcoin le impacta al mercado de bitcoin spot, y viceversa.

Wen et al. (2022) estudian los efectos de los precios del BTC y del oro sobre los mercados del petróleo y las bolsas de valores en la pandemia del COVID-19, aplicando la autorregresión de vectores de parámetros variables en el tiempo, y

encuentran que el oro puede ser visto como un refugio para los mercados bursátiles y el petróleo; pero el bitcoin no puede verse de esta manera, puesto que el BTC no es un refugio seguro en la pandemia para el petróleo, ni para los mercados de valores. Los datos que se utilizaron en el estudio van desde el 3 de enero de 2019 al 4 de junio de 2021.

Elsayed et al. (2022) afirman que al aplicar el modelo de vector autorregresivo de parámetro variable en el tiempo (TVP-VAR) encuentran que el nivel general de conectividad llega al 21.4%, con lo que se puede decir que la varianza del error de pronóstico es debido a la conexión entre las variables. El oro demuestra propiedades de refugio seguro en escenarios de *shock* de incertidumbre; el oro es el receptor neto y el bitcoin es el transmisor neto de volatilidad durante el COVID-19; existe conexión de volatilidad entre el índice *Standard and Poor's 500* de acciones y el VIX. El estudio utilizó como variables el precio de cierre de bitcoin, el índice *Standard and Poor's 500* en representación de las acciones, para los bonos el índice de bonos *Standard and Poor's 500*, el tipo de cambio efectivo real amplio para Estados Unidos, precio spot del oro y los precios spot del petróleo WTI, los cuales se calculan como la diferencia logarítmica entre dos observaciones. El estudio incluye datos de Estados Unidos desde el 29 de abril de 2013 al 30 de junio de 2020.

Nguyen (2021) en su estudio encuentra que durante el COVID-19 los rendimientos del S&P 500 afectan a los rendimientos del BTC, confirmando que hay un efecto de derrame de volatilidad del S&P 500 hacia el bitcoin, pero manifiesta que este escenario no puede generalizarse a todo momento, sino al período de estudio, y no se encontró ninguna transferencia de volatilidad del BTC hacia el mercado de valores. Cuando el mercado experimenta alta incertidumbre, como en el caso de la aparición del COVID-19, el mercado de valores afecta al BTC en su volatilidad y rendimiento. En escenarios de baja o media incertidumbre no existen estos efectos. Estas dos variables en escenarios de alta incertidumbre se encuentran altamente correlacionadas. El autor utiliza un modelo VAR(1)-GARCH (1,1) con datos tomados desde el 1 de enero de 2016 al 1 de enero de 2021.

Vidal-Tomás (2021) sugiere que la red de criptomonedas no presentó un cambio significativo el 31 de diciembre de 2019, fecha en que aparece el brote de COVID-19, ni tampoco lo hace la declaración de pandemia por parte de la Organización Mundial de la Salud (OMS). La topología de la red cambia el 12 de marzo de 2020, como consecuencia de las in-

suficientes medidas económicas del Banco Central Europeo para enfrentar la pandemia. El estudio utiliza los precios diarios del BTC entre el 1 de agosto de 2019 y 1 de agosto de 2020. El artículo define a la red como un conjunto de nodos que vendrían a ser las criptomonedas, conectados por enlaces que simbolizan la similitud entre aquellas, representado por el coeficiente de correlación de Pearson. Las criptomonedas estudiadas son el ethereum, ripple, litecoin y bitcoin.

De la Rosa Flores (2022) encuentra una correlación negativa entre el precio del BTC con el euro y el dólar estadounidense, a diferencia de las correlaciones entre el BTC y las bolsas del NYSE, NIKEI y FTSE, que son positivas. La correlación entre el BTC y el euro es de -0.422 y de -0.437 con el dólar. La correlación de Pearson entre el BTC y el NYSE es de 0.633 con el NIKEI de 0.758 y con el FTSE es de 0.562. En la pandemia del COVID-19, las correlaciones cambiaron de ser bajas o nulas a negativas, así como se transformaron en positivas con las bolsas de valores mundiales. Los datos diarios utilizados son de enero a junio de 2020, correspondientes a indicadores de las bolsas mencionadas y de las divisas, como el euro y el dólar norteamericano.

Metodología

Datos

En cuanto a la población de estudio y la muestra, se utilizarán los datos mundiales, tomando en consideración las series de “personas totalmente vacunadas”, “total de casos” y el *treasury yield 10 years* (^TNX), todos con relación al precio de cierre del bitcoin. La unidad de medida para las variables son número de personas y para la variable financiera TNX será un porcentaje de rentabilidad.

La frecuencia temporal de los datos será diaria. En cuanto al ámbito espacial, la página *Our World in Data* proporcionó los datos referentes al COVID-19 en el período comprendido entre el 14 de diciembre de 2020 al 12 de julio de 2023, dado que en este período se empieza con la aplicación de la vacuna. Yahoo Finanzas suministró los precios del bitcoin y del *treasury yield 10 years* (^TNX).

La tabla 1 presenta las variables que se emplearán en la estimación econométrica que se llevará a cabo. En total, se utilizarán cuatro variables, con mediciones absolutas o relativas.

Tabla 1. Operacionalización de variables

No.	Variable	Definición conceptual	Dimensiones	Indicadores
1	Personas totalmente vacunadas	Personas con dosis completa de vacuna	Vacunados con dos dosis por país	Número de personas totalmente vacunadas diariamente
2	Precio de cierre del bitcoin	Precio del bitcoin al finalizar la jornada	Demandas y ofertas del bitcoin	Precio de cierre del bitcoin diario
3	Total de casos	Total de contagios en el mundo	Contagios por país	Total de casos diarios
4	<i>Treasury yield 10 years</i> (^TNX)	Rendimiento bonos de Estados Unidos con vencimiento a 10 años	Previsión del crecimiento del PIB. Previsión del crecimiento de la inflación	Tasa de rentabilidad diaria

Fuente: elaboración propia.

Tipo, alcance y diseño

Esta investigación se clasifica como explicativa, puesto que intenta encontrar relaciones en el corto y largo plazo que expliquen el comportamiento de la criptomoneda en la pandemia, y se analiza cómo varía su precio a medida que se profundizan sus efectos (Martínez, 2013). El diseño de la investigación tiene un enfoque cuantitativo, el cual, de acuerdo con Hernández et al. (2014), usa datos para comprobar hipótesis. También es una investigación documental, ya que el estudio no requiere de la realización de encuestas o entrevistas. Para Rojas (2015), en la investigación experimental se encuentran las relaciones de causa-efecto, por lo que podría verse también como experimental.

El problema de investigación está relacionado con la significativa volatilidad que ha experimentado el bitcoin en el escenario pandémico de COVID-19, con variables que nunca antes había enfrentado, como “personas totalmente vacunadas”, “total de casos”, y dentro de las variables financieras el *treasury yield 10 years* (^TNX).

La hipótesis que se pretende comprobar sostiene que la serie del precio de cierre del bitcoin presenta una relación permanente con las series de personas totalmente vacunadas (dosis completa), total de casos y *treasury yield 10 years* (^TNX) durante el período comprendido entre diciembre de 2020 y julio de 2023.

Procedimiento

Dado que los datos financieros no existen para fines de semana y días feriados, serán excluidos de las series de datos, lo cual se realiza siguiendo la metodología recomendada por Kraehenbuehl y Osterrieder (2022).

Para el caso de la causalidad de Granger, se analizó la estacionariedad de las variables usando el contraste aumentado de Dickey-Fuller (ADF), puesto que deben ser estacionarias para realizar esta prueba. Cuando no son estacionarias, se las transforma en estacionarias al obtener la primera diferencia. Posteriormente, se obtuvo la selección del orden del VAR o cuántas observaciones previas deben ser incluidas, en donde las variables de estudio se consideraron como variables endógenas, usando sus primeras diferencias y el criterio de Akaike (AIC). De acuerdo con Stock y Watson (2012), las investigaciones relacionadas con el estadístico de Dickey-Fuller aumentado recomiendan que es mejor utilizar más retardos, por lo que es muy útil el criterio AIC en lugar del criterio de información de Bayes (BIC). Según Olivares (2022), el operador diferencia transforma una serie y_t no estacionaria a una Z_t estacionaria y cuya función es suprimir la tendencia, con el fin de que la autocorrelación llegue a ser prácticamente cero. Basado en lo anterior, utilizó el criterio de Akaike para los rezagos puesto que tenía el mayor número y simultáneamente ayuda a contra-restar la autocorrelación.

Para obtener este criterio, se utilizó al precio de cierre de bitcoin como variable dependiente y al resto de variables como variables independientes. Posteriormente, se obtuvo la autorregresión vectorial (VAR) usando el número de observaciones obtenidas, en donde los factores de decisión

para analizar la causalidad de Granger fue el p -value. Para Wooldridge (2010), cuando se obtienen errores estándares robustos a la heterocedasticidad, se puede tener un estadístico t robusto a la heterocedasticidad, razón por la cual en la investigación se utilizaron las desviaciones típicas robustas.

Análisis de datos

La causalidad y la cointegración se miden de acuerdo con los estándares aceptados por la literatura econométrica. Para la causalidad de Granger, se trataron de encontrar las relaciones con las variables anteriores y se formularon para cada una de ellas las siguientes hipótesis que se intentaron confirmar o rechazar:

H_0 = la serie es no estacionaria.

H_0 = no hay causalidad de Granger.

Según Stock y Watson (2012), la causalidad de Granger se da cuando X causa en sentido de Granger a Y , pudiendo decir que, dadas las demás variables, X es predictor de Y . La causalidad de Granger puede interpretarse en el sentido de que los valores pasados de una variable contienen información predictiva de los cambios en otra variable, además de la contenida en los valores pasados de la última.

Para Granger (1969), los métodos de espectro cruzado permiten describir la relación causal entre dos o más variables. El modelo causal simple usando dos variables y la forma de espectro cruzado es la siguiente:

$$X_t = \sum_{j=1}^m a_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m b_j Y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$Y_t = \sum_{j=1}^m c_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m d_j Y_{t-j} + \eta_t \quad (2)$$

Para realizar la prueba se deben construir regresiones, donde sus perturbaciones u_{2t} y u_{1t} no estén correlacionadas:

$$PCBTC_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i M_{t-i} + \sum_{j=1}^n \beta_j PCBTC_{t-j} + u_{1t} \quad (3)$$

En la ecuación (3), el precio de cierre del bitcoin actual depende de sus valores pasados y de los valores de M :

$$M_t = \sum_{i=1}^n \lambda_i M_{t-i} + \sum_{j=1}^n \delta_j PCBTC_{t-j} + u_{2t} \quad (4)$$

En este trabajo se estructuran las hipótesis del estudio para el caso de la cointegración, formulando hipótesis nulas para comprobar la relación entre el precio de cierre del bitcoin con las variables anteriormente descritas. Se establecieron tres hipótesis nulas, las cuales se intentaron confirmar o rechazar en el análisis y son las siguientes:

- i. H_0 : no hay cointegración entre personas totalmente vacunadas y precio de cierre del bitcoin.
- ii. H_0 : no hay cointegración entre total de casos y precio de cierre del bitcoin.
- iii. H_0 : no hay cointegración entre el *treasury yield 10 years* (^TNX) y precio de cierre del bitcoin.

En cuanto a la cointegración, de acuerdo con Stock y Watson (2012), esta se da cuando dos o más series presentan una tendencia estocástica similar; es decir, que la tendencia individual de las series al restar una de la otra se anula. Dentro de los métodos para determinar si las variables aleatorias presentan cointegración, se puede utilizar el contraste de raíz unitaria, en donde si Y_t y X_t presentan cointegración, y mediante un coeficiente de cointegración θ , se puede decir que $Y_t - \theta X_t$ presenta estacionariedad, las variables están cointegradas. Si no presenta estacionariedad, se dice que es $I(1)$. Si Y_t y X_t no presentan cointegración, al ser $I(1)$ pueden someterse a prueba de que tienen raíz unitaria. Para Granger (2004), la cointegración puede ser vista cuando la diferencia entre series integradas podría presentar estacionariedad.

Según Taboada y Sámano (2003), la cointegración permite determinar las relaciones de largo plazo, para comprobar si la respectiva hipótesis es un fenómeno pasajero o permanente. Dos variables se encuentran cointegradas $CI(1,1)$ cuando las variables Y_t y X_t se encuentran integradas de orden $I(1)$, por lo que al existir un α que consiga que $Y_t - \alpha X_t$ sea $I(0)$, las variables en el largo plazo no se alejan. La cointegración puede hacerse por el método de Johansen y el de Engle-Granger. El uso del primer método descrito realiza el análisis con sistemas de ecuaciones o con más de dos variables, mientras que Engle-Granger logran determinar el equilibrio exclusivamente entre dos variables.

Según Taboada y Sámano (2003), el análisis de cointegración de Engle-Granger tiene capacidad de encontrar relaciones de equilibrio existentes exclusivamente en dos variables. Para el análisis de datos, se utilizó la cointegración de Engle y Granger entre el precio de cierre del bitcoin y las va-

riables generadas en la pandemia del COVID-19. Se empleó el software Gretl para los análisis mencionados.

Consideraciones éticas

En el desarrollo del estudio se utilizaron datos que se encuentran en páginas web de libre acceso. Además, se puede manifestar que no existe conflicto de intereses entre los autores de la investigación y los evaluadores de la misma.

Resultados

Para entender las relaciones existentes entre las diferentes variables planteadas en el estudio, se obtuvieron los coeficientes de correlación, con el fin de analizar las asociaciones que tienen entre ellas, logrando determinar si estas relaciones son positivas, negativas o no existen. En la tabla 2 se puede observar que el precio de cierre del BTC tiene correlaciones negativas fuertes; es decir, si sube el número de personas totalmente vacunadas, total de casos y ΔTNX , el precio de cierre de BTC caerá, o viceversa.

En la tabla 3 se observan las estadísticas descriptivas de las variables analizadas donde, por supuesto, la más grande es la de personas totalmente vacunadas. Además, se observa que el valor mínimo del ΔTNX es de 0.892 y el máximo de 4.234. Con relación a la desviación típica, se aprecia que la más grande se encuentra en la serie personas totalmente vacunadas, por lo que sus datos están mucho más dispersos que el de total de casos. En el caso de la serie del ΔTNX , sus datos son los que más se encuentran cercanos a la media. La media de precio de cierre del BTC en el período analizado es de 35.160 USD.

Tabla 2. Matriz de correlaciones

	Personas totalmente vacunadas	Total de casos	ΔTNX
Precio de cierre del BTC	-0.5760	-0.7145	-0.7388

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Tabla 3. Estadísticos básicos de las variables

Variable	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	Desviación típica	Coefficiente de variación	Asimetría	Exc. curtosis
Personas totalmente vacunadas	3383500000	4525700000	9833	5158000000	1967200000	0.5814	-0.7501	-1.1427
Total de casos	4353600000	4821700000	72181000	7679700000	2398600000	0.5509	0.0062	-1.5151
ΔTNX	2.4641	2.3730	0.89200	4.2340	1.0247	0.4158	0.1277	-1.5916
Precio de cierre del BTC	35.160	32.822	15.787	67.567	13.359	0.37995	0.42778	-0.90829

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Al hacer un análisis de normalidad, heterocedasticidad y autocorrelación, se observa que el error se distribuye normalmente. Al aplicar el contraste de White, se encuentra que hay heterocedasticidad. También se encuentra autocorrelación hasta el orden 5. En la tabla 4 se muestran los resultados.

Para estudiar la causalidad de Granger, se verificó primero la estacionariedad con el contraste aumentado de Dickey Fuller de las series; se aplicó la primera diferencia y se utilizaron las desviaciones típicas robustas con el fin de evitar la heteroscedasticidad, para alcanzar una media y varianza constantes. Los resultados son los siguientes (véase tabla 5).

Para Granger (1969), el modelo causal simple usando dos variables y la forma de espectro cruzado es la siguiente:

$$X_t = \sum_{j=1}^m a_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m b_j Y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (5)$$

$$Y_t = \sum_{j=1}^m C_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m d_j Y_{t-j} + \eta_t \quad (6)$$

La hipótesis nula (H0) afirma que no hay causalidad de Granger. Aplicándola a las variables del estudio, los resultados se muestran en la tabla 6.

En el caso de las variables precio de cierre del bitcoin (PCBTC) y personas totalmente vacunadas (PTV) el modelo es:

$$PCBTC_t = a_0 + a_1 PCBTC_{t-1} + \dots + a_n PCBTC_{t-n} + b_1 PTV_{t-1} + \dots + b_m PTV_{t-m} + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$PTV_t = C_0 + C_1 PTV_{t-1} + \dots + C_n PTV_{t-n} + d_1 PCBTC_{t-1} + \dots + d_m PCBTC_{t-m} + \eta_t \quad (8)$$

El resultado del criterio de Akaike (AIC) es de 10 retardos. En la tabla 7, al aplicar la autorregresión vectorial (VAR) utilizando las primeras diferencias de las variables para transformarlas a estacionarias, se obtienen las variables que son significativas en los 10 retardos tanto del precio de cierre del BTC, como de personas totalmente vacunadas.

Tabla 4. Heterocedasticidad de White y normalidad

	Heterocedasticidad de White	Normalidad	Prueba LM Autocorrelación hasta orden 5
valor p	4.2426E-48	0.783292	2260.21 = 0

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Tabla 5. Estacionariedad de las variables

No.	Variable	Contraste con constante	Con constante y tendencia	Resultado de la prueba Contraste aumentado de Dickey-Fuller
1	Personas totalmente vacunadas	valor p asintótico 0.2868	valor p asintótico 0.9946	no estacionaria
2	Precio de cierre del bitcoin	valor p asintótico 0.5182	valor p asintótico 0.2282	no estacionaria
3	Total de casos	valor p asintótico 0.8345	valor p asintótico 0.6292	no estacionaria
4	Treasury yield 10 years (^TNX)	valor p asintótico 0.7669	valor p asintótico 0.5064	no estacionaria

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Tabla 6. Causalidad de Granger de las variables

No.	Variable	Retardos (criterio AIC)	Valor de F	Causalidad de Granger
1	Personas totalmente vacunadas y precio de cierre del bitcoin	10	Personas totalmente vacunadas es 16.165 [0.0000]	Personas totalmente vacunadas genera causalidad con precio de cierre del BTC
			El precio de cierre del BTC es 1.1906 [0.2939]	El precio de cierre del BTC no genera causalidad con personas totalmente vacunadas
3	Total de casos y precio de cierre del bitcoin	8	Total de casos es 0.82337 [0.5821]	Total de casos no genera causalidad con precio de cierre del BTC
			El precio de cierre del BTC es 0.56076 [0.8103]	El precio de cierre del BTC no genera causalidad con total de casos
5	^TNX y precio de cierre del bitcoin	1	El ^TNX es 0.026806 [0.8700]	El ^TNX no genera causalidad con precio de cierre del BTC
			El precio de cierre del BTC es 2.0539 [0.1523]	El precio de cierre del BTC no genera causalidad con el ^TNX

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Tabla 7. Sistema VAR

	Coefficiente	Desviación típica	Valor p
const	11.1145	67.4184 (0.1649)	0.8691
d_PreciodeCierreBTC_1	0.00594702	0.0426623 (0.1394)	0.8892
d_PreciodeCierreBTC_2	0.0163526	0.0519471 (0.3148)	0.753
d_PreciodeCierreBTC_3	0.0775354	0.0517068 (1.5)	0.1343
d_PreciodeCierreBTC_4	-0.0130721	0.0482259 (-0.2711)	0.7864
d_PreciodeCierreBTC_5	-0.0701153	0.0524903 (-1.336)	0.1821
d_PreciodeCierreBTC_6	-0.00403458	0.0514156 (-0.07847)	0.9375
d_PreciodeCierreBTC_7	0.13158	0.0470925 (2.794)	0.0054 ***
d_PreciodeCierreBTC_8	-0.0676895	0.0538467 (-1.257)	0.2092
d_PreciodeCierreBTC_9	0.00159469	0.0514202 (0.03101)	0.9753
d_PreciodeCierreBTC_10	-0.0496971	0.0524253 (-0.9480)	0.3435
d_Personastotalmentevacunadas_1	4.22E-06	0.000000758973 (5.556)	<0.0001 ***
d_Personastotalmentevacunadas_2	-2.15689e-06	0.000000716246 (-3.011)	0.0027 ***
d_Personastotalmentevacunadas_3	-3.06605e-06	0.00000107866 (-2.842)	0.0046 ***
d_Personastotalmentevacunadas_4	-5.25319e-07	0.000000735973 (-0.7138)	0.4756
d_Personastotalmentevacunadas_5	3.24E-06	0.000000763676 (4.24)	<0.0001 ***
d_Personastotalmentevacunadas_6	3.82E-06	0.000000627879 (6.092)	<0.0001 ***
d_Personastotalmentevacunadas_7	-2.33328e-07	0.00000100191 (-0.2329)	0.8159
d_Personastotalmentevacunadas_8	-4.97348e-06	0.00000140569 (-3.538)	0.0004 ***
d_Personastotalmentevacunadas_9	1.47E-06	0.00000112333 (1.306)	0.1922
d_Personastotalmentevacunada_10	-2.55005e-06	0.000000826411 (-3.086)	0.0021 ***

Nota: 1) Los niveles de significancia están representados por *. 2) El estadístico t está en paréntesis.

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

En la tabla 8 se observa que el comportamiento del precio de cierre del BTC es explicado en más del 5% por las variables estudiadas; además, se tiene un Durbin Watson ligeramente menor a 2, por lo que se puede decir que no hay autocorrelación de primer orden.

En la tabla 9, la F de personas totalmente vacunadas es 16.165 [0.0000], por lo que se puede decir que personas totalmente vacunadas genera causalidad de Granger con precio de cierre del BTC. El Durbin Watson es muy cercano a 2, por lo que no existe autocorrelación de primer orden en el término de error. A través del contraste de Portmanteau se puede ver que hay correlación serial, lo que podría indicar correlación entre las variables y sus propios valores pasados.

Para la realización de la cointegración de Engle y Granger, primero se hace la verificación de la estacionariedad a nivel de la variable y en la primera diferencia, para luego analizar la existencia de raíz unitaria en los residuos. La tabla 10 muestra los resultados de las regresiones del precio de cierre del BTC contra todas las variables de control.

Tabla 8. Sistema VAR precio de cierre del BTC

		Desviación típica de la variable dependiente	
Media de la variable dependiente	4.762909	1646.55	
Suma de cuadrado de residuos	1.62E+09	Desviación típica de la regresión	1623.095
R-cuadrado	0.058892	R-cuadrado corregido	0.028287
F(20, 615)	11.46665	Valor p (de F)	3.24E-31
Rho	0.006019	Durbin-Watson	1.986531

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Tabla 9. Valores de F

Todos los retardos de d_PreciodeCierreBTC	F(10, 615) = 1.4476 [0.1555]
Todos los retardos de d_Personastotalmentevacunadas	F(10, 615) = 16.165 [0.0000]
Todas las variables, retardo 10	F(2, 615) = 4.8097 [0.0085]

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Tabla 10. Cointegración Engle-Granger

No.	Variable	Contraste aumentado de Dickey-Fuller. Contraste con constante nivel de la variable	Estacionaria	Contraste aumentado de Dickey-Fuller primeras diferencias	Estacionaria	Cointegración Engle-Granger p value
1	Personas totalmente vacunadas	0.2868	No	7.808e-06	Sí	0.1495
	Precio de cierre del bitcoin	0.5182	No	2.249e-12	Sí	No hay cointegración
2	Total de casos	0.8345	No	0.004808	Sí	0.048
	Precio de cierre del bitcoin	0.5182	No	2.249e-12	Sí	Hay cointegración

(Continúa)

No.	Variable	Contraste aumentado de Dickey-Fuller. Contraste con constante nivel de la variable	Estacionaria	Contraste aumentado de Dickey-Fuller primeras diferencias	Estacionaria	Cointegración Engle-Granger p value
3	[^] TNX	0.7669	No	4.459e-46	Sí	0.02369
	Precio de cierre del bitcoin	0.5182	No	2.249e-12	Sí	Hay cointegración

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Al aplicar la cointegración de Johansen, es decir, utilizando todas las variables independientes con relación a la variable dependiente, se halló ausencia de cointegración (véase tabla 11).

Tabla 11. Cointegración de Johansen

Rango	Valor propio	Estad. traza	valor p	Estad. Lmáx	valor p
0	0.041525	54.367	[0.0096]	27.058	[0.0554]
1	0.023616	27.308	[0.0963]	15.247	[0.2834]
2	0.011893	12.061	[0.1555]	7.6330	[0.4260]
3	0.006915	4.4276	[0.0354]	4.4276	[0.0354]

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Al analizar el modelo de corrección del vector de error (MCVE), se encuentra que se ajusta el comportamiento del corto con el largo plazo entre las variables independientes y personas totalmente vacunadas, así como con el [^]TNX (véase tabla 12).

Tabla 12. Modelo MCVE

	Coefficiente EC1	Valor p	R cuadrado
d_PreciodecierreBTC	-0.00040	0.5573	0.057870
d_Personastotalmentevacunadas	-50.5379	0.0002	0.067768
d_Totaldecasos	-0.84891	0.1102	0.555289
d_TNX	-7.8e-08	0.0046	0.054809

Fuente: Mathieu et al. (2023). Cálculos propios.

Conclusiones

En el estudio se encontró que las series “personas totalmente vacunadas”, “precio de cierre del bitcoin”, “total de casos” y *treasury yield 10 years* ([^]TNX) no son estacionarias. Este resultado coincide con los hallazgos de Sarkodie et al. (2021), pero no con lo encontrado por Minutolo et al. (2022).

Las variables no estacionarias son integradas de orden 1, de modo que se vuelven estacionarias en primeras diferencias.

En cuanto a la causalidad de Granger, los resultados muestran que solo la variable personas totalmente vacunadas genera causalidad con precio de cierre del BTC, lo que quiere decir que quienes compran la criptomoneda en cuestión toman en consideración la variación del número de personas con pauta completa. El resultado es consistente con los obtenidos por Demir et al. (2020). En el resto de las variables analizadas, no se evidencia causalidad de Granger en ninguno de los sentidos.

El precio de cierre del bitcoin presenta un comportamiento autorregresivo junto con la variable personas totalmente vacunadas, siendo significativo con 10 retardos en ambas variables, de acuerdo con el criterio de Akaike (AIC) y utilizando las primeras diferencias.

Con relación a la cointegración, los resultados muestran que hay cointegración al aplicar el método de Engle y Granger entre las variables total de casos y precio de cierre del bitcoin, y *treasury yield 10 years* ([^]TNX) con el precio de cierre del bitcoin, por lo que la relación de estas variables con el precio de cierre del BTC es de largo plazo, siendo estacionaria su primera diferencia. En este caso, los resultados son diferentes a los que obtuvieron Demir et al. (2020), lo cual pudiera estar explicado porque estos autores incorporaron otras criptomonedas y no los rendimientos de los bonos del Tesoro a 10 años, que pudiera capturar la posible aversión al riesgo en situaciones de estrés en los mercados financieros. La variable personas totalmente vacunadas no cointegra con el precio de cierre del BTC.

Cuando se aplicó la cointegración de Johansen, se encuentra que la mayoría de los valores *p* son mayores al 5%, por lo que se concluye que todas las variables independientes ya mencionadas con relación al precio de cierre del bitcoin, no existe cointegración.

El modelo de corrección de errores demuestra que hay relación de largo plazo entre las variables independientes y personas totalmente vacunadas, las mismas que explican el 6% de la variación, así como con el [^]TNX, que explican el 5% de la variación.

En el estudio se encuentran implicaciones únicas y muy útiles para los inversionistas en escenarios pandémicos o de alto estrés financiero. Es así que la serie personas totalmente vacunadas influye en el precio de cierre del bitcoin, pudiéndose ver como la acción que tiene una consecuencia. Mientras que la cointegración de tipo Engle-Granger con el precio de cierre del bitcoin puede interpretarse como una combinación lineal, donde el cambio en una de las series puede provocar cambios en la otra; es decir, la variación del total de casos y el [^]TNX puede generar cambios en el precio de la criptomoneda.

Financiación

El artículo es producto de una investigación que no recibió financiamiento.

Conflicto de intereses

Se declara que no hay conflicto de intereses.

Contribuciones de los autores

Ángel Enrique Chico Frías: conceptualización, análisis formal, investigación, metodología, escritura (borrador original). Luis Morales La Paz: conceptualización, análisis formal, investigación, metodología, escritura (borrador original).

Referencias

- Ampountolas, A. (2023). The effect of COVID-19 on cryptocurrencies and the stock market volatility: A two-stage DCC-EGARCH model analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, 1-17.
- Anandhabalaji, V., Babu, M., Gayathri, J., Sathya, J., Indhumathi, G., Brintha, R., & Michael, J. (2023). Examining the volatility of conventional cryptocurrencies and sustainable cryptocurrency during COVID-19: Based on energy consumption. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 344-352.
- Ashraf, S., Martins de Almeida, A., Naz, I., & Latief, R. (2023). Diversification of the Islamic stock market, Bitcoin, and Bullions in response to the Russia-Ukraine conflict and the COVID-19 outbreak. *Heliyon*, 1-12.
- Ashtana, V. (2024). The inefficiency of Bitcoin and the COVID-19 pandemic. *Review of Applied Socio-Economic Research*, 50-60.
- Cevik, E., Gunay, S., Dibooglu, S., & Yildirim, D. (2023). The impact of expected and unexpected events on Bitcoin price development: Introduction of futures market and COVID-19. *Finance Research Letters*, 1-7.
- Conlon, T., Corbet, S., & McGee, R. (2020). Are cryptocurrencies a safe haven for equity markets? An international perspective from the COVID-19 pandemic. *Research in International Business and Finance*, 1-27.
- De la Rosa Flores, C. (2022). Bitcoin, divisas y bolsas de valores: un análisis de correlación durante la pandemia del COVID-19. *Excelencia Administrativa Online*, 35-51.
- Demir, E., Bilgin, M., Karabulut, G., & Doker, A. (2020). The relationship between cryptocurrencies and COVID-19 pandemic. *Eurasian Economic Review*, 349-360.
- Dwita Mariana, C., Ekaputra, I., & Husodo, Z. (2020). Are Bitcoin and Ethereum safe-havens for stocks during the COVID-19 pandemic? *Finance Research Letters*, 1-7.
- Elsayed, A., Gozgor, G., & Lau, C. K. (2022). Risk transmissions between Bitcoin and traditional financial assets during the COVID-19 era: The role of global uncertainties. *International Review of Financial Analysis*, 1-12.
- Foroutan, P., & Lahmiri, S. (2024). Connectedness of cryptocurrency markets to crude oil and gold: An analysis of the effect of COVID-19 pandemic. *Financial Innovation*, 1-23.
- Goodell, J., & Goutte, S. (2020). Co-movement of COVID-19 and Bitcoin: Evidence from wavelet coherence analysis. *Finance Research Letters*, 1-6.
- Granger, C. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 424-438.
- Granger, C. (2004). Análisis de series temporales, cointegración y aplicaciones. *Revista Asturiana de Economía*, 197-206.
- Guo, X. (2024). Exploring Bitcoin dynamics against the backdrop of COVID-19: An investigation of major global events. *Financial Innovation*, 1-25.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. (2014). *Metodología de la investigación*. McGraw-Hill.
- Iqbal, N., Fareed, Z., Wan, G., & Shahzad, F. (2021). Asymmetric nexus between COVID-19 outbreak in the world and cryptocurrency market. *International Review of Financial Analysis*, 1-16.
- Kim, Y., Erkan, T., Ghosh, A., & Asad, M. (2024). Investor behavior in gold, us dollars and cryptocurrency during global pandemics. *Economies*, 1-14.
- Klose, J. (2022). Comparing cryptocurrencies and gold - a system - GARCH - approach. *Eurasian Economic Review*, 653-679.
- Kraehenbuehl, M., & Osterrieder, J. (2022). The efficient market hypothesis for Bitcoin in the context of neural networks. *arXiv*, 1-28.
- Le Thi Thuy, V., Oanh, T., & Ha, N. (2024). The roles of gold, US dollar, and Bitcoin as safe-haven assets in times of crisis. *Cogent Economics & Finance*, 1-17.
- López, J., & Mota, M. (2022). Derrame de volatilidad y correlación dinámica entre el precio del bitcoin, el petróleo, el oro y la volatilidad del mercado de valores. *Análisis Económico*, 99-117.
- Martínez, A. M. (2013). Diseño de investigación. Principios teórico-metodológicos y prácticos para su concreción. *Anuario Escuela de Archivología*, IV 2012-2013, Universidad Nacional de Córdoba. <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/anuario/article/view/12664/13040>
- Mathieu, E., Ritchie, H., Rodés-Guirao, L., Appel, C., Giattino, C., Hasell, J., ..., & Roser, M. (2023, octubre 26). Our World in Data. COVID-19. <https://ourworldindata.org/covid-deaths>
- Minutolo, M., Kristjanpoller, W., & Dheeriyaa, P. (2022). Impact of COVID-19 effective reproductive rate on cryptocurrency. *Financial Innovation*, 1-27.
- Mokni, K., El Montasser, G., Ajmi, A., & Bouri, E. (2024). On the efficiency and its drivers in the cryptocurrency market: The case of Bitcoin and Ethereum. *Financial Innovation*, 1-25.
- Nguyen, K. Q. (2021). The correlation between the stock market and Bitcoin during COVID-19 and other uncertainty periods. *Finance Research Letters*, 1-5.
- Nurmatova, H. (2024). Coherence between cryptocurrency and gold markets: Pre and during the pandemic period. *Modern Science and Research*, 1-11.
- Olivares, H. (2022). Estrategia paracaídas: propuesta de cobertura para el mercado bursátil mexicano ante la llegada de ómicron. *Análisis Económico*, 119-139.
- Panyagometh, K. (2024). The effect of COVID-19 and U.S. monetary policy on Bitcoin and stock market volatility: An application of DCC-GARCH model. *Humanities & Social Sciences Communications*, 1-15.
- Pham, H., Tran, T., Nguyen, N., & Duong, K. (2024). The reversal in the cryptocurrency market before and during the COVID-19 pandemic: Does investor attention matter? *Plos One*, 1-23.
- Rojas, M. (2015). Tipos de investigación científica: una simplificación de la complicada incoherente nomenclatura y clasificación. *Revista Electrónica de Veterinaria*, 1-14.
- Sarkodie, S., Ahmed, M., & Owusu, P. (2021). COVID-19 pandemic improves market signals of cryptocurrencies-evidence from Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum, and Litecoin. *Finance Research Letters*, 1-10.
- Shaik, M., Rabbani, M., Atif, M., Aysan, A., Alam, M., & Kayani, U. (2024). The dynamic volatility nexus of geo-political risks, stocks, bond, bitcoin, gold and oil during COVID-19 and Russian-Ukraine war. *Plos One*, 1-16.
- Stock, J., & Watson, M. (2012). *Introducción a la econometría*. Pearson Educación, S. A.
- Taboada, E., & Sámano, M. (2003). Análisis de cointegración entre el sistema financiero y la economía real en México. *Revista Análisis Económico*, 141-166.
- Tekin, B. (2024). Structural breaks and co-movements of Bitcoin and Ethereum: Evidence from the COVID-19 pandemic period. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 41-70.
- Tekin, B., Temelli, F., & Dirir, S. (2024). Co-movement of bitcoin, gold, USD, oil and VIX: Evidence of wavelet coherence and DCC-GARCH from the pandemic period. *Serbian Journal of Management*, 243-273.
- Terraza, V., Boru Ipek, A., & Rounaghi, M. (2024). The nexus between the volatility of bitcoin, gold, and American stock

- markets during the COVID-19 pandemic: Evidence from VAR-DCC-EGARCH and ANN models. *Financial Innovation*, 1-34.
- Vidal-Tomás, D. (2021). Transitions in the cryptocurrency market during the COVID-19 pandemic: A network analysis. *Finance Research Letters*, 1-11.
- Wen, F., Tong, X., & Ren, X. (2022). Gold or Bitcoin, which is the safe haven during the COVID-19 pandemic? *International Review of Financial Analysis*, 1-13.
- Wooldridge, J. (2010). *Introducción a la econometría*. Cengage Learning.
- Yahoo Finanzas. (2023, octubre 27). Bitcoin USD (BTC-USD). <https://lc.cx/X4SLty>
- Zhang, Y., Zhu, P., & Xu, Y. (2021). Has COVID-19 changed the hedge effectiveness of Bitcoin? *Frontiers in Public Health*, 1-12.