

Desempeño de ocho de las criptomonedas de mayor capitalización de mercado

Performance of Eight of the Cryptocurrencies of Greater Market Capitalization

Francisco López-Herrera*

Luis Guadalupe Macías Trejo**

Oscar Valdemar de la Torre Torres***

(Fecha de recepción: 20 de noviembre de 2019, Fecha de aceptación 27 de enero de 2020)

RESUMEN

Este artículo muestra los resultados de un análisis del desempeño de ocho de los criptoactivos más importantes entre la gran variedad que actualmente existe en el mercado. Se estudia su riesgo de mercado con base en métricas ampliamente utilizadas para activos financieros. El análisis se complementa con la evaluación de su desempeño dentro de portafolios formados con criterios convencionales. Se encuentra un comportamiento bastante heterogéneo entre los activos estudiados, sugiriendo que tal comportamiento obedece a las características específicas de cada uno de ellos, más que a las características comunes como una clase específica de activos.

* División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, México. francisco_lopez_herrera@yahoo.com.mx, ORCID: 0000-0003-2626-9246

** Facultad de Contaduría y Ciencias Administrativas. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Morelia, Michoacán, México.

*** Facultad de Contaduría y Ciencias Administrativas. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Morelia, Michoacán, México. oscar.delatorre.torres@gmail.com, ORCID: 0000-0001-9281-974X

Clasificación JEL: G12, G14, G19

Palabras clave: criptomonedas, portafolios, riesgo, Drawdown, VAR, Expected Shortfall.

ABSTRACT

This paper shows the results of an analysis of eight of the most important cryptocurrencies among the great variety that currently exists in the market. Their market risk is studied based on measures widely used in financial asset markets. The analysis is complemented by the evaluation of their performance within portfolios formed with also conventional criteria. A fairly heterogeneous behavior is found among the assets studied, suggesting that such behavior is due to the specific characteristics of each of them, rather than their common characteristics as a specific class of assets.

JEL Codes: G12, G14, G19.

Keywords: *Cryptocurrencies, Portfolios, Drawdown, VAR and Expected Shortfall.*

Introducción

Como consecuencia de la explosiva aparición de criptomonedas,¹ ha crecido el interés por parte de la academia en estudiar sus características, en particular el desempeño y el riesgo de mercado que presentan, pues además de facilitar las operaciones cambiarias y la obtención de financiamiento para las empresas, han alcanzado una gran popularidad por haberse convertido en novedosos vehículos de inversión. De acuerdo con Beneki *et al.* (2019), una criptomoneda es un medio digital de intercambio que ha captado gran atención por parte de las empresas, medios de comunicación, institutos financieros y gubernamentales e inversionistas. La moneda virtual o criptomoneda es un símbolo o sinónimo de valor considerado como un sistema de pago tecnológico, el cual ha continuado desarrollándose durante las dos últi-

¹ A lo largo de este trabajo se usa "criptomoneda" a diferencia de "criptoactivos" o "criptodivisas", para referirse a los medios digitales de intercambio que utilizan criptografía, por ser el término más utilizado, aunque formalmente no constituyen una moneda sino un activo.

mas décadas (Rogojanu y Badea, 2015). A su vez, Maftai (2014) explica que las criptomonedas tienen su fundamento en la idea de intercambiar valor sin la aprobación de una institución financiera.

Actualmente el número de criptomonedas disponibles en el mercado supera las cinco mil, sin embargo, la mayor parte de la investigación académica se ha centrado en Bitcoin (BTC), considerada la primera criptomoneda, la cual fue introducida en octubre de 2008 mediante la publicación de "The Bitcoin Whitepaper"² en forma anónima por un individuo o grupo de personas, bajo el seudónimo "Satoshi Nakamoto". A pesar de la gran y, al parecer, siempre creciente cantidad de nuevas criptomonedas, según Klein *et al.* (2018), el mercado es dominado por Bitcoin, Ethereum y Ripple que en conjunto rebasan el 60% de la capitalización total del mercado. El seis de marzo de 2019 esas monedas se mantenían junto con Litecoin, Tether, Bitcoin Cash, EOS y Tron, como las ocho criptomonedas de mayor capitalización de mercado.

Litecoin (LTC), creada en 2011 por Charlie Lee, es conocida como el primer sustituto de la Bitcoin, según Tu y Xue (2018) fue desarrollada con una versión modificada del algoritmo de Bitcoin. Ethereum,³ fue desarrollada por Vitalik Buterin, e inició su operación en 2015. Su objetivo fue que a través de su plataforma sea posible operar aplicaciones descentralizadas y colaborativas. El precio de su criptomoneda se ha incrementado notoriamente a pesar de su corto periodo de tiempo en el mercado. Por su parte, Ripple es considerado un activo digital orientado a transferencias bancarias y una opción de liquidación más eficiente para las instituciones financieras y los proveedores de liquidez que buscan un alcance global, porque el costo de sus transacciones es menor que el de otras criptomonedas. Tether es una criptomoneda con un valor destinado a reflejar el valor del dólar estadounidense. La idea original de su creación, según Wei (2018), fue tener una criptomoneda estable que pudiera fungir como dólar digital como un sustituto estable del dólar. EOS y BitcoinCash comparten características de eliminación de tarifas de transacción, descentralización y anonimato. Tron es una criptomoneda china creada en 2017 por Justin Sun, sus características son similares al resto de las criptomonedas y su uso principal es descentralizar los contenidos de internet de forma tal que artistas, creadores, músicos y au-

² El nombre del documento original es: Bitcoin a Peer to Peer Electronic Cash System.

³ Ethereum es la plataforma que provee el criptoactivo llamado Ether.

tores puedan compartir sus contenidos sin recurrir a intermediarios como Amazon, Facebook, Youtube y otros.

A pesar de que se pueden considerar como miembros de una misma clase de activos para efectos de inversión, se aprecia que existe en las criptomonedas cierto nivel de heterogeneidad originado porque sus características son muy particulares, prácticamente específicas a cada uno de esos activos. Con esa perspectiva, este artículo ofrece, a diferencia de los trabajos previamente efectuados sobre criptomonedas, el ser uno de los primeros en presentar un análisis del desempeño y riesgo de las ocho criptomonedas arriba mencionadas. Adicionalmente al análisis de su desempeño con base en medidas ampliamente utilizadas en los mercados financieros mundiales, este trabajo complementa investigaciones previas, y posiblemente contribuye a la administración de portafolios de inversión, mediante una mejora al perfil del riesgo de portafolios.

La estructura de este artículo es la siguiente: en la primera parte se ofrece una revisión de la literatura pertinente, seguida, en la sección de metodología, por la descripción de los indicadores de desempeño, que se utilizan, posteriormente en la sección correspondiente al análisis de los datos y resultados, y se finaliza con las conclusiones.

1. Revisión de literatura

Halaburda y Gandal, (2014) analizaron si hay oportunidades para el arbitraje triangular a través del comportamiento de los tipos de cambio de diferentes monedas virtuales considerando a Bitcoin, Litecoin, Peercoin, Namecoin, Feathercoin, Novacoin y Terracoin, durante una ventana de tiempo con precios diarios del 2 de mayo de 2013 al 1º de julio de 2014. Concluyeron que Bitcoin dentro de un portafolio diversificado incrementa significativamente el rendimiento ajustado por el riesgo debido a los altos rendimientos promedio y bajo nivel de correlación con otros activos financieros. Por su parte, Yermack (2013) examinó si el Bitcoin debe considerarse una moneda y concluye que el Bitcoin se comporta más como una inversión especulativa que como una moneda.

Ciaian *et al.* (2014), analizan la relación entre el precio, oferta y demanda de Bitcoin y algunos indicadores macrofinancieros globales utilizando datos para el periodo de 2009 a 2014. Mediante el modelo VAR (modelo de vectores autoregresivos) de Lütkepohl y Krätzig (2004), muestran que los fundamentales y el proceso de subasta tienen un impacto significativo en el

precio de Bitcoin. Posteriormente, Carrick (2016) analiza el valor y volatilidad de Bitcoin en tres diferentes contextos. Primero, Bitcoin en relación con las principales monedas del mundo: dólar australiano, franco suizo, euro, libra esterlina y el yen japonés. Segundo, Bitcoin en relación con las monedas de mercados emergentes. Tercero, el Bitcoin en relación con los ETF (Exchange-Traded Funds) de mercados emergentes de ETF. De igual forma llevó a cabo pruebas de desempeño (índice de Sortino e índice de Sharpe) para portafolios diarios del 11 de enero de 2011 al 31 de diciembre de 2015. Sus resultados sugieren que el Bitcoin posee características que lo hacen adecuado para funcionar como un complemento de las monedas de mercados emergentes, y existen formas de minimizar los riesgos de Bitcoin.

Balcilar *et al.* (2017) desarrollaron un estudio que emplea, en contraste, una prueba de causalidad no paramétrica en los cuantiles para analizar la relación causal entre el volumen de operaciones, los rendimientos y la volatilidad de Bitcoin sobre el conjunto de sus respectivas distribuciones condicionales. Su periodo de análisis fue del 19 de diciembre de 2011 al 25 de abril de 2016. La prueba muestra que el volumen puede predecir los rendimientos excepto en los regímenes del mercado de Bitcoin alcista y bajista. El resultado destaca la importancia de modelar la no linealidad y tener presente el comportamiento de la cola al analizar las relaciones causales entre los rendimientos de Bitcoin y el volumen de operaciones. Durante este mismo año Bariviera *et al.* (2017) analizaron las propiedades estadísticas del mercado a través de un estudio que compara el Bitcoin y la dinámica de monedas estándar bajo el enfoque de análisis de rendimientos en diferentes escalas. El periodo de análisis fue de 2011 hasta 2017 utilizando datos de transacciones de rendimientos de Bitcoin para probar la presencia de memoria larga en los rendimientos de la serie de tiempo. Posteriormente, se calculó el exponente de Hurst mediante el método DFA (Detrended Fluctuation Analysis) utilizando una ventana deslizante para medir dependencia de largo alcance. Sus resultados muestran que los exponentes de Hurst y el análisis multiescala cambian significativamente durante los primeros años de existencia de Bitcoin y tienden a estabilizarse en los últimos tiempos.

En Bouri *et al.* (2017) se muestra un análisis para conocer si el Bitcoin puede ser utilizado como cobertura y refugio para los principales índices mundiales de acciones, bonos, petróleo, oro, S&P500 y el índice del dólar estadounidense. Se utilizó el modelo de correlación dinámica condicional (DCC) propuesto por Engle (2002) para el periodo de análisis con datos

diarios y semanales de julio 2011 a diciembre 2015. Sus resultados muestran que el Bitcoin no es adecuado para ser utilizado como cobertura, y es adecuado sólo para fines de diversificación. Sin embargo, sugieren que el Bitcoin puede servir como un fuerte refugio seguro contra los movimientos semanales de bajas en las acciones asiáticas.

Por su parte, Blau (2018) busca hechos estilizados sobre la dinámica de los precios de Bitcoin y demostrar la hipótesis de que el comercio especulativo en Bitcoin es responsable de su inusual volatilidad. Lo anterior se lleva a cabo mediante el uso de una medida intuitiva del comercio especulativo propuesta por Llorente *et al.* (2002) que captura el nivel de autocorrelación inducida por el volumen. Sus resultados no muestran influencia en el aumento o desplome en el valor de Bitcoin a través del comercio especulativo durante el 2013 y tampoco se encontró evidencia de asociación directa del comercio especulativo con el inusual nivel de volatilidad de Bitcoin. Sin embargo, Corbet y Katsiampa (2018) siguiendo el enfoque propuesto por Nam *et al.* (2006), exploran si los rendimientos de criptomoneda, representados por el Bitcoin, presentan patrones de inversión asimétricos similares por hora, diarios y semanales para la ventana temporal de junio 2010 a febrero 2018. Sus principales resultados destacan evidencia de reversión asimétrica a la media en los rendimientos de Bitcoin.

Corbet *et al.* (2018), analizan las relaciones entre criptomonedas populares y una variedad de otros activos financieros, mostrando que las criptomonedas ofrecen beneficios en la diversificación para inversionistas con horizontes de inversión cortos, y la variación del tiempo refleja las crisis económicas y financieras externas. Por otra parte Lahmiri y Bekiros (2018) investigan, evalúan y detectan la estructura de correlación temporal multiescalar y caos en los rendimientos y precios del mercado virtual a lo largo de dos periodos distintos; primero, un periodo de régimen de bajo nivel durante el cual los precios aumentaron lentamente. Segundo, un periodo de régimen alto y turbulento donde los precios se incrementaron exponencialmente. Para esto, utilizaron y estimaron el exponente Lyapunov, Entropía de Shannon, el exponente de Hurst y derivación de espectros de singularidad o espectro multifractal durante periodos de tiempo (precio) de régimen alto y bajo. Sus resultados muestran que, a diferencia de los rendimientos, los precios incorporan y exhiben dinámicas caóticas.

Corbet *et al.* (2019) presentan una revisión sistemática de la literatura empírica con base en los principales temas asociados al mercado de criptomonedas, destacando investigaciones en el campo de mercados eficientes,

beneficios de la diversificación; y cibercriminalidad desde 2009. Así mismo, Braunis y Mestel (2019) muestran evidencia de los efectos y beneficios de portafolios de múltiples criptomonedas utilizando el modelo de media-varianza de Markowitz (1952) con datos diarios de las 500 criptomonedas de mayor volumen de capitalización del primero de enero de 2015 al 31 de diciembre de 2017. Concluyen que, al combinar varias criptomonedas el nivel de riesgo se reduce sustancialmente; además, la alta volatilidad del mercado de criptomonedas puede motivar a que los inversionistas que no estén dispuestos a correr un riesgo excesivo al invertir en criptomonedas en su forma individual puedan invertir en portafolios. Platanakis y Urquhart (2019), muestran evidencia en apoyo de la conveniencia de incluir bitcoins en portafolios convencionales de acciones y bonos.

Borri (2019), utiliza la covarianza para estimar el riesgo condicional de cola en el mercado para las criptomonedas (Bitcoin, Ether, Ripple y Litecoin). Sus resultados muestran que las criptomonedas están altamente expuestas al riesgo de la cola dentro del mercado de criptomonedas. Sin embargo, al relacionarla con otros activos globales, como en mercados de renta variable estadounidense o el oro, el riesgo condicional de cola no está presente. Si bien los rendimientos de las criptomonedas están altamente correlacionados, se encuentra que el riesgo puede ser reducido significativamente y que los portafolios pueden ofrecer mejores rendimientos ajustados al riesgo que las monedas individuales. Se puede decir que en parte los resultados de Borri confirman la evidencia presentada por Klein *et al.* (2018).

2. Aspectos metodológicos

Un elemento clave en la administración de los portafolios de inversión es la evaluación del desempeño pues sirve como una medida de control de calidad de las decisiones involucradas. En la medición del desempeño, el rendimiento y la volatilidad del mismo, o riesgo, juegan un papel muy importante. Bacon (2008) sostiene que desde la perspectiva de los inversionistas, la medida de riesgo en los rendimientos más sencilla podría estar relacionada con la duración de los periodos de pérdidas continuas, es decir, lo que se conoce como el Drawdown. De manera general, el Drawdown se mide como la declinación en términos porcentuales del valor del activo que se puede observar durante un periodo. En términos formales, se considera x^{max} como

el máximo local en el periodo $[0, T]$, que ocurre en el momento $t_{max} \in [0, T]$, se define el Drawdown en t , como:⁴

$$D_t = \frac{x^{max} - x_t}{x^{max}}. \quad (1)$$

El Drawdown máximo es la mayor declinación de valor que se observa en el periodo, es decir la pérdida de valor yendo desde el máximo alcanzado hasta el punto mínimo del periodo. En otras palabras, representa la máxima pérdida que se puede sufrir si se compra el activo al precio alcanzado en el máximo y se vende al precio correspondiente al mínimo.

Por su parte, el Drawdown promedio es el rendimiento negativo promedio durante un periodo de inversión:

$$\bar{D} = \left| \sum_{i=1}^n \frac{D_i}{n} \right|, \quad (2)$$

D_i es el i ésimo Drawdown y n es el número total de Drawdowns, en ambos casos tomando como referencia el periodo total.

Como medida del *downside risk* o riesgo debido a la variabilidad de los rendimientos con un desempeño deficiente (por debajo) respecto de un rendimiento mínimo, r_T , que se establece como meta para el periodo de inversión, se puede utilizar la semi-desviación estándar:

$$\sigma_d = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{\min[(r_i - r_T), 0]^2}{n}}. \quad (3)$$

De manera similar, para medir el *upside risk*, es decir, considerando los rendimientos que se encuentran por arriba de la tasa de rendimiento de referencia, se puede utilizar la siguiente variante:

$$\sigma_u = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{\max[(r_i - r_T), 0]^2}{n}}. \quad (4)$$

⁴ Véase Jorion, (2011), p. 95.

La razón (ratio) de pérdidas y ganancias de Bernardo y Ledoit es un caso especial de la razón Omega, la cual captura la información en los momentos de orden superior de la distribución de rendimientos, véase Bacon (2008), ajustando implícitamente por el sesgo y la curtosis. Esta razón se puede escribir como:

$$\text{Razón de Bernardo - Ledoit} = \frac{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \max(r_i, 0)}{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \max(0 - r_i, 0)} \quad (5)$$

Una medida ampliamente utilizada para cuantificar el nivel del riesgo de mercado de un activo es el Valor en Riesgo (VaR por el inglés *Value at Risk*), en términos sencillos es la máxima pérdida esperada que puede ocurrir bajo condiciones normales (regulares) dentro de un periodo de tiempo determinado y con un nivel de confianza dado. En términos formales, sea ξ una variable aleatoria que representa la pérdida, dado $0 < \alpha < 1$, el $VaR - \alpha$ de ξ es

$$VaR_{\alpha}(\xi) := \min\{c: \mathbb{P}[\xi \leq c] \geq \alpha\}. \quad (6)$$

$VaR_{\alpha}(\xi)$ puede interpretarse entonces como la pérdida mínima que no será excedida con probabilidad α o como el cuantil (percentil) α de la distribución de pérdidas o, en forma alternativa, como la pérdida más pequeña en el $(1 - \alpha) \times 100\%$ de los peores casos o la mayor pérdida en el $\alpha \times 100\%$ de los mejores casos.

Desde la perspectiva de la selección de portafolios, el modelo basado en el análisis de la media y varianza propuesto por Markowitz (1952), es ampliamente conocido y utilizado particularmente como consecuencia de la relativa facilidad para instrumentar la solución propuesta de Merton (1972). En términos simples, el problema a resolver es

$$\begin{aligned} \min \quad & \omega^T \Omega \omega \\ \text{s. a.} \quad & \omega^T r = R_p^* \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\omega^T \iota &= 1 \\ \omega_i &\geq 0, \forall i \in \omega.\end{aligned}\tag{7}$$

ω es un vector de variables de decisión, las proporciones o pesos de los activos que forman parte del conjunto de oportunidades factibles de inversión, Ω es la matriz de varianzas-covarianzas de los rendimientos de esos activos, μ es un vector de rendimientos esperados de los activos, R_p^* es un escalar representando el objetivo de rendimiento esperado y ι es un vector unitario. Al resolver el problema con diferentes objetivos de rendimientos es posible determinar la frontera eficiente o de portafolios óptimos (de mínimo riesgo para los diferentes objetivos).

A pesar de su relativa sencillez, el enfoque del análisis de media y varianza ha sido criticado desde diversos ángulos y, en particular, se han sugerido algunas alternativas para superar la limitación que tiene la varianza para tomar en cuenta las pérdidas en las colas cuando sus distribuciones están sesgadas hacia el lado de las pérdidas. Una opción es la minimización de la pérdida esperada (*Expected Shortfall*, ES), conocida también bajo nombres como Valor en Riesgo Condicional (CVaR), Valor en Riesgo Promedio (Average VaR, AVAR), VaR en la cola (Tail VaR) o Pérdida Esperada en la Cola (*Expected Tail Loss*, ETL). El ES representa la pérdida esperada en un nivel de confianza dado, cuando la pérdida es mayor que el VaR calculado a ese nivel de confianza:

$$ES_\alpha(\xi) := \mathbb{E}[\xi | \xi \geq VaR_\alpha(\xi)].\tag{8}$$

Es conveniente destacar que el ES ha sido también considerado como una medida coherente de riesgo, en el sentido de Artzner *et al.* (1999), por lo que el acuerdo de Basilea III propuso medir el riesgo del mercado con el ES en lugar del VaR, véase Chen (2014).

El problema de optimización del portafolio por medio de la minimización de la pérdida esperada sería no invertir en lo absoluto, es decir, la solución trivial al problema. Sin embargo, si se impone como restricción la inversión de todo el capital disponible, considerando además la restricción de ventas en corto, el problema del portafolio óptimo puede verse entonces como:

$$\begin{aligned} \min ES_{\alpha}(\omega^T r) \\ \omega^T \mathbf{1} = 1 \\ \omega_i \geq 0, \quad \forall i \in \omega. \end{aligned} \quad (9)$$

3. Análisis de los datos y resultados

Los precios de las criptomonedas estudiadas se obtuvieron del sitio web <https://coinmarketcap.com/>. Este trabajo considera toda la información disponible para cada una de las ocho criptomonedas analizadas, mismas que fueron seleccionadas por ser las de mayor capitalización de mercado al 6 de marzo de 2019. La información obtenida no es homogénea por lo que se tienen diferentes fechas iniciales (y número de observaciones disponibles) para cada una de las series de precios, en el Cuadro 1 se enuncian las fechas y número de observaciones de cada muestra.

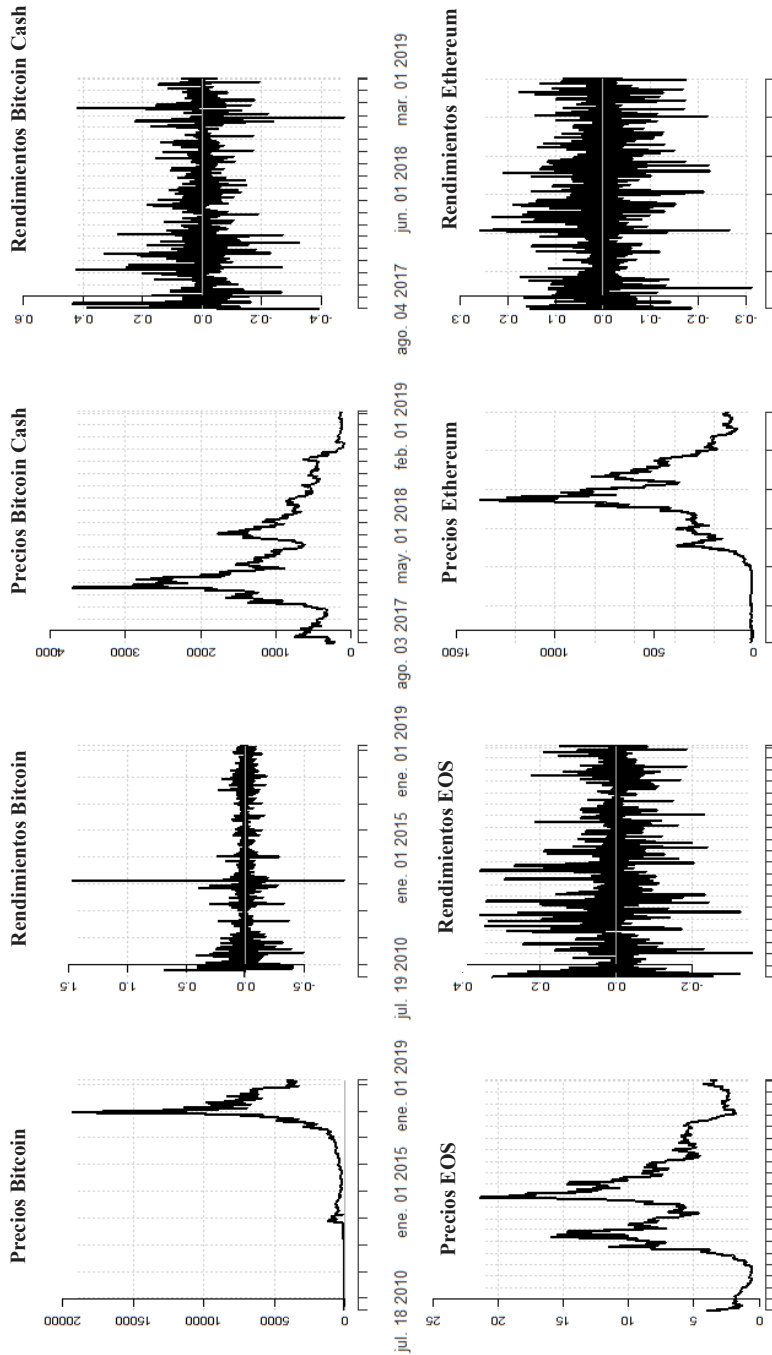
Cuadro 1 Periodo de análisis y tamaño de muestra

ACTIVO	Inicio	Fin	Observaciones
Bitcoin	Julio 18, 2010	Marzo 6, 2019	3,154
Litecoin	Agosto 24, 2016	Marzo 6, 2019	925
Ethereum	Marzo 10, 2016	Marzo 6, 2019	1,092
Ripple	Enero 22, 2015	Marzo 6, 2019	1,505
Tether	Abril 14, 2017	Marzo 6, 2019	691
BitcoinCash	Agosto 3, 2017	Marzo 6, 2019	581
EOS	Julio 2, 2017	Marzo 6, 2019	613
Tron	Noviembre 14, 2017	Marzo 6, 2019	478

Fuente: elaboración propia con datos de <https://coinmarketcap.com/>

La Figura 1 presenta el comportamiento de los rendimientos logarítmicos de Bitcoin, EOS, Bitcoin Cash y Ethereum. Los rendimientos de Bitcoin de 2015 hasta finales de 2016 presentan periodos estables, sin embargo, en periodos de alta volatilidad se encuentra por encima del +1.0 y -1.0. Así

Figura 1 Precios históricos y rendimientos de BTC, EOS, Bitcoin Cash, Ethereum



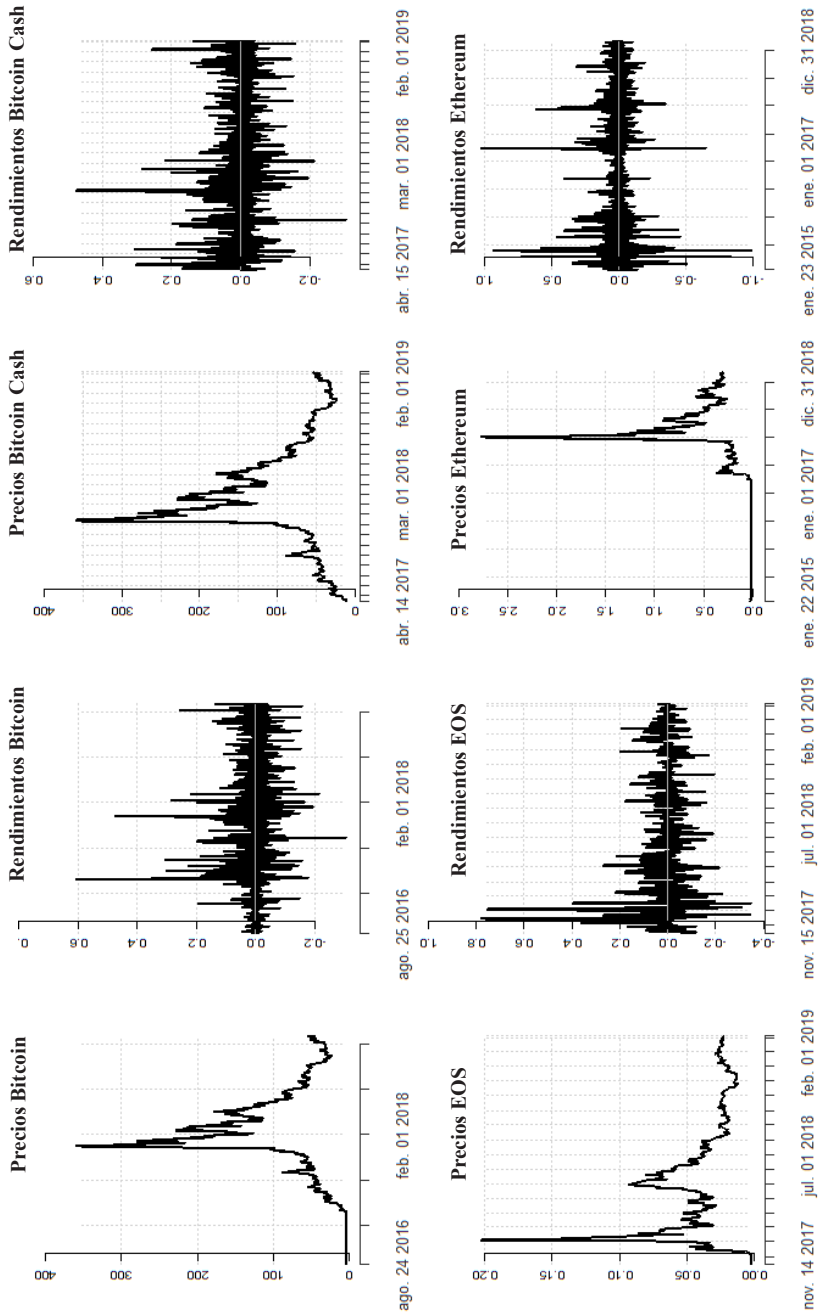
Fuente: elaboración propia con datos tomados de <https://coinmarketcap.com>.

mismo, se observan agrupaciones de volatilidad después de noticias influyentes como el caso presentado en Cheung, Roca y Su (2015) acerca de la noticia emitida por el gobierno chino sobre la prohibición de su uso por parte de los bancos, provocando una caída en su precio hasta la mitad de su valor. Otro ejemplo es presentado por Higgins (2014) acerca de la noticia en Ecuador promulgada por la Asamblea Nacional sobre la prohibición del uso de Bitcoin y otras criptomonedas descentralizadas. Se observan periodos prolongados de alta volatilidad en el caso de Bitcoin Cash, especialmente al principio de julio de 2017 y hasta finales de ese año. Aunque a principios de 2018 se muestra aparentemente estable, de julio 2018 en adelante presenta nuevamente periodos de alta de volatilidad; de acuerdo con Fry (2018), este comportamiento puede estar presente por el periodo de tiempo del análisis. Los rendimientos de Ethereum de 2016 a 2019 presentan múltiples periodos de alta volatilidad; sus precios presentan un incremento de su valor en 2017 para lograr una capitalización bursátil sin precedentes. En la actualidad esta criptomoneda es superada sólo por Bitcoin en la lista de capitalización del mercado de criptomonedas (CoinMarketCap, 2019). De EOS se destacan sus constantes periodos de alta volatilidad.

En la Figura 2 se muestra el comportamiento de los rendimientos logarítmicos de Litecoin, Tether, Ripple y Tron. Litecoin destaca en su comportamiento la característica de estabilidad ante un mercado tan volátil incrementando la atención por parte de los inversionistas porque, mientras algunas criptomonedas cayeron más de 50% durante las correcciones de mercado, Litecoin logró mantenerse con caídas menores al promedio observado durante las temporadas bajistas de 2017. Tether, presenta valores con mayor sesgo hacia lo positivo con una concentración de rendimientos alrededor de 0 pero acotados en su mayoría entre -0.2 y 0.2 al igual que Litecoin. Por su parte, Ripple a diferencia de Tether presenta rendimientos acotados entre -0.5 y 0.5. Finalmente, Tron presenta una concentración de rendimientos similares a Tether, pero con la diferencia de tener rendimientos acotados a -0.4 y 0.4. Lo que indica que Tether seguido por Tron muestran unas variaciones porcentuales diarias, menores a las de Ripple.

En el Cuadro 2 se presenta la frecuencia de rendimientos positivos (ganancias) y negativos (pérdidas), así como el análisis del Drawdown. Se observa que Ethereum es la criptomoneda que ha proporcionado el mayor porcentaje de rendimientos positivos diarios (48.12%) y que BitcoinCash es la de menor porcentaje (44.14%), existiendo una diferencia de casi 4 puntos porcentuales de diferencia entre ambas. En cuanto a los rendimientos ne-

Figura 2 Precios históricos y rendimientos de Litecoin, Tether, Tron, Ripple.



Fuente: elaboración propia con datos tomados de <https://coinmarketcap.com/>.

gativos, se puede ver que BitcoinCash es la de mayor frecuencia (55.86%), en tanto que Bitcoin únicamente ha presentado pérdidas durante el 40.06% de los días del periodo de análisis. En términos generales se puede decir que el comportamiento de las criptomonedas en ese sentido no es muy distinto; sin embargo, es conveniente señalar que este trabajo constituye una primera aproximación al análisis del problema. No obstante, a continuación, se profundiza en algunos aspectos que pueden ayudar a entender mejor el riesgo que representa el desempeño de estas criptomonedas como vehículos de inversión.

El análisis del Drawdown y el periodo de duración promedio de la caída y de la recuperación (también promedio) muestran claras diferencias, resultados que sugieren cierta heterogeneidad. Por ejemplo, Litecoin, Ethereum, BitcoinCash y Tron son los cuatro casos con menor duración de Drawdown, y las criptomonedas con la recuperación más rápida; también, tienen los valores de Drawdown promedio más bajos. Dado el menor rango de fluctuación y la menor duración del periodo de corrección, estas criptomonedas parecen ser adecuadas para inversión.

De acuerdo con el Cuadro 3, BitcoinCash es la segunda criptomoneda más riesgosa de acuerdo con el criterio del downside risk, sólo superada por EOS. Bajo ese criterio se podría decir que tanto Ripple como Bitcoin, en ese orden, son las alternativas menos riesgosas. Si se evalúa la pérdida potencial

Cuadro 2: Frecuencia de rendimientos diarios y Drawdown

	<i>Rendimientos (%)</i>		<i>Análisis del Drawdown</i>			
	$r_t > 0$	$r_t < 0$	Máximo (%)	Promedio (%)	Duración promedio*	Recuperación promedio*
<i>Bitcoin</i>	47.29	40.06	99.23	33.22	216.14	164.21
<i>Litecoin</i>	47.84	50.76	96.55	18.19	45.40	17.50
<i>Ethereum</i>	48.49	50.23	96.44	23.93	59.33	24.39
<i>Ripple</i>	44.28	51.13	99.99	50.06	752.50	368.50
<i>Tether</i>	48.12	51.74	96.55	21.41	52.08	19.23
<i>Bitcoin Cash</i>	44.14	55.86	99.36	46.86	96.00	1.50
<i>EOS</i>	45.91	51.14	95.85	77.63	203.67	53.33
<i>Tron</i>	46.96	53.03	98.12	34.39	78.00	20.5

¹ La duración y la recuperación (en ambos casos promedio) está medida en días

Fuente: elaboración propia con estimaciones efectuadas en Performance Analytics y R-Cram 3.5.3.

Cuadro 3: Down/(Up)side risk – Ganancias a pérdidas (G/P)-VaR y ES

	Downside	Upside ¹	Sesgo de la volatilidad	B-L ¹ (G/P)	VaR ² (%)	ES ² (%)
<i>Bitcoin</i>	0.0333	0.0552	1.4242	1.2194	19.18	33.23
<i>Litecoin</i>	0.0429	0.0543	1.8962	1.1463	15.22	18.42
<i>Ethereum</i>	0.0477	0.0456	1.1725	1.1119	17.40	22.37
<i>Ripple</i>	0.0258	0.0835	1.4081	1.0712	28.51	48.75
<i>Tether</i>	0.0469	0.0548	1.6136	1.0982	15.32	19.39
<i>Bitcoin Cash</i>	0.0560	0.0663	1.1975	0.9477	24.61	33.44
<i>EOS</i>	0.0568	0.0652	1.2391	1.0138	23.29	28.25
<i>Tron</i>	0.0520	0.0887	2.3339	1.1593	21.40	29.30

¹ Razón (ratio) de Bernardo Ledonit

² Horizonte de un día al 99% de confianza

Fuente: elaboración propia con estimaciones efectuadas en PerformanceAnalytics y R-Cran 3.5.3.

cuantificada con el VaR o con el ES o CVar se tiene que las mejores opciones son Litecoin y Theter, en tanto que Ripple es la que presenta un riesgo mayor. Tron tiene el upside risk más alto, seguida por Ripple, si embargo, se aprecia también que la primera de ellas (Tron) es la que muestra un mayor sesgo en la volatilidad, siendo Litecoin y Tether las que le siguen. El upside risk más bajo corresponde a Ethereum, siendo la criptomoneda con menor sesgo de la volatilidad. Estos resultados sugieren que, en términos de riesgo, existe una importante heterogeneidad en el desempeño de las criptomonedas. En cuanto a la relación entre ganancias y pérdidas (Omega), se observa que Bitcoin tiene el mejor registro, en tanto que Bitcoin Cash presenta la peor relación. De acuerdo con la razón de Bernardo y Ledoit, las mejores opciones son Bitcoin, seguida por Tron y Litecoin.

Con el objetivo de contar con un periodo igual de observaciones para la evaluación del desempeño de las criptomonedas analizadas dentro de portafolios, se tomaron en cuenta únicamente los rendimientos observados del 15 de noviembre de 2017 al seis de marzo de 2019, siendo un total de 325 rendimientos para cada una de ellas. Se estimaron 11 portafolios con base en la propuesta de Merton (1972) para resolver el problema de selección de portafolios planteado en Markowitz (1952) como la frontera eficiente o de portafolios eficientes u óptimos según el criterio de optimización de la relación media-varianza (rendimiento esperado y riesgo) con restricciones de

Cuadro 4: Ponderaciones, rendimientos esperados y riesgo de diez portafolios óptimos en media-varianza con restricción de ventas en corto

<i>Rendimiento</i>	-0.17	0.00	0.10	0.20	0.30	0.40	0.50	0.60	0.70	0.71
<i>Bitcoin</i>	91.86	60.17	44.74	29.30	13.86	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Tron</i>	0.00	10.88	18.08	25.29	32.49	40.18	53.49	74.73	95.97	98.10
<i>Bitcoin Cash</i>	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Etherium</i>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Ripple</i>	6.44	10.11	8.93	7.75	6.58	4.86	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>EOS</i>	0.00	12.60	20.82	29.04	37.25	45.22	46.51	25.27	4.03	1.90
<i>Litecoin</i>	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Tether</i>	1.52	6.25	7.43	8.62	9.82	9.74	0.00	0.00	0.00	0.00
<i>Suma</i>	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
<i>Desviación estándar</i>	4.97	5.63	6.28	7.05	7.91	8.84	11.30	11.30	13.12	13.31

Fuente: elaboración propia con estimaciones efectuadas en rutinas para R-Cran 3.5.3

Todas las mediciones son porcentajes.

Los rendimientos son diarios.

La columna del portafolio con rendimiento -0.17% corresponde al portafolio de mínimo riesgo (mínima varianza global).

El portafolio factible con máximo rendimiento corresponde a la inversión del 100% en Tron, cuyo rendimiento esperado es de 0.7189% con desviación estándar (riesgo) de 13.49%.

ventas en corto (no negatividad en las posiciones o pesos de cada activo en el portafolio), tal como se enuncia en la sección de aspectos metodológicos.

Las columnas del Cuadro 4 presentan 10 de los portafolios estimados, y en las filas centrales del cuadro se puede ver el peso o ponderación de cada activo. El portafolio de mínimo riesgo (mínima varianza global), está compuesto principalmente por Bitcoin con una participación de éste en el portafolio de casi 92%, complementándose con Ripple (6.44%), Tether (1.52%) y Bitcoin Cash (0.18%). Destaca de inmediato que en la medida que se busca un mayor rendimiento la participación de Bitcoin tiende a disminuir, hasta desaparecer. Tron y EOS que no forman parte del portafolio de mínima varianza global, están presentes en los demás portafolios, sin embargo, sólo la primera incrementa su participación en forma constante conforme se

buscan portafolios con mayor rendimiento esperado. En los demás casos se observa que las otras criptomonedas no forman parte de los portafolios óptimos, mientras que Ethereum y Litecoin no forman parte de ninguno de los portafolios óptimos. Debido a la restricción de ventas en corto, el portafolio con máximo rendimiento esperado está dado por una inversión de 100% de los recursos disponibles en Tron (0.7189% de rendimiento esperado y desviación estándar de 13.49%).

También, con los 325 rendimientos de cada criptomoneda observados entre el 15 de noviembre de 2017 y el seis de marzo de 2019 se estimaron los portafolios que minimizan el Expected Shortfall (ES) al 95% y 99% de confianza del Valor en Riesgo (VaR), otra forma de interpretar lo anterior, es considerar que representa la pérdida esperada en los percentiles correspondientes al 5% y 1% de la cola izquierda, en ambos casos con restricción de las ventas en corto; en el Cuadro 5 se presentan los resultados correspondientes. Destaca a simple vista que el peso de Tron en ambos portafolios es bastante similar (4.6175% y 4.97%, respectivamente). También llama la atención el drástico cambio que se observa en el peso de Bitcoin cuando el nivel de confianza pasa de 95 a 99%, lo mismo sucede, aunque de forma más moderada, en el caso del EOS. En la situación opuesta se encuentran las otras

Cuadro 5: Ponderaciones, rendimientos esperados y riesgo de portafolios que minimizan el Expected Shortfall con restricción de ventas en corto

<i>Nivel de confianza</i>	95%	99%
<i>Bitcoin</i>	1.6907	78.7010
<i>Tron</i>	4.6175	4.9700
<i>Bitcoin Cash</i>	15.2000	1.6704
<i>Etherium</i>	8.3579	0.0653
<i>Ripple</i>	1.5191	0.1062
<i>EOS</i>	1.3286	12.4567
<i>Litecoin</i>	62.0000	2.0100
<i>Tether</i>	5.3800	0.0178
<i>Suma</i>	100	100
<i>Rendimiento</i>	-0.1201	-0.0998
<i>Desviación estándar</i>	6.9252	5.2776

Todas las mediciones son porcentajes

Fuente: elaboración propia con estimaciones efectuadas en rutinas para R-Cran 3.5.3.

monedas, es decir se reduce su participación en el portafolio en la medida en la que se requiere un nivel más alto de VaR para considerar las pérdidas esperadas, siendo Litecoin el caso más extremo. Dado que tanto en el nivel de confianza del 95% como del 99% el rendimiento esperado es negativo, éstas pérdidas son mayores con un nivel de confianza de 95% y presentan también una mayor desviación estándar. Se puede concluir que la contribución de Bitcoin y EOS es importante para reducir el riesgo pues ambas apotan el 90% de la inversión en el portafolio con el VaR con un nivel de confianza de 99%.

Conclusiones

En este trabajo se analiza el desempeño de ocho de las principales criptomonedas (Bitcoin, Litecoin, Ethereum, Ripple, Tether, BitcoinCash, EOS y Tron) en términos de capitalización del mercado. En este estudio se observa que Ethereum es la criptomoneda que proporciona mayor porcentaje de rendimientos positivos diarios. Se observa que los ocho casos estudiados presentan comportamientos diferentes en episodios críticos como la caída de sus precios, es decir, existe un alto grado de heterogeneidad en el desempeño de los activos a pesar de la homogeneidad que podría esperarse al considerarlos como activos pertenecientes a una misma clase.

Es conveniente señalar también que esa heterogeneidad persiste cuando se considera la posibilidad de formar portafolios con ellas. De manera particular es de destacarse que los pesos de cada criptomoneda no siguen un patrón uniforme cuando se modifica el criterio de configuración de los portafolios, por ejemplo, cuando en lugar de seleccionarlos mediante el criterio de media y varianza de los rendimientos se seleccionan por medio de la pérdida esperada o VaR condicional (CvaR). Incluso cuando se cambia el nivel de confianza seleccionado, en este último caso, los pesos de algunos de los activos se modifican en forma drástica. Algunos de los activos analizados parecen tener poca importancia para contribuir a la administración del riesgo del portafolio mediante la diversificación pues ni siquiera son considerados como parte de un portafolio óptimo en el sentido de media y varianza; sin embargo, una vez que se entra en la zona de pérdidas podrían servir para mejorar la exposición al riesgo, minimizando la máxima pérdida esperada, aunque nuevamente la heterogeneidad muestra que la importancia de su contribución puede ser cambiante.

Evidentemente, la inversión en criptomonedas se puede considerar altamente riesgosa. Sin embargo, aunque la heterogeneidad que se ha mencionado podría resultar en la irrelevancia de algunas de ellas para la diversificación de portafolios, también podría permitir que no sólo las criptomonedas analizadas, sino otras también, a pesar de su menor importancia relativa en el mercado, pudieran ser de interés para la administración del riesgo mediante la diversificación de portafolios. Por tal motivo, es conveniente continuar con esta línea de investigación activa, extendiendo la agenda al análisis de otros aspectos de la dinámica que se ha observado en las criptomonedas. En particular, dada su heterogeneidad, es conveniente contar con una perspectiva clara de las características generales del riesgo que conlleva la inversión en ellas.

Referencias bibliográficas

- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J-M. y Heath, D. (1999). Coherent Measures of Risk. *Mathematical Finance*, vol. 9 núm. 3, pp. 203-228. <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068>.
- Bacon, C. R. (2008). *Practical Portfolio Performance: Measurement and Attribution*. John Wiley & Sons Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119206309>.
- Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R., y Roubaud, D. (2017). Can Volume Predict Bitcoin Returns and Volatility? A Quantiles-Based Approach. *Economic Modelling*, 64 (August 2016), pp. 74-81. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.03.019>.
- Bariviera, A. F., Basgall, M. J., Hasperué, W., y Naiouf, M. (2017). Some Stylized Facts of the Bitcoin Market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, núm. 484, pp. 82-90. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.04.159>.
- Beneki, C., Koulis, A., Kyriazis, N. A., y Papadamou, S. (2019). Investigating Volatility Transmission and Hedging Properties Between Bitcoin and Ethereum. *Research in International Business and Finance*, núm. 48, (January), pp. 219-227. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.01.001>.
- Blau, B. M. (2018). Price Dynamics and Speculative Trading in Bitcoin. *Research in International Business and Finance*, núm. 43 (May), pp. 15-21. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.07.183>.
- Borri, N. (2019). Conditional Tail-risk in Cryptocurrency Markets. *Journal of Empirical Finance*, núm. 50 (August 2018), pp. 1-19. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2018.11.002>.

- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D. y Hagfors, L. I. (2017). On the Hedge and Safe Haven Properties of Bitcoin: Is it Really More than a Diversifier? *Finance Research Letters*, núm. 20, pp. 192-198. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.025>.
- Brauneis, A. y Mestel, R. (2019). Cryptocurrency-portfolios in a Mean-variance Framework. *Finance Research Letters*, núm. 28, (June 2018), pp. 259-264. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.05.008>.
- Carrick, J. (2016). Bitcoin as a Complement to Emerging Market Currencies. *Emerging Markets Finance and Trade*, vol. 52, núm. 10, pp. 2321-2334. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2016.1193002>.
- Chen, J. M. (2014). Coherence Versus Elicitability in Measures of Market Risk. *International Advances in Economic Research*, núm. 20, pp. 355-356
- Cheung, A.; Roca, E. y Su, J.-J. (2015). Crypto-currency Bubbles: An Application of the Phillips-Shi-Yu (2013) Methodology on Mt. Gox Bitcoin Prices. *Applied Economics*, vol. 47, núm. 23, pp. 2348-2358.
- Ciaian, P., Miroslava, R. y D'Artis, K. (2014). The Economics of BitCoin Price Formation. *Applied Economics*, vol. 48, núm. 19, pp. 1799-1815. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1080/00036846.2015.1109038>.
- CoinMarketCap. (2019). <https://coinmarketcap.com/>.
- Corbet, S. y Katsiampa, P. (2018). Asymmetric Mean Reversion of Bitcoin Price Returns. *International Review of Financial Analysis*, (September), pp. 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.10.004>.
- Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A. y Yarovaya, L. (2019). Cryptocurrencies as a Financial Asset: A Systematic Analysis. *International Review of Financial Analysis*, núm. 62, (September 2018), pp. 182-199. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.09.003>.
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B. y Yarovaya, L. (2018). Exploring the Dynamic Relationships Between Cryptocurrencies and Other Financial Assets. *Economics Letters*, núm. 165, pp. 28-34. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>.
- Engle, R. F. (2002). On the Law of Demand Werner Hildenbrand, Department of Economics, University of Bonn, Visiting the University of California, San Diego, CA 92037, U.S.A. *Mathematical Social Sciences*, vol. 20, núm. 3, pp. 306-307. [https://doi.org/10.1016/0165-4896\(90\)90014-X](https://doi.org/10.1016/0165-4896(90)90014-X).
- Fry, J. (2018). "Booms, Busts and Heavy-Tails: The Story of Bitcoin and Cryptocurrency Markets?". *Economic Letters*, núm. 171, pp. 225-229.
- Halaburda, H. y Gandal, N. (2014). Competition in the Cryptocurrency Market. *Ssrn*, núm. 14, pp. 1-32. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2506463>.

- Higgins, S. (2014). "Bangladesh Central Bank: Cryptocurrency Use is a 'Punishable Offense,'" *CoinDesk*, September.
- Jorion, P. (2011). *Financial Risk Manager Handbook Plus Test Bank: FRM Part I/ Part II*. Wiley finance.
- Klein, T.; Pham Thuc, H. y Walthera, T. (2018). Bitcoin is not the New Gold – A Comparison of Volatility, Correlation, and Portfolio Performance. *International Review of Financial Analysis*, núm. 59, pp. 105-116. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.07.010>.
- Lahmiri, S. y Bekiros, S. (2018). Chaos, Randomness and Multi-fractality in Bitcoin Market. *Chaos, Solitons and Fractals*, núm. 106, pp. 28-34. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2017.11.005>.
- Llorente, G., Michaely, R., Saar, G. y Wang, J. (2002). Dynamic Volume-Return Relation of Individual Stocks. *Review of Financial Studies*, vol. 15, núm. 4, pp. 1005-1047.
- Lütkepohl, H., y Krätzig, M. (2004). *Applied Time Series Econometrics*. Cambridge University Press.
- Maftai, L. (2014). Bitcoin-Between Legal and Informal. *CES Working Papers*, vol. VI, núm. 3, pp. 53-59.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, vol. 7, núm. 1, pp. 77-91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>.
- Merton, R. C. (1972). "An Analytic Derivation of the Efficient Portfolio Frontier". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 7, núm. 4, pp. 1851-1872.
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System. Recuperado 28 de junio de 2019, a partir de <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.
- Nam, K., Kim, S. W., y Arize, A. C. (2006). Mean Reversion of Short-horizon Stock Returns: Asymmetry Property. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, vol. 26, núm. 2, pp. 137-163. <https://doi.org/10.1007/s11156-006-7213-0>.
- Platanakis, E. y Urquhart A. (2019). Should Investors Include Bitcoin in their Portfolios? A Portfolio Theory Approach. *The British Accounting Review*. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.100837>.
- Rogojanu, A. y Badea, L. (2015). The Issue of "true" Money in Front of the Bitcoin's Offensive. *Theoretical and Applied Economics*, vol. XXII, núm. 2603, pp. 77-90.
- Tu, Z. y Xue, C. (2018). Effect of Bifurcation on the Interaction Between Bitcoin and Litecoin. *Finance Research Letters*, (December), pp. 1-4. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.12.010>.

- Wei, W. C. (2018). The impact of Tether grants on Bitcoin. *Economics Letters*, 171, 19-22. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.07.001>
- Yermack, D. (2013). Is Bitcoin a Real Currency? An Economic Appraisal. *Elsevier*. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2004.05.032>.