
Caracterización del mercado de criptomonedas y su evolución hasta la tercera generación

Venelina Nikolova Nikolova

Grado	Doctora en Ciencias Económicas, Empresariales y Jurídicas (RD 99/11)
Departamento	Departamento de Economía y Empresa
Área	Economía Financiera y Contabilidad
Centro	Universidad de Almería
Lugar y fecha	Almería, enero de 2021



Caracterización del mercado de criptomonedas y su
evolución hasta la tercera generación

Characterization of cryptocurrency market and its
evolution through the third generation

Memoria presentada por

VENELINA NIKOLOVA NIKOLOVA

para optar al Grado de

DOCTORA EN CIENCIAS ECONÓMICAS, EMPRESARIALES Y JURÍDICAS (RD 99/11)

Dirigida por los Doctores

D. JUAN EVANGELISTA TRINIDAD SEGOVIA

D. MIGUEL ÁNGEL SÁNCHEZ GRANERO

Almería, enero de 2021

D. JUAN EVANGELISTA TRINIDAD SEGOVIA, Profesor Titular del Área de Dirección y Gestión de Empresas del Departamento de Economía y Empresa de la Universidad de Almería y D. MIGUEL ÁNGEL SÁNCHEZ GRANERO Profesor Titular del Área de Geometría y Topología del Departamento de Matemáticas de la Universidad de Almería,

CERTIFICAN: que la presente memoria “*CARACTERIZACIÓN DEL MERCADO DE CRIPTOMONEDAS Y SU EVOLUCIÓN HASTA LA TERCERA GENERACIÓN*” ha sido realizada bajo su dirección por D. Venelina Nikolova Nikolova, en el Área de Economía Financiera y Contabilidad del Departamento de Economía y Empresa de la Universidad de Almería, y constituye su tesis para optar al grado de Doctora en Ciencias Económicas, Empresariales y Jurídicas (RD 99/11).

Y para que así conste, presentan la referida tesis, firmando el presente certificado.

Almería, enero de 2021

Vº.Bº. del Director,

Vº.Bº. del Codirector,

Fdo.: Juan Evangelista Trinidad Segovia

Fdo.: Miguel Ángel Sánchez Granero

La aspirante,

Fdo.: Venelina Nikolova Nikolova

Agradecimientos

La realización de la presente tesis doctoral ha requerido de mucha dedicación y tiempo. Sin embargo, su redacción no se hubiera podido llevar a cabo sin la ayuda de las personas que se citan a continuación.

Me gustaría dedicar la presente tesis a mi familia. Primero y antes que nada, agradezco mucho su apoyo incondicional y su ayuda durante el desarrollo de este proyecto. Así mismo, quiero dar las gracias a todos mis amigos que han mostrado interés por la evolución de mi tesis.

Y por último, pero no por ello menos importante, especiales agradecimientos al director de esta tesis, *Juan Evangelista Trinidad Segovia*, por su permanente compromiso, dedicación y profesionalidad. De igual manera, doy las gracias a *Miguel Ángel Sánchez Granero*, codirector de la tesis, que al igual que el director, ha realizado un trabajo impecable. Sin la colaboración y coordinación absoluta de ambos, este proyecto no se hubiera podido llevar a cabo.

Caracterización del mercado de criptomonedas y su evolución hasta la tercera generación

Venelina Nikolova Nikolova

El creciente interés por las criptomonedas y las características peculiares de su mercado, entre las que destacan su carácter especulativo y volátil, son unas de las principales razones por las que he decidido centrar el presente trabajo en dichos criptoactivos. Otros de los motivos por los que he elegido a las criptomonedas como objeto de mi investigación, son el escaso número de publicaciones científicas al respecto y la falta de contundencia que presentan los resultados obtenidos hasta la fecha. De hecho, los primeros estudios empíricos que se realizaron sobre Bitcoin se centraban solamente en aspectos éticos, legales y de seguridad. Actualmente, a pesar de que una parte de la literatura existente sigue en la misma dirección, el número de trabajos publicados que estudian el análisis del mercado de criptomonedas desde una perspectiva económica y financiera ha aumentado.

En cuanto a los estudios empíricos realizados sobre criptomonedas, las líneas de investigación escogidas por los distintos autores son muy variadas. Algunos de los científicos han tratado de explicar la volatilidad de su mercado, una característica que llama bastante la atención de los investigadores por ser muy superior a la volatilidad de los activos financieros tradicionales. La (in)existencia de memoria y la liquidez del mercado de las criptomonedas también han sido objetos de estudio, al igual que su correlación cruzada con diversos activos financieros. Asimismo, algunos economistas se han centrado en el estudio de la (in)eficiencia del mercado y han optado por compararlo con los mercados financieros tradicionales.

En este contexto, la búsqueda de una mejor comprensión de las características de las criptomonedas me ha llevado a realizar un estudio exhaustivo de su mercado y la evolución que estas han experimentado a lo largo de los años. Adicionalmente, procedo a analizar el comportamiento dinámico de los precios de las principales criptomonedas que existen en la actualidad, con especial énfasis en la eficiencia del mercado de Bitcoin y su volatilidad.

Characterization of cryptocurrency market and its evolution through the third generation

Venelina Nikolova Nikolova

The growing interest in cryptocurrencies and the peculiar characteristics of their market, among which highlight their speculative and volatile nature, are one of the main reasons why I have decided to focus the present work in said cryptoactives. Other of the reasons why I have chosen cryptocurrencies as the object of my research, are the limited number of scientific publications on this matter and the lack of forcefulness of the results obtained until the present. In fact, the first empirical studies that were conducted on Bitcoin were focused on only ethical, legal and security aspects. Nowadays, despite the fact that part of the existing literature continues in the same direction, the number of published works, that study the analysis of the cryptocurrency market from an economic and financial perspective, has increased.

In regard to the empirical studies of cryptocurrencies carried out, the research lines chosen by the different authors are very varied. Some of the scientists have tried to explain the volatility of their market, a feature that attracts the attention of researchers a lot, because it is much higher than the volatility of traditional financial assets. The (in)existence of memory and the liquidity of the cryptocurrency market have also been objects of study, as well as the cross-correlation with different financial assets. Furthermore, some economists have preferred to focus on the study of market (in)efficiency and have chosen to compare it with traditional financial markets.

In this context, the search for better understanding of the characteristics of cryptocurrencies has led me to make an exhaustive study of their market, and the evolution they have experienced over the years. Additionally, I proceed to analyze the dynamic behavior of the prices of the main cryptocurrencies that exist today, with special emphasis on the efficiency of the Bitcoin market and its volatility.

Índice general

1. Introducción	5
1.1. Objeto y justificación de la investigación.	6
1.2. Hipótesis.	10
1.3. Objetivos.	11
1.4. Estructura de la tesis.	12
2. La historia del dinero	13
2.1. El dinero en el pasado.	14
2.2. El dinero fiduciario.	15
2.3. El dinero digital.	15
2.4. Los nuevos métodos de pago.	17
3. Las criptomonedas y su evolución	21
3.1. Las monedas digitales	22
3.2. Las criptomonedas	23
3.3. Las tres generaciones de criptomonedas.	27
3.3.1. La primera generación de criptomonedas.	27
3.3.2. La segunda generación de criptomonedas.	32
3.3.3. La tercera generación de criptomonedas.	34

3.4.	La tecnología Blockchain.	38
3.4.1.	Descripción de Blockchain.	38
3.4.2.	El funcionamiento de Blockchain.	38
3.4.3.	La aplicación de Blockchain.	41
4.	El mercado de criptomonedas	45
4.1.	Las inversiones en criptomonedas.	46
4.1.1.	Los tokens.	47
4.1.2.	Las Ofertas Iniciales de Monedas (ICOs).	48
4.1.3.	Las DAICOs.	49
4.1.4.	Los contratos de futuros de Bitcoin.	50
4.2.	La capitalización del mercado de criptomonedas.	53
4.3.	Las plataformas de intercambio.	63
4.3.1.	Las plataformas de intercambio más conocidas del mercado.	64
4.3.2.	Las plataformas de intercambio en Europa.	65
4.3.3.	Las plataformas de intercambio en España.	66
4.4.	Las plataformas de información.	72
4.5.	Las plataformas de préstamos de criptomonedas.	74
4.6.	Los monederos electrónicos.	74
4.7.	Los cajeros de criptomonedas.	76
4.7.1.	Los cajeros de criptomonedas en el mundo.	76
4.7.2.	Los cajeros de criptomonedas en España.	76
4.8.	Las criptomonedas como medio de pago.	77
4.8.1.	Los pagos virtuales.	78
4.8.2.	Los pagos físicos.	78

4.9. La regulación de los criptoactivos.	79
4.9.1. La regulación de los criptoactivos.	79
4.9.2. Naturaleza y tributación de los criptoactivos	82
5. Análisis de la eficiencia y la volatilidad del mercado de criptomonedas	87
5.1. La Hipótesis del Mercado Eficiente.	88
5.2. El exponente de Hurst.	93
5.2.1. Aplicación del exponente de Hurst.	93
5.2.2. Cálculo del Exponente de Hurst.	94
5.2.3. Cálculo de los algoritmos FD.	96
5.3. Estudio de la (in)eficiencia de Bitcoin.	101
5.3.1. (In)eficiencia del mercado de criptomonedas: revisión de la literatura.	102
5.3.2. Explorando el exponente de autosimilaridad en las series BTC-USD.	107
5.4. Estudio de la volatilidad de las criptomonedas.	116
5.4.1. Los clústeres de volatilidad.	116
5.4.2. Las series de volatilidad	118
5.4.3. La volatilidad en las criptomonedas: revisión de la literatura	121
5.4.4. Cálculo de la probabilidad de clústeres de volatilidad de un tamaño dado	123
5.4.5. Clústeres de volatilidad en criptomonedas	132
6. Conclusiones	137
Bibliografía	143

Capítulo 1

Introducción

1.1. Objeto y justificación de la investigación.

Internet es, sin duda, una de las revoluciones más significativas en la historia de la humanidad. Desde su llegada, las tecnologías de información y comunicación (TICs) están cambiando constantemente nuestros hábitos y entorno. En lo que respecta al ámbito de las finanzas, la nueva industria financiera, denominada *Financial Technology (Fintech)*, está transformando por completo el sector financiero.

En este nuevo entorno nacieron las criptomonedas. Desde la introducción de Bitcoin en el año 2008, son cada vez más las monedas criptográficas que aparecen en el mercado, siendo, en la actualidad 7.434 criptomonedas, con una capitalización de mercado superior a 355 billones de dólares de acuerdo con los datos que se muestran en el sitio web CoinMarketCap¹. El crecimiento exponencial del mercado de las criptomonedas y su capitalización, junto con su alta volatilidad y sus peculiares e innovadoras características, desde un punto de vista tecnológico, han conseguido captar la atención de inversores, especuladores, economistas, investigadores académicos y medios de comunicación a nivel mundial.

En comparación con los mercados financieros tradicionales, el mercado de criptomonedas es muy joven y, debido a ello, hay relativamente pocas investigaciones sobre sus características, y todas ellas son bastante recientes. Las primeras publicaciones científicas que abordaban el estudio del precio de las criptomonedas se centraron en la búsqueda de información sobre Bitcoin en Google, a través de Google Trends y Wikipedia, demostrando que existe una relación causal entre sus fluctuaciones y las consultas realizadas (Kristoufek y Vosvrda 2013) [100]. Los investigadores, tras haber detectado muchas similitudes entre el comportamiento de estos cryptoactivos y los activos financieros de los mercados tradicionales, en el año 2015 comenzaron a aplicar en sus estudios los métodos más usados en finanzas. Uno de ellos es la Hipótesis del Mercado Eficiente (EMH), que ha sido analizada en el mercado de las criptomonedas desde el año 2015, centrándose la mayoría de los investigadores en la eficiencia débil a través de diferentes enfoques.

El mercado de las criptomonedas sigue siendo muy pequeño en comparación con los mercados financieros tradicionales y, debido a ello, hay pocos estudios de investigación relevantes en la literatura. A continuación, se comentan las metodologías, así como los resultados aportados,

¹Consulta realizada en el sitio web <https://coinmarketcap.com/all/views/all/> el 17 de octubre de 2020.

de los artículos científicos más relevantes.

Inicialmente, Bartos (2015) [23] concentró sus esfuerzos en encontrar alguna evidencia de eficiencia en el mercado de Bitcoin y, decidió estudiar el comportamiento de sus precios mediante un análisis empírico. De acuerdo con los resultados de su estudio, el mercado de las criptomonedas sigue la Hipótesis del Mercado Eficiente y reacciona de inmediato a la información anunciada públicamente. Él descubrió que los eventos afectan a los precios de estas monedas digitales, concluyendo que los factores de demanda y oferta tienen un impacto crucial sobre ellos. Coincidiendo con Bartos, Nadarajah y Chu (2017) [127], después de aplicar ocho análisis diferentes, anunciaron que el mercado de Bitcoin es eficiente. Tiwari, Jana, Das y Roubaud (2018) [158] también opinan que el mercado de Bitcoin es eficiente, con algunas excepciones para los períodos abril-agosto 2013 y agosto-noviembre 2016.

Por otro lado, Urquhart (2016) [165] investigó la eficiencia del mercado de Bitcoin desde el 1 de agosto de 2010 hasta el 31 de julio de 2016, utilizando cinco análisis diferentes para el estudio de los retornos de Bitcoin y, concluyó que el mercado presenta una fuerte ineficiencia pero se vuelve más eficiente con el tiempo, lo que supone que en el futuro será aleatorio. Esta teoría fue respaldada por Kurihara y Fukushima (2017) [102], quienes optaron por realizar un análisis empírico del mercado de Bitcoin, verificando su eficiencia y buscando una posible existencia de anomalías en los precios semanales.

En el año 2018, Caporale, Gil-Alana y Plastun (2018) [37] examinaron el grado de persistencia de Bitcoin, Litecoin, Ripple y Dash, y en su opinión, su mercado exhibe persistencia y, por lo tanto, hay evidencia de ineficiencia. Ellos también están convencidos de que el mercado de criptomonedas es ineficiente, pero lo es cada vez menos, especialmente en el caso del mercado de Litecoin, donde el exponente de Hurst disminuye de forma considerable. Kristoufek (2018) [99] también estudió la eficiencia del mercado de Bitcoin, con respecto al dólar estadounidense y el yuan chino, así como su evolución en el tiempo. Según el autor, el mercado de Bitcoin es ineficiente entre 2010 y 2017, con algunas excepciones relacionadas con la existencia de burbujas en los precios.

Por su parte, Bariviera, Basgall, Hasperué y Naiouf (2017) [21] compararon Bitcoin con la dinámica del dinero fiat y se centraron en el análisis de los retornos en diferentes escalas de tiempo. Los autores usaron el exponente de Hurst para comparar la dinámica de Bitcoin

con la dinámica de monedas estándar y detectaron evidencia de volatilidad persistente y la presencia de memoria a largo plazo en series temporales del año 2011 al año 2017, hechos que justifican la aplicación de modelos tipo GARCH a los precios de Bitcoin. Los resultados de su investigación muestran que el mercado de Bitcoin es más eficiente a partir del 2014 y, además, su comportamiento en diferentes escalas de tiempo es de similar naturaleza.

Poco después, Bariviera (2017) [20] publicó otro trabajo, según el cual los retornos diarios exhiben persistencia desde 2011 hasta 2014, y después, el mercado se vuelve más eficiente, mientras que la volatilidad de los precios presenta memoria a largo plazo durante todo el período.

Asimismo, Alvarez-Ramírez, Rodríguez e Ibarra-Valdez (2018) [3] estudiaron la presencia de las correlaciones de largo alcance y la eficiencia del mercado de Bitcoin para el período comprendido entre el 30 de junio de 2013 y el 3 de junio de 2017, y obtuvieron resultados muy similares a los de Bariviera (2017) [20]. Recientemente, Jiang, Nie y Ruan (2018) [89] también concluyeron que existe memoria a largo plazo en el mercado de Bitcoin y un alto grado de ineficiencia que no se vuelve más eficiente con el tiempo. Asimismo, Cheah, Mishra, Parhi y Zhang (2018) [43] propusieron un nuevo mecanismo para comprender la interdependencia dinámica de los precios de Bitcoin en un contexto de mercado cruzado y, también encontraron memoria a largo plazo e ineficiencia informacional.

A comienzos del año 2018, Demir, Gozgor, Lau y Vigne (2018) [59] publicaron un artículo en el cual concluyeron que los retornos del precio de Bitcoin están asociados de forma negativa al índice de incertidumbre de política económica (EPU), aunque el efecto es positivo y significativo en los cuantiles inferiores y superiores. Por otro lado, Brauneis y Mestel, vincularon la eficiencia al grado de liquidez de las mismas desde el 31 de agosto de 2015 hasta el 30 de noviembre de 2017, concluyendo que el mercado de las criptomonedas se vuelve menos ineficiente, a medida que aumenta la liquidez.

Por su parte, Khuntia y Pattanayak (2018) [96] evaluaron la Hipótesis del Mercado Adaptativo (AMH) y la evolución de la predictibilidad de los retornos en el mercado de Bitcoin y, según ellos, la eficiencia de este mercado evoluciona con el tiempo y algunos eventos cruciales coinciden con episodios de eficiencia/ineficiencia, por lo tanto, la organización de eventos y el sesgo conductual pueden cambiar el grado de eficiencia. Asimismo, Vidal-Tomás e Ibáñez

(2018) [168] evaluaron la hipótesis de la eficiencia semi-fuerte de Bitcoin en los mercados de Bitstamp y Mt.Gox y observaron que, con el tiempo, el mercado de las criptomonedas se había vuelto más eficiente, respecto a sus propios eventos, aunque según sus conclusiones, este no se ve afectado por las noticias de política monetaria.

Mientras algunos de los autores analizaron la eficiencia del mercado de Bitcoin mediante la aplicación de diferentes enfoques, incluido el exponente de Hurst, otros se centraron en investigar su volatilidad utilizando distintos métodos. Por ejemplo, Letra (2016) [103] aplicó el modelo GARCH a los datos diarios de Bitcoin; Bouoiyour y Selmi (2016) [32] utilizaron múltiples extensiones de modelos GARCH para estimar la dinámica de precios de Bitcoin; Bouri, Azzi y Dyhberg (2017) [33] estudiaron la relación entre los cambios de volatilidad y los retornos de precios de Bitcoin basados en un modelo GARCH asimétrico; Balcilar, Bouri, Gupta y Roubaud (2017) [13] analizaron la relación entre el volumen de negociación de Bitcoin y sus retornos y volatilidad empleando, en contraste, una prueba no paramétrica de causalidad en cuantiles; y Baur, Hong y Lee (2018b) [24] examinaron las propiedades estadísticas de Bitcoin y sus relaciones con las clases de activos tradicionales.

Durante el mismo año, Phillip, Chan y Peiris (2018) [139] detectaron evidencia de ligeros efectos de apalancamiento, agrupamiento de volatilidad y curtosis variada. Además, Zhang, Wang, Li y Shen (2018) [172] analizaron las ocho principales criptomonedas que representan casi el 70 % de capitalización del mercado de criptomonedas y señalaron que los retornos de las criptomonedas exhiben efectos de apalancamiento y una fuerte agrupación de volatilidad.

Más tarde, en 2019, Kancs, Rajcaniova y Ciaian (2019) [92], basados en el modelo GARCH, estimaron factores que afectan al precio de Bitcoin. Para ello, utilizaron datos por hora para el período comprendido entre 2013 y 2018. Los autores concluyeron que los períodos de alta volatilidad siguen a períodos de alta volatilidad, y los períodos de baja volatilidad siguen a períodos de baja volatilidad, de modo que, dentro de la serie, los grandes retornos siguen a los grandes retornos y los pequeños retornos siguen a los pequeños retornos. Todos estos hechos indican evidencia de clústeres de volatilidad y, por lo tanto, que el residuo es condicionalmente heterocedástico.

1.2. Hipótesis.

Algunos investigadores consideran la Hipótesis del Mercado Eficiente (EMH) la piedra angular de las finanzas modernas, ya que ha sido un pilar fundamental para los estudios científicos sobre los mercados financieros tradicionales durante los últimos cincuenta años. Dicha hipótesis se considera una de las principales suposiciones en finanzas y, debido a ello, los distintos mercados financieros funcionan sobre su base. Cabe destacar que existe una amplia literatura sobre esta hipótesis, y son muchos los investigadores que la aplican en sus distintos estudios.

La Hipótesis del Mercado Eficiente fue desarrollada por Cootner (1964) [55] y Samuelson (1965) [144]. Por su parte, Fama (1965) [70] clasificó la eficiencia del mercado en tres categorías: eficiencia débil, cuando los precios del mercado reflejan toda la información contenida en las anteriores series de precios; eficiencia semi-fuerte, cuando los precios reflejan toda la información pública; y eficiencia fuerte. De modo que, esta última forma se convierte en el escenario más restrictivo, porque considera que los precios reflejan toda la información, tanto pública como privada.

En lo que se refiere a la aplicación de la Hipótesis del Mercado Eficiente al estudio del comportamiento del mercado de las criptomonedas, su carácter descentralizado favorece la sensibilidad de su mercado a noticias y rumores sobre el sector. Prueba de ello es la relación causal existente entre las consultas realizadas en Internet y las fluctuaciones de los precios. Otro factor a considerar es su elevada demanda en los países de desarrollo, lo que indica que existe una relación directa entre la estabilidad de la economía de un país y las preferencias de inversión de sus habitantes.

Estas observaciones, junto con otras, provenientes de los estudios científicos realizados hasta la fecha, son motivos de pensar que el mercado de criptomonedas es eficiente. Sin embargo, esta teoría sería inconsistente con la existencia de memoria, ya que, según la Hipótesis del Mercado Eficiente, los precios siguen una caminata aleatoria. De modo que, el punto de partida del presente proyecto de investigación debe ser estudiar si existe o no memoria en el mercado de criptomonedas. En caso de no encontrar indicio alguno de memoria, estaríamos ante un mercado eficiente.

Por otro lado, dado que una de las características más destacables de las criptomonedas es la alta volatilidad de sus tipos de cambio, resulta interesante realizar una investigación al respecto, de modo que obtengamos más información relativa a su comportamiento y compararlo con algunos de los principales activos financieros tradicionales.

1.3. Objetivos.

El principal objetivo de este proyecto de investigación es proporcionar más claridad sobre el mercado de las criptomonedas y contribuir a la literatura sobre dichos cryptoactivos, realizando un estudio exhaustivo del comportamiento de su mercado desde sus comienzos hasta la actualidad y, aportando a la literatura financiera los resultados de las investigaciones científicas llevadas a cabo. Asimismo, se ha considerado necesario identificar y estudiar la relación existente entre el mercado de criptomonedas y los mercados financieros tradicionales. Concretamente, se distinguen dos líneas de investigación.

La primera está enfocada en el análisis de la existencia de eficiencia del mercado continuo de Bitcoin (BTC), mediante la previa comprobación de presencia de memoria en el mercado. Por ello, se analiza dinámicamente la evolución del exponente de Hurst en los retornos diarios de BTC-USD, usando el método FD4 en una ventana deslizante de 512 días con datos superpuestos, y además, se define el indicador de memoria mediante la diferencia entre el exponente de auto-similaridad de las series de precios BTC-USD y el índice de auto-similaridad de sus series aleatorias.

En lo que se refiere a la segunda línea de investigación, se proporciona un nuevo método para el cálculo de la probabilidad de los clústeres de volatilidad de una serie utilizando el exponente de Hurst de su serie de volatilidad asociada. Este enfoque, que generaliza los modelos (G)ARCH, se prueba para una clase de procesos generados artificialmente con clústeres de volatilidad de un tamaño determinado. Además, establece un criterio explícito para determinar computacionalmente si existen grupos de volatilidad de tamaño fijo, criterio que está en consonancia con el comportamiento del exponente de Hurst de la serie de volatilidad correspondiente.

1.4. Estructura de la tesis.

La presente tesis está dividida en siete capítulos, cada uno de los cuales está compuesto por múltiples secciones. El primero de los capítulos es el presente, relativo a la introducción de la tesis y está compuesto por cuatro secciones denominadas: “*Objeto y justificación de la investigación*”, “*Hipótesis*”, “*Objetivos*” y “*Estructura de la tesis*”. El segundo capítulo narra la historia del dinero a lo largo del tiempo, el tercero trata sobre la evolución de las criptomonedas hasta la fecha y pone de manifiesto sus aspectos más importantes, mientras que en el siguiente capítulo se estudia de forma detallada su mercado. El quinto capítulo recoge el estudio de la (in)eficiencia del mercado de Bitcoin y el análisis de la probabilidad de clústeres de volatilidad en los precios de las criptomonedas, siendo estos dos unos de los principales objetivos de la investigación llevada a cabo. En el último capítulo de las tesis se muestran las conclusiones extraídas de los análisis realizados y, a continuación, se recoge la bibliografía utilizada para la elaboración de la tesis.

Capítulo 2

La historia del dinero

En primer lugar, se facilita una breve reseña del pasado del dinero, pues los cambios que ha sufrido a lo largo del tiempo son muchos y de distinta índole y se considera que su evolución merece una especial atención.

2.1. El dinero en el pasado.

Durante las distintas épocas se han ido utilizando diferentes alternativas para llevar a cabo la adquisición de bienes y servicios. Al parecer en el año 2200 a.C. ya se realizaban pagos, con el denominado “*dinero de consumo*”, mediante objetos de valor intrínseco, como las semillas y el ganado. Las primeras civilizaciones practicaban el trueque, siendo esta la forma más elemental y rudimentaria para llevar a cabo intercambios entre vecinos y amigos. Con el avance de la sociedad, se comenzaron a usar artículos de reconocido valor, como por ejemplo, los metales preciosos, cuyo valor era marcado por su escasez, y la sal, durante la época de los romanos. Los inconvenientes de estos medios de pago, sobre todo, la necesidad de transporte y el tiempo empleado en el mismo, llevaron a la sociedad hacia la búsqueda de otras alternativas, más rápidas y seguras.

De modo que, en el siglo VII a.C. aparecieron las monedas acuñadas, un medio de pago durable y fácilmente transportable, cuya emisión, además, era controlada. Estas tenían un valor facial y eran divisibles en unidades homogéneas. El sistema monetario se basaba en el *patrón oro*, fijando un valor de la unidad monetaria en términos de una cantidad de oro determinada. Las primeras monedas se acuñaron en Lidia (actualmente Turquía) y estaban compuestas por una mezcla de oro y plata. Además, con el fin de garantizar su autenticidad, cada moneda llevaba una marca oficial.

En el siglo VII d.C. hubo importantes cambios en la economía de China, provocados por la llegada del *papel moneda*, aunque su uso no se consideró un método de pago oficial hasta el siglo IX d.C. Los primeros billetes eran de piel de ciervo, su forma era cuadrada y sus bordes de colores. Esta nueva forma de pago, que consistía en una promesa de entrega de una cantidad de metal precioso y se basaba en la confianza, sustituyó a las monedas acuñadas, de modo que mejoró las relaciones comerciales en el país. Sin embargo, su entrada en nuestro continente tuvo lugar mucho más tarde, en el siglo XIV d.C., en Italia, extendiéndose posteriormente al

resto de Europa. La portabilidad y la posibilidad de transferir grandes cantidades de dinero fueron las principales ventajas de este método de pago.

2.2. El dinero fiduciario.

En la actualidad, las economías se basan en el dinero fiduciario. Este tipo de dinero comprende las monedas de curso legal, emitidas por autoridades centrales. El dinero fiduciario, a diferencia de los anteriores métodos de pago expuestos, no es canjeable por productos básicos, sino se basa en la confianza en la autoridad central que lo emite, siendo la confianza un elemento primordial de todo sistema de dinero (Banco Central Europeo 2012) [15].

A diferencia del oro y del resto de mercancías utilizadas como medio de pago, el dinero fiduciario no es convertible en ningún otro activo. No obstante, la introducción de este tipo de moneda supuso una mejora en el funcionamiento de la economía. Una de sus principales ventajas es que permite una mayor flexibilidad de los gobiernos frente a la variación de las necesidades monetarias, ya que el aumento de la demanda de liquidez se puede resolver con un incremento en la cantidad de dinero emitido, no existiendo limitaciones como, por ejemplo, en el caso del oro (McLeay, Radia y Thomas 2015) [119].

2.3. El dinero digital.

El *dinero digital* comprende cualquier medio de pago o valor, almacenado en un soporte electrónico, mediante el cual se pueden realizar transacciones. De modo que, el dinero transferido de una cuenta bancaria a otra se considera dinero digital, al igual que los pagos con tarjeta de crédito o débito, u otros métodos de pago o de intercambio electrónicos, dado que no existe un intercambio físico de billetes o monedas. Conforme a lo establecido en la Directiva 2009/110/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 16 de septiembre de 2009 sobre el acceso a la actividad de las entidades de dinero electrónico y su ejercicio, así como sobre la supervisión prudencial de dichas entidades, el dinero electrónico es *“todo valor monetario almacenado por medios electrónicos o magnéticos que representa un crédito sobre el emisor, se emite al recibo de fondos con el propósito de efectuar operaciones de pago, según se definen en el artículo 4, punto 5, de la Directiva 2007/64/CE, y que es aceptado por una persona*

física o jurídica distinta del emisor de dinero electrónico” [163].

A principios del siglo XX surgieron las tarjetas bancarias, un medio de pago innovador que requería de la implementación de nuevas tecnologías, posicionándose las compañías Visa y MasterCard como líderes en el mercado. Desde entonces, el uso de dinero en efectivo en intercambios está disminuyendo, mientras que los depósitos en los bancos, tanto de dinero como de oro, en muchas ocasiones son tan solo unos apuntes contables en los balances de las entidades financieras.

Por otro lado, existen las denominadas “*monedas complementarias*”. En Suiza, por ejemplo, en el año 1934, se creó la moneda complementaria WIR, que es una herramienta clave para la estabilidad económica del país. Es una moneda totalmente virtual que se usa para realizar transacciones a través de una cuenta bancaria y una tarjeta de crédito (Chuen y Deng 2018) [48] y se utiliza por el 25 % de los negocios en Suiza.

En este contexto, cabe destacar que, de acuerdo con el reciente estudio de The Money Project “*Comparing the world’s money & markets*”, el valor total del dinero en el mundo asciende a 95,7 trillones de dólares estadounidense, representando el dinero en efectivo tan solo el 7 % del dinero en circulación a nivel mundial (Desjardins 2017) [60].

Hoy en día, los teléfonos móviles juegan un papel fundamental en las finanzas. Más del 96 % de la población adulta dispone de, al menos, un dispositivo móvil, siendo smartphones el 55 % de los teléfonos móviles (Chuen y Deng 2018) [48]. Conscientes de ello, los bancos, las empresas Fintech¹ y las compañías de telecomunicaciones ofrecen, cada vez más servicios y productos financieros, a través de estos canales. Algunas de las principales ventajas de este tipo de iniciativas son el fácil acceso a los dispositivos móviles por parte de la población, los bajos costes tanto para sus usuarios como para las propias compañías, y la magnitud de estos mercados aún poco explorados, mientras que entre sus desventajas destacan la brecha digital y los constantes ataques cibernéticos.

Sea cual sea la forma del dinero, sus principales funciones son: medio de intercambio, depósito de valores y unidad numérica para la medición de valores y costes de bienes y servicios. Con el tiempo, esta herramienta ha ido evolucionando para adaptarse a los cambios marcados por la sociedad, que en los últimos años sin duda han sido marcados por el desarrollo

¹Empresas que aplican la tecnología para mejorar las actividades financieras.

de la tecnología y el acceso a Internet.

2.4. Los nuevos métodos de pago.

Es evidente que a lo largo de los años, las preferencias y el comportamiento de los consumidores se han visto afectados por la tecnología. Internet, y sobre todo, el ecommerce y la conexión móvil han fomentado el acceso de la población a las finanzas y, en consecuencia, han aparecido nuevos ecosistemas. Además, muchos nuevos modelos de negocios han sido impulsados por Fintechs. Hace tan solo diez años, gran parte de los servicios y productos, de los que cualquier consumidor puede disfrutar a través de su teléfono móvil o Internet en cualquier parte del mundo en la actualidad, no eran accesibles ni para las compañías más grandes. Hoy en día, un usuario de smartphone tiene *“más poder de computadora que toda la NASA en 1969, cuando colocó a dos astronautas en la Luna”* (Kaku 2011, citado en Chuen y Deng 2018) [48].

Con la llegada de Internet, a finales del siglo XX, la innovación ha aumentado de forma considerable y los métodos de pagos han sufrido una enorme evolución. Son muchas las nuevas formas de pago, siendo las más innovadoras y más destacadas: el pago con dispositivo móvil, a través de la tarjeta SIM o aplicaciones (p. ej. Bizum); el pago contactless, mediante smartphones con tecnología NFC (p. ej., Google Pay); el pago con wearables (p. ej. pulseras); y el pago con monedas digitales. En la actualidad, debido a la pandemia de Covid-19 que estamos sufriendo, con el fin de evitar contagios, se está fomentando el uso de este tipo de transacciones.

Así mismo, el ecommerce está en auge y su crecimiento conlleva el aumento de los pagos digitales. Con la aparición del comercio electrónico, a principios de este siglo existían muchas formas de pago y pocas alternativas de cobro, momento en el que surgieron las plataformas PayPal y Square, ofreciendo a los usuarios sistemas simples y rápidos para efectuar pagos. Actualmente PayPal es una de las formas de pago más usadas, con millones de usuarios y cuota de mercado superior al 20 %.

Los bancos tradicionales, por su parte, están ampliando constantemente su oferta de servicios a través de Internet y aplicaciones móviles. De hecho, algunas entidades financieras, como

ING Direct, OpenBank y WeBank, están totalmente adaptada a la era digital y orientadas a los internautas, y operan solo en línea.

Estos innovadores modelos de pago incrementan la velocidad de las transacciones monetarias, al mismo tiempo que reducen los costes, de modo que ayudan a la expansión económica, independientemente del grado de desarrollo de la región de aplicación. De hecho, en cuanto al pago con dispositivo móvil a través de la tarjeta SIM, existen múltiples casos de éxito en regiones o países emergentes, donde la población es no bancarizada e incluso, no tiene acceso a teléfonos inteligentes. Unas de estas soluciones tecnológicas son las plataformas tecnológicas M-Pesa en Kenia², bKash en Bangladés³ y Coins TH en Filipinas⁴.

Todas estas nuevas soluciones han reducido notablemente el dinero en circulación, lo que nos conduce hacia un sistema financiero con, cada vez menos, dinero en efectivo. Las innovaciones tecnológicas están cambiando por completo nuestra percepción del sector financiero. A medida que aumenta el acceso a Internet y la economía se vuelve más digital, el número de usuarios que prefiere utilizar nuevos métodos de pago asciende.

Las nuevas tecnologías y la innovación están transformando de forma radical a la eco-

²En el año 2007, Safaricom, en colaboración con el Banco Comercial de África, lanzó M-Pesa en Kenia, un modelo de pago innovador para un nicho de mercado de difícil acceso. El sistema está basado en la mensajería SMS, por lo que está disponible en todo tipo de teléfonos móviles y no requiere de conexión a Internet. Con la implantación de dicha plataforma, los usuarios podían utilizar la tarjeta SIM de su teléfono móvil como una billetera virtual, para almacenar dinero y usarlo, posteriormente, para realizar transferencias entre particulares en tiempo real, pagar facturas, pagar en comercios, retirar efectivo y, además, acceder a cada vez más servicios financieros de diversos acreedores, como créditos, inversiones y seguros. Con el tiempo, este ecosistema se amplió para pagos de remesas, nóminas y servicios públicos. Cabe resaltar que los usuarios de M-Pesa no necesitan disponer de una cuenta bancaria, pues sus ahorros están guardados en cuentas virtuales, custodiadas por el banco. De este modo se cubrieron las necesidades de un país, en el cual tan solo el 10 % de su población tenía cuenta bancaria y el 75 % de la población vivía en áreas rurales, donde no hay bancos ni cajeros automáticos. Sin duda, su implantación ha sido un éxito, los 7 millones de usuarios registrados son prueba de ello. El 68 % de los keniatas utiliza este método de pago de forma habitual, lo que se traduce en el 25 % del PIB del país (Chuen y Deng 2018) [48]. Esta forma de pago también resulta de gran utilidad para los pequeños comercios en la zona. La plataforma ha aumentado la eficiencia de las transacciones financiera, lo que, a su vez, ha conseguido reducir los costes derivados de las mismas y en general, los costes generados por los servicios financieros en el país. Además, se ha observado un aumento en los ahorros de los usuarios.

³Gracias a la tecnología de bKash, una subsidiaria del Banco BRAC de Bangladés, el 98 % de la población que dispone de teléfono móvil en el país, puede pagar y hacer transferencias, recibir salarios y préstamos, o retirar dinero en efectivo en alguno de los 90.000 puntos de la red. Lanzado en el año 2011, en tan solo 2,5 años, el proyecto había conseguido más de 11 millones de usuarios.

⁴Coins TH fue lanzado en 2014 por Coins.ph, una empresa filipina de remesas que, al igual que las anteriores, promueve la inclusión financiera en el país. La compañía permite a sus usuarios realizar transacciones monetarias sin necesidad de disponer de cuentas bancaria, basándose en la tecnología Blockchain. Del mismo modo que M-Pesa, Coins.ph dispone de muchos pequeños comercios (más de 250.000) y personas como agentes móviles o cajeros locales. Pero en el caso de Filipinas, los usuarios se transfieren criptomonedas, a través de smartphones y, posteriormente pueden obtener dinero fiduciario en alguno de los puntos cercanos.

nomía, las compañías y la sociedad, y, en general, a todo nuestro entorno. El sector financiero se reinventa, creando y ofreciendo nuevos productos constantemente, ya que a medida que aparecen nuevas soluciones tecnológicas, las necesidades y los hábitos de los usuarios cambian y, en consecuencia, las características de los productos ofrecidos por las entidades y las empresas también sufren variaciones para poder adaptarse a la demanda.

Capítulo 3

Las criptomonedas y su evolución

3.1. Las monedas digitales

Desde la llegada de Facebook, MySpace y Wikipedia, las comunidades virtuales han tenido un gran impacto en la sociedad, ya que permiten a sus usuarios interactuar entre sí y compartir intereses y todo tipo de información. Algunas de esas plataformas han creado sus propias monedas digitales, no reguladas, que se usan como un medio de intercambio dentro de las mismas.

En un informe emitido sobre las criptomonedas en el año 2012 [15], el Banco Central Europeo (BCE) define la moneda virtual como *“un tipo de dinero digital no regulado, que es emitido y generalmente controlado por sus desarrolladores, y utilizado y aceptado entre los miembros de una comunidad virtual específica”*, especificando que en un futuro esta descripción podría variar, si sus principales características cambian. Según el informe del BCE, los esquemas de monedas virtuales se puede clasificar como un tipo de dinero electrónico específico, haciendo una distinción clara entre ambos, ya que estos esquemas no cumplen todos los criterios necesarios para ser consideradas dinero electrónico.

En la misma línea, la Autoridad Bancaria Europea (ABE), en su dictamen *“EBA Opinion on ‘virtual currencies’”* (2014) [5] describe la moneda virtual como *“una representación digital de valor no emitida por un banco central ni por una autoridad pública, ni necesariamente asociada a una moneda fiduciaria, pero aceptada por personas físicas o jurídicas como medio de pago y que puede transferirse, almacenarse o negociarse por medios electrónicos”*.

Cabe destacar que, el 2 de octubre de 2020, el Banco Central Europeo publicó el informe *“Report on a digital euro”* [14], relativo a la posible emisión de un euro digital, elaborado por el Grupo de Trabajo de Alto Nivel sobre Dinero Digital de Banco Central y aprobado por el Consejo de Gobierno. Se trata de la introducción de una moneda digital que sería un complemento del efectivo emitido por el Eurosistema. Al respecto, el 12 de octubre ha comenzado una consulta pública y una fase de experimentación.

De la misma manera, muchos países y ciudades ya están emprendiendo proyectos de lanzamiento de sus propias divisas digitales, mientras que otros están considerando la posibilidad de su introducción en un futuro y valorando las posibles consecuencias.

A nivel internacional, el Banco de Inglaterra ya ha mostrado interés por la emisión de una

moneda criptográfica nacional. Suecia es uno de los países pioneros, pues según información de su banco central, está trabajando sobre el desarrollo de *E-Krona*, una moneda digital nacional, desde el mes de noviembre de 2016. Suiza, siguiendo el camino de Suecia, anunció previamente el análisis de la creación de *E-Frank*, una moneda digital respaldada por el franco suizo. En general, el país destaca por ser bastante amigable con las criptodivisas y las Ofertas Iniciales de Monedas (ICOs). Asimismo, en febrero de 2018, Venezuela lanzó su moneda virtual nacional *Petro*, respaldada por el petróleo. China, a pesar de las prohibiciones existentes en el país, respecto a las criptomonedas y las ICOs, lleva tiempo trabajando sobre un proyecto de emisión de una moneda digital estatal. Las Islas Marshall también tienen planes para emitir su propia moneda virtual, denominada *Sovereign*, cuyo valor coincidirá con el del dólar estadounidense.

Asimismo, a principios de 2019, Arabia Saudita y Emiratos Árabes Unidos anunciaron un acuerdo de cooperación para el lanzamiento de la moneda virtual *Aber*, que será utilizada como una herramienta para llevar a cabo transacciones entre bancos. El gobierno de Irán sigue sus pasos y estudia la emisión de una divisa digital nacional denominada *PayMon*, que será respaldada en el oro. Rusia, a pesar de tener una política regulatoria de criptomonedas muy estricta, está estudiando la posibilidad de crear una moneda virtual nacional, tal y como confirmó Serguéi Gláziev, asesor de Vladimir Putin, a finales de 2017.

En cuanto a la implementación de moneda digitales locales, un ejemplo de ello, es el caso de Calgary (Canadá). A finales de 2018, la ciudad lanzó su propia moneda criptográfica, denominada *Dólar Calgary*, con el fin de apoyar al comercio local y mantener los fondos de inversión dentro de la ciudad. En 2017, el gobierno de Dubái hizo una propuesta que consistía en la creación de *EmCash*, una moneda virtual oficial que sería considerada divisa de curso legal. Nápoles (Italia) también tiene previsto lanzar una moneda digital propia como parte de su plan estratégico para la aceleración de su autonomía.

3.2. Las criptomonedas

Las criptomonedas son una clase especial de monedas virtuales, empleadas, principalmente, como medio de pago y como depósito de valor. Estas monedas digitales, exhiben unas

características específicas muy diferentes a las de los activos financieros estándares. Dado el crecimiento del mercado de las criptomonedas en los últimos años, en el presente capítulo procederemos a estudiar de forma detallada su mercado desde un punto de vista económico-financiero.

En cuanto a la descripción de las criptomonedas, no existe una definición común. Teniendo en cuenta la definición del dinero electrónico proporcionada en la *Directiva de dinero electrónico (2009/110/CE)* [163], las criptomonedas no cumplen completamente las funciones de dinero electrónico. Además, en los sistemas de criptomonedas no se puede garantizar el cumplimiento de la siguiente condición exigida para el dinero electrónico en el art. 11.1 de dicha directiva: *“Los Estados miembros velarán por que los emisores de dinero electrónico emitan dinero electrónico por su valor nominal al recibo de los fondos”*.

En un estudio publicado en febrero de 2015 [16], el Banco Central Europeo aclara que a pesar de que las criptomonedas se denominan *“monedas virtuales”*, desde un punto de vista legal, no se consideran dinero o monedas. El supervisor profundiza en la definición de las criptomonedas, considerándolas *“una representación digital del valor, no emitida por un banco central, una institución de crédito o una institución de dinero electrónico, que en algunas circunstancias puede utilizarse como una alternativa al dinero”*.

En 2019, el Banco Central Europeo emite un tercer informe al respecto, en el cual se refiere a las criptomonedas como *criptoactivos* o *activos criptográficos* [17]. En el documento se señala que un activo criptográfico *“no representa un reclamo financiero ni una responsabilidad financiera de ninguna persona física o jurídica, y no incorpora un derecho de propiedad contra una entidad”*. Asimismo, en dicho informe se establece que *“los criptoactivos no cumplen las funciones del dinero, y tampoco implican un impacto tangible en la economía real ni tienen implicaciones significativas para la política monetaria”*. En dicho informe el BCE advierte que *“la alta volatilidad de los precios de los criptoactivos, la ausencia de respaldo del banco central y la limitada aceptación entre los comerciantes impiden que los criptoactivos se utilicen actualmente como sustitutos del efectivo y los depósitos, y dificultan el cumplimiento de las características de un activo monetario en el futuro cercano”*.

El nombre de las criptomonedas proviene de la criptografía, una rama de las matemáticas con la que se crean cifrados de alto nivel de seguridad, de modo que, convierten los mensajes

en ininteligibles para receptores no autorizados. Se trata de una solución tecnológica que, mediante técnicas de cifrado codificado, se encarga de proteger a las criptomonedas, tanto de ataques de “*doble gasto*”, como de falsificaciones, ya que evita que las monedas criptográficas puedan ser usadas por una persona que no esté autorizada, o que los datos sean corrompidos. La dificultad del rastreo de las transacciones se debe básicamente a los obstáculos tecnológicos, debido al elevado número de transacciones con cantidades aleatorias en una línea dispersa y grande, así como, a los obstáculos legales, derivados de la variedad de entidades e intermediarios de todo el mundo, y ninguno de ellos dispone de toda la información sobre la transacción.

El sistema de las criptomonedas es descentralizado, ya que no depende ni es respaldado por ninguna autoridad monetaria central. Estas transferencias están reflejadas en un libro global de contabilidad, siendo comprobado continuamente que la información de todos los registros conectados a la red, también denominados *libros mayores*, coincide. Los intercambios se realizan en red, a través del modelo Peer-to-Peer (P2P), de manera que los usuarios interactúan entre sí de forma directa, realizando transacciones sin intermediarios.

Al contrario de lo que muchos piensan, el concepto de criptomoneda apareció por primera vez mucho antes que Bitcoin, en el año 1998, descrito por el ingeniero informático Wei Dai, en la lista de correo electrónico *Cyberpax*. El criptógrafo propuso la creación de un nuevo modelo de moneda digital, basado en la criptografía, de modo que esta misma tecnología sea la que se usara para su control, en lugar de una autoridad centralizada.

Posteriormente, a principios de los años 90, David Chaum introdujo las primeras criptomonedas, denominadas eCash y DigiCash. Sin embargo, Chaum se encontró con dos problemas, “*era difícil conseguir suficientes comerciantes para aceptarlo, para que pudieran usarlo suficientes consumidores, y viceversa*” (Pitta 1999, citado en Chuen y Deng 2018a) [48]. Como resultado de ello, su propietaria, la compañía DigiCash Inc., se declaró en quiebra en el 1998, pues, uno de los principales factores que determinan el éxito de una criptomoneda es su usabilidad. Sin embargo, unos años más tarde, con la aparición de Bitcoin en el año 2008, las criptomonedas lograron captar la atención de muchos inversores.

Actualmente, Bitcoin sigue siendo la criptomoneda más importante del mercado, aunque los volúmenes de otras monedas criptográficas, también están experimentando considerables

aumentos. El mercado criptográfico crece constantemente, y en el momento de la redacción del presente texto, existen más de 7.400 criptomonedas activas¹.

Existen más criptomonedas, pero se consideran insignificantes por la falta de liquidez que presentan. Algunas de ellas fueron creadas y posteriormente desaparecieron del mercado, mientras que otras, nuevas, están emergiendo en la actualidad, lo que muestra el carácter cambiante del mercado y su diversidad. A pesar de la gran variedad de criptomonedas, el 80% del mercado criptográfico corresponde a Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum y Ripple.

Siguiendo a Bitcoin, han sido creadas miles de criptomonedas, de índole muy diferente. Las criptomonedas construidas mediante ramificaciones o *“forks”* del código fuente de Bitcoin se denominan *altcoins*². Cabe mencionar que cada una de ellas utiliza su propia cadena de bloque y red P2P, y además, algunas usan algoritmo de minería diferente. La primera fue Bitcoin Tester 1, creada por Gavin Andresen, aunque sin éxito y desapareció. Sin embargo, para muchos la primera altcoin fue Namecoin. Creada en el 2011, la criptomoneda destacó por su carácter innovador, pues, además de ser usada para transacciones monetarias, su sistema permitía almacenar los datos de identidad y las claves de sus usuarios, así como crear dominios *“.bit”* de un nivel superior. En definitiva, las principales altcoins son: Litecoin (2011), Peercoin (2012), Primecoin (2013), Freicoin (2013), Dogecoin (2014) y Darkcoin (2014).

En general, son muchas las criptomonedas existentes en la actualidad, con unas características y finalidades muy variadas. Algunas de ellas se basan en valores de divisas, mientras que otras son estables o están basadas en valores de distintos materiales preciados. En los últimos tiempos la popularidad de las criptomonedas estables, vinculadas a monedas fiduciarias está aumentando de forma considerable. Mediante el uso de este tipo de monedas digitales, los usuarios evitan las fluctuaciones del mercado criptográfico, como es el caso de Tether, que está vinculada al valor del dólar estadounidense.

¹Dato extraído de la plataforma de información CoinMarketCap ([url:https://coinmarketcap.com/](https://coinmarketcap.com/)) el 17 de octubre de 2020.

²Altcoins: el término proviene de las palabras *“alternative”* y *“coins”*, o monedas alternativas.

3.3. Las tres generaciones de criptomonedas.

En la actualidad existen tres generaciones de criptomonedas (Spurjeon, Sahu y Dutta 2018) [154]. En la presente sección, se procede al estudio en detalle cada una de ellas.

3.3.1. La primera generación de criptomonedas.

Los propósitos de las criptomonedas que pertenecen a la primera generación son, principalmente, el almacenaje y las transferencias de valores. Dado que su arquitectura es relativamente simple, estas monedas digitales presentan problemas de escalabilidad. Además, no pueden competir con las criptomonedas de las nuevas generaciones en aspectos como el tiempo de confirmación de las transacciones y las comisiones por las mismas, lo que dificulta su uso como método de pago. Aún así, el potencial de estas criptomonedas es indudable, pues, siempre han estado entre las más demandadas del mercado, desde sus comienzos hasta el día de hoy.

- **Bitcoin (BTC).**

El concepto de Bitcoin fue introducido el 31 de octubre de 2008, a través de un correo electrónico, enviado a varios entusiastas de la criptografía (Nakamoto 2009) [129]. Ese email, firmado con el seudónimo de Satoshi Nakamoto quien, inspirado en la idea de Wei Dai, explicaba que se trataba de una criptomoneda que permitía el intercambio de valores entre dos partes sin divulgar cualquier detalle de las transacciones realizadas. Poco después, en enero de 2009, Satoshi Nakamoto remitió un nuevo correo electrónico a la misma lista de contactos, anunciando la primera versión de la criptomoneda Bitcoin. En él, algunos de los asuntos que explicaba el pionero eran en qué consistía el temporizador de la criptomoneda y cuál era el límite fijado. En el whitepaper, Nakamoto describe la criptomoneda como *“un sistema de pago electrónico, basado en pruebas criptográficas en lugar de confianza, permitiendo a dos partes realizar transacciones directamente entre ellas, sin la necesidad de un tercero de confianza”* (Nakamoto 2009) [129]. De modo que, una vez llevadas a cabo, dichas transacciones son irreversibles. Además, al remitir el email, el autor añadió un enlace para la descarga del software de la criptomoneda. Sobre Nakamoto, no se sabe mucho más, solo que abandonó el proyecto a finales del

año 2010.

Bitcoin fue tratado como un proyecto de riesgo mínimo durante mucho tiempo, ya que su valor era insignificante y para los participantes la moneda criptográfica era tan solo un hobby. El valor exacto de la primera transacción con Bitcoin se desconoce, pero se sabe que una de las primeras transacciones realizadas con la criptomoneda corresponde a la compra de dos pizzas de 30 dólares estadounidenses por 10.000 bitcoins, lo que supone que el valor de Bitcoin era menos de 0,01 dólares estadounidenses.

No cabe duda de que, desde su aparición, el whitepaper de Bitcoin ha generado mucho interés y controversia. Pero, fue en el 2013, cuando empezó a ganar prominencia gracias al incremento de su valor y llamó la atención de muchos inversores. Bitcoin es la criptomoneda con más éxito hasta el momento, con unas inversiones muy superiores a las del resto de criptomonedas. Cabe destacar que el número de bitcoins en circulación es limitado a 21 millones, siendo la creación de nuevas monedas digitales decreciente y predecible. Se prevé que en el año 2032 se habrá minado el 99% de bitcoins, aunque se estima que las últimas unidades se terminarán de minar en el 2140. De este modo, se logra mantener a la criptomoneda escasa y, además, se pretende evitar que se produzca inflación.

Esta criptomoneda está basada en la tecnología Blockchain, con un protocolo abierto y completamente descentralizado, sin la intermediación de terceros. La red está diseñada de tal forma, que es accesible por cualquier persona, sin que sea necesaria su identificación o la previa solicitud de permiso de acceso. Dado el carácter abierto del protocolo de Bitcoin, todo interesado puede acceder a él y copiarlo, para, posteriormente, modificarlo y crear una nueva versión del software.

Bitcoin lidera el mercado de criptomonedas, tanto en términos de capitalización de mercado, como en popularidad, demanda y usuarios. En diciembre de 2017, su capitalización de mercado alcanzaba 237,62 mil millones de USD. Desde su aparición, su capitalización bursátil se ha incrementado aproximadamente de 40 millones de USD, en el primer trimestre de 2012, a 199,62 mil millones de USD en el tercer trimestre de 2020³. A pesar de que algunas redes como Ethereum y Ripple tienen más unidades en

³De acuerdo con la información proporcionada en el sitio web <https://www.statista.com/statistics/377382/bitcoin-market-capitalization/>.

circulación, Bitcoin sigue siendo la criptomoneda con el mayor ecosistema del mercado.

- **Bitcoin Cash (BCH).**

Bitcoin Cash fue creada el 1 de agosto de 2017, a través de una bifurcación programada de Bitcoin. Por lo tanto, las dos criptomonedas comparten historial hasta ese día y, posteriormente se separan. El principal motivo de tomar esa decisión fue la división de la comunidad por diferencias relacionadas con las crecientes preocupaciones por la escalabilidad de Bitcoin, pues las confirmaciones lentas de las transacciones dificultan la usabilidad de las criptomonedas. De modo que, con Bitcoin Cash las transacciones se realizan con mayor rapidez y los costos son más baratos, en comparación con Bitcoin.

- **Namecoin (NMC).**

Namecoin fue la primera criptomoneda que copió el código de Bitcoin, para después, convertirse en una moneda criptográfica alternativa. El comienzo de Namecoin tuvo lugar el 18 de abril de 2011. Su fundador, que se conoce bajo el pseudoanónimo Vince, posteriormente dejó de formar parte del proyecto. Esta criptomoneda destaca principalmente por ser la primera que ha implementado la minería combinada. Al igual que Bitcoin, Namecoin es un sistema descentralizado y de código abierto, y el número total de monedas asciende a 21 millones. Se usa principalmente para pagos en línea como, por ejemplo, las compras en sitios webs.

- **Litecoin (LTC).**

Litecoin es otra de las primeras criptomonedas del mercado. Esta moneda nació poco después de Namecoin, en concreto, fue lanzada el 7 de octubre de 2011 por Charlie Lee, ex empleado de Google. El total de litecoins en el mercado asciende a 84 millones. Esta criptomoneda utiliza un algoritmo de minería diferente al de Bitcoin y el tiempo de confirmación de sus bloques es solo 2,5 minutos, aproximadamente, frente a los 10 minutos de Bitcoin, lo que favorece su uso para pagos diarios. Debido al hecho de que los tiempos de las confirmaciones de las transacciones con Litecoin son más rápidos, las transferencias son menos costosas. Otra de las características importantes de la criptomoneda es la posibilidad de fraccionamiento en 100.000.000 unidades más pequeñas.

- **Peercoin (PPC).**

Peercoin, por su parte, fue lanzada en agosto de 2012. Sus desarrolladores son Scott Nadal y una persona bajo el seudónimo Sunny King. Como novedad, con el fin de aumentar la seguridad de la red, con esta criptomoneda se introdujo por primera vez una prueba de acuñación, a través del protocolo de consenso PoS. Al igual que su predecesora, Litecoin, Peercoin destaca por la rapidez de sus transferencias y las bajas comisiones. A diferencia de las anteriores criptomonedas, Peercoin no tiene establecido un número máximo de unidades que se pueden emitir, pues una vez alcanzada una capitalización de mercado equivalente a 30 millones de USD, su número se puede incrementar en un 1%. Cabe mencionar que la principal ventaja de esta red es la mayor seguridad que ofrece, en comparación con otras.

- **Primecoin (XPM).**

Esta criptomoneda también fue creada por Sunny King, en julio del año 2013. Su Blockchain se caracteriza por estar basada solo en números primos. Debido a ello, Primecoin es naturalmente escasa y es considerada la primera criptomoneda cuyo desarrollo tiene base científica. Asimismo, destaca la rapidez de las confirmaciones de las transacciones, tan solo 1 minuto.

- **Freicoin (FRC).**

Este proyecto fue lanzado por Jorge Timón y Mark Friedenbach, mediante una campaña de crowdfunding, en el año 2013. Freicoin también está basada en Bitcoin, pero tiene una característica especial, su oxidación. Está previsto que la criptomoneda se use como medio de cambio, no como depósito. Además, cuando esta no se usa, se aplica una comisión de demora, de modo que se garantiza la circulación de la criptomoneda. El número máximo de unidades de Freicoin que se pueden crear es 100 millones a distribuir en tan solo 3 años.

- **Dogecoin (DOGE).**

La criptomoneda Dogecoin fue creada por Jackson Palmer, responsable del departamento de Marketing de Adobe System, y Billy Markus, programador, en diciembre del 2013. Una curiosidad de su creación es que al principio fue lanzada como una broma y fue

inspirada por el perro que se llamaba Doge, nombrado meme del año 2013 por la revista Wired. Dogecoin fue derivada a partir del código de Litecoin y, en cuanto al número máximo de dogecoins a producir, no existe un límite establecido. Coincidiendo con Primecoin, el tiempo de confirmación de una transacción realizada con la criptomoneda es de 1 minuto, aproximadamente.

- **Dash (DASH).**

Evan Duffield es el desarrollador de la criptomoneda Dash, que fue lanzada al mercado bajo el nombre XCoin, el 18 de enero de 2014. Pocos días después, la moneda digital pasó a denominarse Darkcoin. Posteriormente, en concreto, el 25 de marzo de 2015, volvieron a cambiar su nombre, llamándola Dash. La criptomoneda destaca por su apuesta por el anonimato, pues, las transferencias se realizan sin revelar la identidad de los usuarios. La criptomoneda obtiene una capa adicional de privacidad, mediante la mezcla de sus transacciones, lo que dificulta bastante su rastreo. Dash también se puede usar como método de pago en compras cotidianas, debido a sus rápidas transacciones, con un tiempo promedio de minería de cada bloque de 2,5 minutos, aproximadamente, y bajas comisiones. La criptomoneda permite una opción de transacciones aún más rápidas, de 1,3 segundos, mediante la función InstantSend. Dash está diseñada para tener un total de 18 millones de unidades y se prevé que el último dash será minado en el año 2300.

- **Monero (XMR).**

Esta criptomoneda, de código abierto, fue creada en abril del año 2014, como un fork de Bytecoin, heredando el protocolo del mismo. Gracias a ese protocolo, denominado CryptoNote, las transferencias con Monero son no vinculantes y no rastreables. La mayoría de las criptomonedas son pseudoanónimas, porque no usan la identidad de los usuarios, pero sí sus claves públicas, de modo que las transacciones son visibles para terceros y dejan una huella permanente en la cadena de bloques. A cambio, en las transferencias con Monero se usan firmas de círculo, o dicho de otra forma, para realizar una transacción, son necesarias las firmas de varias personas, miembros de un grupo, lo que dificulta el rastreo de los datos del remitente, a diferencia de Bitcoin, donde se necesita una única clave privada y el usuario es fácilmente identificado. Respecto al tiempo para la verificación de una transacción con Monero, este asciende a 20 minutos,

aproximadamente. Otra característica de esta criptomoneda es que la cantidad máxima de monedas está limitada a 18,4 millones de moneros.

Asimismo, otras de las criptomonedas que se han centrado en la protección de la privacidad de sus usuarios y destacan por el anonimato de sus transacciones son Dash, Zcash, Bytecoin y ShadowCash. Sin embargo, una de las principales desventajas de todas estas monedas digitales es que, debido a su carácter anónimo, a menudo son utilizadas para fines ilegales.

3.3.2. La segunda generación de criptomonedas.

Ethereum, seguida de NEO y Qtum, se consideran criptomonedas 2.0., ya que no solo reflejan las transacciones en Blockchain, sino también permiten usar lenguajes de programación para construir contratos inteligentes y aplicaciones descentralizadas sobre los mismos. No obstante, gran parte de las monedas digitales que pertenecen a la segunda generación de criptomonedas sufren problemas de escalabilidad, al igual que sus predecesoras.

- **Ethereum (ETH).**

Basado en la tecnología Blockchain, al igual que su predecesora Bitcoin, el proyecto de Ethereum fue creado por el joven ruso Vitalik Buterin a finales de 2013, aunque no fue presentado de forma oficial hasta el 30 de julio de 2015, después de una campaña de Oferta Inicial de Monedas, que se llevó a cabo desde el 20 de julio de 2014 hasta el 2 de septiembre de 2014, a través de la cual se recaudaron más de 18 millones de dólares estadounidenses, equivalentes a 60 millones de tokens. La red Ethereum está basada en un sistema de código abierto que permite la implementación de contratos inteligentes, de hecho, es la plataforma de aplicación descentralizada para desarrollo y operaciones de Smart Contracts más exitosa hasta la fecha.

Su fortaleza consiste en el desarrollo de aplicaciones, así como en el uso de los contratos inteligentes en entornos de desarrollo. De modo que, Ethereum funciona no solo como una unidad de intercambio, sino también como contratos inteligentes que se ejecutan en el caso de que las dos partes que intervienen cumplan con sus obligaciones. El proyecto se creó con la idea de desarrollar una criptomoneda de segunda generación y cumplió

las expectativas, de hecho, se considera la competencia directa de Bitcoin, desde sus comienzos.

Cabe destacar que hasta la fecha no se ha establecido un límite de emisión de ethers. Sin embargo, en abril de 2018, su creador se pronunció al respecto, proponiendo establecer el límite en 120.204.432 unidades, mediante la aplicación de una actualización de software, siendo el importe fijado el doble que la cantidad que fue recaudada en la Oferta Inicial de Monedas en el 2014.

- **Ethereum Classic (ETC).**

Desde el año 2016, la comunidad de Ethereum ofrece dos criptomonedas totalmente independientes: Ethereum (ETH) y Ethereum Classic (ETC), disponiendo cada una de ellas de sus propios desarrolladores y mineros. La decisión de bifurcación se tomó a raíz del ciberataque del contrato inteligente denominado Organización Autónoma Descentralizada (DAO). De este modo, mediante la creación de un hard fork, la comunidad pudo devolver a los propietarios afectados las cantidades perdidas.

Pero no todos los que formaban parte de la comunidad estuvieron de acuerdo con esa solución, propuesta por Vitalik Buterin, pues, hubo una minoría que opinaba que no debían modificar el Blockchain bajo ningún concepto. A consecuencia de ello, los que no estaban conformes se independizaron y continuaron con el Blockchain original, que preserva la historia completa de Ethereum sin modificaciones, bajo el nuevo nombre "*Ethereum Classic*". No obstante, después de la bifurcación, la aceptación de Ethereum ha sido mayor que la de Ethereum Classic.

Sin embargo, Ethereum Classic también está muy bien posicionada, pues está entre las criptomonedas más demandadas del mercado. En cuanto a la velocidad media de las transacciones de ambas criptomonedas, es muy parecida. En el caso de Ethereum es de 15 segundos, aproximadamente, mientras que en el de Ethereum Classic es de 18 segundos. El suministro máximo de Ethereum Classic también difiere del importe previsto para Ethereum, pues está fijado en 210-230 millones ETC.

- **NEO (NEO).**

NEO, anteriormente denominada Antshares, fue fundada por Da Hongfei en China, en el año 2013, con la ayuda de Erik Zhang, desarrollador principal y cofundador del proyecto.

El suministro total de NEO asciende a 100 millones de unidades, que fueron divididas en dos lotes de 50 millones, destinando el primer lote a la venta a través de crowdfunding. Al igual que en el caso anterior, los contratos inteligentes son los que componen el pilar fundamental de esta criptomoneda. Con la creación de NEO, se buscaba mejorar a Ethereum, y dadas las similitudes existentes entre ambas criptomonedas, NEO también es conocida como la “*Ethereum china*”.

En lo que se refiere a sus características, en primer lugar, llama la atención que las NEOs no se pueden fraccionar, a diferencia de la mayoría de las criptomonedas, que sí, son divisibles. La criptomoneda funciona con el algoritmo PoS, por lo que no requiere de minado y, el tiempo necesitado para efectuar una transacción con NEO, es unos 20 segundos, aproximadamente. Además, esta criptomoneda ofrece a sus usuarios una mayor seguridad contra ataques cibernéticos, en comparación con su predecesora.

- **Qtum (QTUM).**

El proyecto Qtum fue lanzado por la fundación Qtum, con sede en Singapur, en el año 2017. Para ello, se contó con la ayuda de varios expertos en el sector, Xu Star, CEO de OkCoin, Anthony Di Lorio, CEO de Jaxx y Jeremy Gardner, cofundador de Augur, entre otros. Sus desarrolladores presumen de haber empleado lo mejor de Bitcoin y de Ethereum para la creación de su Blockchain. Al igual que las criptomonedas mencionadas anteriormente, Qtum ofrece a sus usuarios la posibilidad de operar con contratos inteligentes y, además, dispone de contratos específicos para compañías. En cuanto al minado de la criptomoneda, difiere bastante de los procesos de minado tradicionales, y no requiere de potentes equipos. El tiempo de confirmación de las transacciones es de 2,5 minutos, aproximadamente, mientras que, el límite de criptomonedas en emisión que se ha marcado es de 100 millones de qtums.

3.3.3. La tercera generación de criptomonedas.

A diferencia de los dos casos anteriores, la tercera generación de criptomonedas no está representada por criptomonedas concretas (Spurjeon et al. 2018) [154]. Sin embargo, las monedas criptográficas que están compitiendo para formar parte de esta generación son las que están actualmente en el mercado y comparten unos objetivos muy concretos: mejorar la es-

calabilidad y la interoperabilidad. De modo que, esta tercera generación de criptomonedas supera a las anteriores en lo que respecta a las especificaciones de usos y la velocidad de confirmación de las transacciones.

- **Ripple (XRP).**

El sistema de pagos RipplePay fue creado antes que Bitcoin, concretamente, en el año 2004, en Vancouver (Canadá), por el desarrollador web Ryan Fugger. Sin embargo, el proyecto de la criptomoneda fue lanzado en 2012, después de la alianza de su creador con los expertos financieros Chris Lasen y Jed McCaleb. El número de ripples creadas asciende a 100 mil millones de unidades, y las criptomonedas que aún no se encuentran en circulación están bajo el control de Ripple Labs. Respecto a la tecnología empleada, se emplea cadena de bloques de tercera generación. Ripple destaca por poseer un código fuente diferente, dado que gran parte de las criptodivisas están basadas en el código fuente de Bitcoin (Chuen y Deng 2018a) [48]. La red utiliza un protocolo de consenso en lugar de la minería.

Es una de las criptomonedas con mayor éxito hasta el momento. De hecho, son muchas las entidades financieras que están apostando por ella e invierten importantes cantidades de dinero en el proyecto, destacando el Banco de América, El Banco de Inglaterra, el Banco de Escocia, Fidor Bank, UniCredit y, a nivel nacional, Santander y BBVA. En septiembre de 2018, el Banco Comercial Nacional de Arabia Saudita también anunció sus intenciones de realizar transferencias internacionales mediante Ripple.

De este modo, las entidades financieras que respaldan a Rippe usan su red como sistema de pago para realizar pagos instantáneos en tiempo real, entre si mismas. Los tiempos de espera son bastante más rápidos que con otras criptomonedas, unos 4 segundos, aproximadamente. Además, el procesamiento de las transacciones de Ripple es más barato que el de Bitcoin. En cuanto al número de transacciones por segundo que se pueden llevar a cabo con la criptomoneda, esta logra 1.500 transacciones, frente a las entre 3 y 6 transacciones de Bitcoin y las 15 de Ethereum.

- **Cardano (ADA).**

El lanzamiento oficial de Cardano se llevó a cabo el 29 de septiembre de 2017 y, a finales del mismo año, ya había conseguido situarse entre las diez criptomonedas con

mayor capitalización de mercado. Su creador es Charles Hoskinson, uno de los ocho cofundadores de Ethereum. Cardano destaca por la privacidad que ofrece a sus usuarios. El volumen de emisión de la criptomoneda es de 31.112.483.745 unidades, pero se puede incrementar hasta 45 mil millones de criptomonedas, creando nuevas monedas.

Desde un punto de vista técnico, se utiliza un algoritmo de consenso y además, se utiliza la minería. Cardano ofrece la posibilidad de desarrollar tanto aplicaciones descentralizadas como contratos inteligentes. En lo que se refiere a la seguridad y la escalabilidad de la plataforma, esta ofrece mejores soluciones que Ethereum. La velocidad de las transacciones con Cardano es de 5 minutos, aproximadamente.

- **Skycoin (SKY).**

Un grupo de desarrolladores de Bitcoin y Ethereum diseñaron Skycoin en el 2012. Al crear esta criptomoneda, también considerada de tercera generación, mejoraron algunos aspectos de diseño de sus predecesoras Bitcoin y Ethereum, entre ellos, la minería, ya que no es necesario minarla. El algoritmo de consenso usado se denomina Obelisk y era totalmente nuevo. Aparte de la criptomoneda, la plataforma de Skycoin ofrece un conjunto de soluciones en línea. Está previsto que se creará un total de 100 millones de skycoins. Entre sus principales ventajas cabe destacar que las transacciones con Skycoin no llevan comisiones y tardan solo 4 segundos, aproximadamente.

- **Stellar Lumens (XLM).**

Esta criptomoneda fue desarrollada en el año 2014, por Jed McCaleb, exprogramador de Ripple y Matt Mullenweg, creador y desarrollador web de WordPress. Su principal finalidad es facilitar las transacciones de todo tipo de divisas, siendo su funcionamiento muy similar al de PayPal, pero más inclusivo y flexible. Se trata de una característica que hace que la criptomoneda sea muy atractiva para las instituciones financieras, y son muchas las que ya han mostrado interés por ella. Las transacciones con la criptomoneda se liquidan en tiempo real, tardando solo de 2 a 5 segundos. Cabe mencionar que no se utiliza la minería y que en el momento del lanzamiento fueron emitidos 100 mil millones de lúmenes, aunque la mayoría de ellas aún no está en circulación.

- **IOTA (MIOTA).**

IOTA fue desarrollada por David Sønstebø, Sergey Ivancheglo, Dominik Schiener y Sergei Popov en el año 2015. IOTA es una criptomoneda de tercera generación, que usa la tecnología Tangle en lugar de Blockchain y, su principal objetivo es realizar micropagos con monedas virtuales en el ámbito de Internet de las Cosas (IoT). En total se crearon 2.779.530.283 de miotas al inicio del funcionamiento de la red (1 miota es equivalente a 1.000.000 iotas), y la creación de más unidades no es posible. La criptomoneda destaca por ofrecer a sus usuarios la posibilidad de firmar las transacciones realizadas fuera de línea. Otra característica a señalar es que las transferencias no conllevan comisiones. En cuanto al tiempo que tardan las transacciones, no existe un límite determinado.

- **EOS (EOS).**

EOS fue lanzada en el año 2017 por el diseñador Daniel Larimer, y en menos de un año se posicionó como una de las diez primeras criptomonedas en capitalización de mercado. Esta plataforma permite a sus usuarios desarrollar contratos inteligentes y crear sistemas y programas, entre otros. El número de criptomonedas que fueron lanzadas durante la ICO fue 1 mil millones, mientras que el suministro total real es infinito. Otro detalle a destacar es que, utilizando la minería, sus transacciones se realizan casi al instante.

- **NEM (XEM).**

New Economy Movement (NEM) es una plataforma de criptomonedas, creada en el año 2015, en Singapur. Hoy en día, NEM es considerada una de las criptomonedas más demandadas del mercado. Esta plataforma ofrece múltiples aplicaciones, siendo las más destacadas el registro de activos inteligentes y el pago a través de mensajería. Esta criptomoneda aplica la minería y el tiempo que se tarda en realizar las transacciones con ella es de 1 minuto, aproximadamente. Asimismo, el límite máximo de criptomonedas en circulación se ha fijado en 8.999.999.999 unidades.

3.4. La tecnología Blockchain.

3.4.1. Descripción de Blockchain.

Se considera que la tecnología en la que se basa Bitcoin merece una especial mención, ya que el día de su lanzamiento marcó un antes y un después en el sector Fintech. Así pues, la tecnología utilizada por Bitcoin y, en general, por la mayoría de criptomonedas es Blockchain, también denominada *tecnología de contabilidad distribuida* o *cadena de bloques*. Las transacciones con Blockchain son registradas de forma simultánea y automática en el libro mayor y, son totalmente transparentes. La cadena de bloques muestra información detallada sobre las transferencias realizadas, y todos sus usuarios tienen constancia de las mismas, siendo imposible manipular los datos. Cada copia del libro contiene todas las transacciones de activos y el saldo de cuenta en cualquier momento del tiempo.

Cabe mencionar que, para la confirmación de una transacción se requieren dos claves, una pública y otra privada. Cada transacción se verifica mediante un proceso de distribución que registra la fecha, la hora, el número de cuenta y el importe de la transacción, y cada uno de los miles de nodos de la red contiene una copia del libro mayor (Lee 2015, citado en Chuen y Deng 2018a) [48].

El código fuente de Blockchain es abierto⁴ y, además, dispone de una licencia de software libre que permite usarlo para realizar proyectos derivados. De modo que, cualquiera puede copiarlo y modificarlo para crear nuevas criptomonedas. Es por ello, por lo que existen muchas criptomonedas que son prácticamente idénticas a Bitcoin, con algunas diferencias mínimas. A cambio, otras criptomonedas como Ethereum, Ripple, Dash y Namecoin han mejorado el modelo anterior.

3.4.2. El funcionamiento de Blockchain.

En cuanto al funcionamiento de la red Bitcoin, se procede a describirlo de una forma sencilla, sin profundizar en conceptos informáticos, ya que este no es el objetivo de esta tesis. El algoritmo que se usa para la confirmación de las transacciones y la producción de nuevos bloques en la cadena es “*Prueba de Trabajo (PoW)*” (en inglés, *Proof of Work*).

⁴El código fuente de Blockchain está disponible en el sitio web GitHub (<https://github.com/>).

Cada una de las transacciones de la red se comunica a todos los nodos (mineros) que forman parte de la misma, para que procedan a la verificación de las transacciones (minería). Todos esos nodos recogen en un bloque las nuevas transacciones que están pendientes. Posteriormente, cada nodo realiza una verificación matemática consistente en la resolución de un complicado acertijo matemático, cuya solución es fácil de comprobar, y después comunica la información del bloque a los demás nodos. Una transacción se aprueba solo si los nodos llegan a un consenso sobre el estado del libro mayor, lo que convierte a la cadena de bloques en imposible de modificar.

Una vez que una transacción haya sido confirmada y anexada a la cadena, el bloque no puede ser eliminado o modificado. En caso de que las transacciones sean válidas y no sean duplicadas, el bloque es aceptado por los nodos y estos comienzan a trabajar sobre el siguiente bloque de la cadena. El sistema de registros de Blockchain agrega nuevos bloques de registros validados al final de la cadena. Además, cada bloque de la cadena está criptográficamente encadenado al bloque anterior (Chuen y Deng 2018a) [48].

En el caso de Bitcoin se tarda aproximadamente 20 minutos en verificar el bloque, pero este tiempo, más que un inconveniente, es una ventaja, ya que el trabajo realizado se considera un mecanismo de confianza muy sólido. La aplicación del protocolo de consenso PoW garantiza la seguridad de la tecnología Blockchain, evitando los ataques externos a la red, ya que, para que se produzca un ataque, la mayoría de los nodos se deben poner de acuerdo y cooperar entre sí para poder modificar los datos de la cadena de bloques.

Cabe destacar que, como recompensa por su trabajo, los mineros normalmente reciben criptomonedas. El importe depende de varios factores, principalmente del tipo de criptomoneda, del momento de realización, de la cantidad de datos y de la rapidez de la finalización de la transacción. En el caso de las criptomonedas con una cantidad limitada de disponibilidad, a medida que se reduce el número de bloques pendientes de minar, aumenta la complejidad de los algoritmos y, en consecuencia, la dificultad de resolución y, con ello, disminuyen las recompensas que pueden obtener los mineros.

El software debe funcionar siempre, las 24 horas del día y los 7 días de la semana. Debido a ello, conforme ha ido aumentando el interés en las criptomonedas minables, la forma de minarlas ha ido cambiando. Al principio los mineros usaban sus ordenadores personales,

pero después se empezaron a usar granjas de servidores, instaladas por grandes compañías, ubicadas en lugares estratégicos por todo el mundo (Chuen y Deng 2018a) [48]. Dado el considerable aumento del volumen de las transacciones y la imposibilidad de los desarrolladores de atenderlas en su tiempo libre, algunas empresas optaron por financiar a los principales desarrolladores.

Acorde con el estudio “*Global Cryptocurrency Benchmarking Study 2017*” de Cambridge Centre for Alternative Finance [83], el 74 % de los grandes pools de minería están repartidos entre China y Estados Unidos, en concreto, el 58 % y el 16 %, respectivamente. Los factores decisivos para la elección del sitio de instalación son el bajo coste de la electricidad, la disponibilidad de Internet de alta velocidad y el clima templado, ya que los equipos se pueden calentar en exceso.

Desde un punto de vista ambiental, las criptomonedas están consideradas un peligro, debido a su contribución al calentamiento global. Acorde a un reciente estudio de la Universidad de Hawaii, debido a la minería de Bitcoin, la temperatura global podría elevarse 2°C hasta el 2033. Según Arvind Narayanan, científico de la Universidad de Princeton al Comité Senatorial de Energía y Recursos Naturales de Estados Unidos, en la actualidad, el consumo diario de electricidad que proviene de la minería de Bitcoin es de 5 gigavatios, aproximadamente. En el caso de Bitcoin, dado que los nodos tienen que hacer los cálculos de hash muy rápido, se necesitan computadoras especiales, las conocidas como ASICS, que consumen grandes cantidades de electricidad. De hecho, ese consumo equivale a la cantidad de electricidad consumida por todo Dinamarca. Se estima que la minería representa casi el 1 % de la energía consumida a nivel mundial.

Sin embargo, la tecnología está avanzando, y probablemente pronto se podría solucionar el problema medioambiental que conlleva la minería de criptomonedas. Una muestra del continuo avance del sector es la existencia de aplicaciones móviles que permiten minar criptomonedas desde teléfonos inteligentes como, por ejemplo, la app *Burscoin*. Para no sobrecargar el dispositivo móvil, en lugar de usar su procesador, la aplicación utiliza su almacenamiento.

3.4.3. La aplicación de Blockchain.

En Blockchain existen dos tipos de libros de registro: compartido y privado. En el caso del primero, este es un sistema abierto y cualquiera puede participar en él como, por ejemplo, en el caso de Bitcoin, mientras que, en el segundo todas las partes que participan en las transacciones son identificadas y previamente autorizadas. La aplicación de este último resulta muy interesante para las instituciones financieras. Cabe destacar que los activos y bienes que están basados en Blockchain son programables, por ejemplo, se puede escoger tanto la forma de una transacción, como el lugar y el momento en el que se llevaría a cabo.

Sobre la utilidad de la tecnología Blockchain, la cadena de bloques se aplica a las transferencias de criptomonedas, datos y registros y a los intercambios de bienes, tanto tangibles como virtuales. Asimismo, podemos afirmar que es una buena alternativa para los registros gubernamentales y la identificación de la población, la inscripción de propiedades, las funciones notariales, los registros de votos, los impuestos, las billeteras digitales, los acuerdos autoajustables, los contratos inteligentes, tanto en adquisiciones, como en implementación, y las transferencias de todo tipo de activos, como pueden ser las becas de educación, en el sistema de seguridad social y las ayudas sociales, entre otros. En general se podría usar para cualquier tipo de documentos que requiere de una verificación por un tercero como, por ejemplo, certificaciones, licencias y permisos (Chuen y Deng 2018a) [48]. La cadena de bloques también mejora la calidad de los datos y el rastreo, la precisión de las mediciones de los mismos y, en general, en muchos casos acelera los procesos, ahorrando tiempo.

Cabe destacar que Microsoft fue la primera compañía en adoptar la tecnología Blockchain en el año 2014, aunque posteriormente trabajó con otros socios de la industria y, finalmente creó el proyecto *Bletchley*. Wall Street y Silicon Valey también apuestan por la tecnología de cadena de bloques, ya que esta puede mejorar de forma considerable las ventas de algunos valores y derivados (Chuen y Deng 2018a) [48].

Durante la década de existencia de Bitcoin, Blockchain se ha ido extendiendo y ganando el reconocimiento de gran parte de la población en el mundo. La cadena de bloques tiene un potencial enorme para el avance del sector de fintech y, además, para mejorar la vida de millones de personas. Mediante el acceso a los distintos mercados, Blockchain facilita la interoperabilidad a nivel mundial, aumenta la confianza y la seguridad de las negociaciones y

las transacciones y, mejora la economía de escala. Las compañías que implantan a la cadena de bloques con las intenciones de mejorar su funcionamiento y volverse más eficientes están aumentando, sobre todo las de los sectores de telecomunicaciones, financiero y de seguros. Una de las principales características de esta tecnología es que se puede aplicar a casi todas las operaciones. La aplicación de esta herramienta en el sector financiero, reduce los costes y los tiempos de las transacciones internacionales.

Cabe destacar que los contratos inteligentes se basan en la tecnología Blockchain y se caracterizan por su capacidad de cumplimiento de forma automática, siendo los términos acordados por las partes y programados, a priori. Estos contratos tienen la capacidad de almacenar, además de los datos y las transacciones, las reglas y los algoritmos que conllevan las tomas de decisiones. En general, los contratos inteligentes de cadenas de bloques ofrecen infinitas posibilidades a sus usuarios, sobre todo, son muy útiles para intercambios de datos de una forma descentralizada y segura, de hecho, ya se combinan con distintos tipos de dispositivos inteligentes. Se trata de contratos muy similares a los contratos estándares, con la ventaja de que son autoverificables y autoejecutables. Sus aplicaciones son múltiples, siendo algunas de las más frecuentes las siguientes: la automatización de pagos, las compras automáticas, el registro y el cambio de propiedades, la propiedad intelectual, las votaciones, las transacciones energéticas, los seguros y las apuestas. Son muchos los proyectos de tecnología de contabilidad distribuida que están en prueba o ya han sido lanzados en sectores de diversa índole y además, no solo por empresas privadas, sino también por entidades públicas.

Por ejemplo, En Georgia, Bitfury, junto con el gobierno, lanzó un proyecto de registro de la propiedad basado en la tecnología Blockchain. Se trata de un servicio que garantizará la legitimidad de los documentos, sin que sea necesario que los ciudadanos expongan información confidencial ante terceros. Sin embargo, el país con la gobernanza digital más desarrollada del mundo es Estonia, ya que ha sido el pionero en la incorporación de Blockchain a gran parte de los servicios públicos. De hecho, fue el primer país en implantar el voto electrónico, en el año 2005. Desde entonces, han sido muchos los programas y servicios digitales basados en Blockchain que han sido introducidos por Estonia como, por ejemplo, el registro sanitario, la petición de recetas médicas, el pago de impuestos y el registro de documentos a través de Internet.

En definitiva, podemos afirmar que, hoy en día, la tecnología Blockchain es la base para la reorganización de la contabilidad y la gestión de registros, así como, para la creación de nuevos activos y el desarrollo de nuevos mercados, del mismo modo que Internet es la base para la innovación digital (Chuen y Deng 2018a) [48].

Capítulo 4

El mercado de criptomonedas

4.1. Las inversiones en criptomonedas.

Una de las características de la mayoría de criptomonedas que más llama la atención es su volatilidad, pues, su valor exhibe importantes fluctuaciones tanto en periodos cortos, como en largos. Su inestabilidad genera un riesgo elevado, y con ello, altos retornos o pérdidas. En este sentido, son muchas las autoridades nacionales e internacionales que se han pronunciado al respecto y han publicado advertencias sobre los riesgos derivados del uso de criptomonedas.

En España, en 2018, el Banco de España y la Comisión Nacional de Mercado de Valores (CNMV) emitieron un comunicado conjunto sobre las criptomonedas y las ofertas iniciales de criptomonedas (ICOs) [53]. Además, el mismo día, la CNMV publicó unas consideraciones sobre criptomonedas y ofertas iniciales de criptomonedas (ICOs) dirigidas a los profesionales del sector financiero [51]. En la misma línea, en el año 2019, la Autoridad Europea de Valores y Mercados (ESMA) publicó el informe denominado “*Advice: Initial Coin Offerings and Crypto-Assets*” [8], en respuesta a la comunicación de la Comisión Europea “*Plan de acción en materia de tecnología financiera: por un sector financiero europeo más competitivo e innovador*” [50] publicada en 2018.

Así pues, a pesar de los evidentes riesgos a los que se exponen, los usuarios de criptomonedas realizan transacciones tanto con fines de inversión como especulativos, de modo que buscan aprovechar las elevadas fluctuaciones de sus precios. Analizando el uso de las criptomonedas, el BCE [15] clasifica los sistemas de criptomonedas en tres categorías: *cerrados* (son los que apenas tienen vínculo con la economía real), *con flujos unidireccionales* (se pueden adquirir con dinero real, pero posteriormente no pueden volver a cambiarlo) y *con flujos bidireccionales* (se pueden comprar y vender).

En lo que se refiere a los perfiles de los inversores en criptomonedas, el reciente estudio “*Understanding Cryptocurrency Holders in Europe*”, realizado por GlobalWebIndex para Bitpanda¹ [77], muestra que la mayoría son hombres, con un 78 %, frente al 22 % de las mujeres. Sobre la edad, los *millennials* representan el 33 % de los inversores, con edades comprendidas entre 25 y 34 años, mientras que el 25 % de los encuestados tiene menos de 25 años. Además, aproximadamente, un cuarto de los inversores tiene entre 35 y 44 años. Los encuestados con edades comprendidas entre 45 y 54 años suponen un 11 % del total. Los mayores de 54 son

¹El estudio se basa en una muestra de datos de cerca de 20.000, 5.000 de los cuales en Europa.

minoría, representando aproximadamente un 5% del total.

En general, a día de hoy, los usuarios de criptomonedas son minoría. La falta de profundos conocimientos informáticos y matemáticos para entender los algoritmos en los que están basadas estas monedas virtuales dificulta la comprensión de su funcionamiento y, como consecuencia de ello, incrementa la desconfianza hacia ellas, al igual que la falta de respaldo de las mismas por las autoridades reguladoras. Por lo tanto, su demanda varía en función de las circunstancias de cada región como, por ejemplo, el grado de desarrollo y la capacidad de adaptación de la misma.

4.1.1. Los tokens.

De acuerdo con William Mougayar, un token se define como *“una unidad de valor que una organización crea para gobernar su modelo de negocio y dar más poder a sus usuarios para interactuar con sus productos, al tiempo que facilita la distribución y reparto de beneficios entre todos sus accionistas”* (William Mougayar, 2016) [126].

El comportamiento de un token se define mediante un código de programación. Los primeros tokens criptográficos fueron los denominados *“colores coins”*, que consistían en pequeñas partes de bitcoins con un código específico. Cabe señalar que la mayoría de los tokens se basa en la tecnología de Ethereum, mediante la aplicación del estándar técnico *ERC20*.

Los tokens se desarrollan con distintos fines, sus diseñadores son los que deciden qué incluir dentro de ellos, pudiendo representar derechos sobre bienes y servicios fungibles, así como objetos de negociación. De modo que, los tokens son herramientas a través de las cuales se representan desde criptomonedas hasta activos financieros, inmobiliarios, mobiliarios, inmateriales y servicios.

Los tokens se clasifican en tres categorías (Momtaz, 2018a) [124], que se detallan a continuación:

- **Tokens de uso:** Con ellos su propietario adquiere el derecho de canjearlos en el futuro por los productos o servicios de la empresa emisora. Debido a la escasa regulación existente, los tokens de utilidad son los más extendidos.

- **Tokens financieros:** Sus características son similares a las acciones o participaciones de una compañía. De hecho, en Estados Unidos, su regulación coincide con la de estas últimas.
- **Tokens de criptomonedas:** Se trata de tokens de valor o medios de intercambios, a los que el Banco Central Europeo clasifica como criptoactivos, mientras que algunas otras jurisdicciones los consideran activos financieros.

Cabe destacar que a veces *“los tokens de uso y los financieros tienen características de token de pago, y por ello, son denominados tokens híbridos”* (Dobrautz y Klebeck, 2018, citado por Momtaz, 2018a) [124].

4.1.2. Las Ofertas Iniciales de Monedas (ICOs).

Las *Ofertas Iniciales de Monedas*, también denominadas *ICOs* (*de Initial Coin Offerings*), *“son contratos inteligentes en una cadena de bloques, diseñados para incrementar la financiación externa de una compañía mediante la emisión de tokens”* (Momtaz, 2018a) [124]. Este tipo de ventas de tokens es un proceso que se asimila a las Ofertas Públicas de Venta (OPVs), pero en lugar de emitir acciones para obtener capital, las empresas ofrecen tokens a sus inversores. Es un método de recaudación de fondos relativamente sencillo, en comparación con las OPVs, y se puede aplicar a todo tipo de proyectos, con el objetivo de sostenerlos.

Cabe explicar que *“la mayoría de los tokens no transmiten la propiedad de derechos. En su lugar, contienen el derecho a comprar un producto o servicio de un proyecto ICO una vez que este este disponible en el mercado”* (Momtaz, 2018a) [124]. Destacan la ICO de la aplicación de mensajería instantánea Telegram y la ICO del token EOS, 1,7 mil millones de dólares estadounidenses y 3,6 mil millones de dólares estadounidenses, respectivamente. Otro ejemplo de éxito es el caso del proyecto de desarrollo de un nuevo navegador web, que llegó a recaudar 35 millones de dólares estadounidenses en tan solo 30 segundos, en mayo de 2017 (Momtaz, 2018b) [125].

En cuanto a la duración de las ICOs, algunas duran tan solo un día, mientras que otras se extienden a más de un año. Una de las características que comparten la mayoría de ellas es que están basadas en la Blockchain de Ethereum (ERC20). De hecho, en el período comprendido

entre enero y noviembre de 2018, se crearon 21.000 tokens basados en ERC20, lo que supone más del 80 % de la cuota de mercado (Momtaz, 2018b) [125].

Cabe mencionar que, durante los últimos meses, las ICOs han estado en el punto de mira, debido a las estafas documentadas y las actividades fraudulentas, relacionadas con la imposibilidad de reclamar el dinero invertido por parte de los inversores y a la incertidumbre de su mercado, junto con su rápido crecimiento a nivel global. Son muchos los supervisores de mercados de valores preocupadas por este tipo inversiones y ya han emitido todo tipo de advertencias al respecto.

En España, en el año 2017, la CNMV divulgó dos comunicados publicados por la ESMA sobre las ICOs, el primero alertando a las entidades que decidan participar en este tipo de ofertas sobre la necesidad de conocer los requisitos regulatorios [6] y, el segundo, advirtiendo a los inversores sobre el elevado riesgo derivado de estas inversiones [7], seguidos de una nota de prensa al respecto [52]. Asimismo, en 2018, la CNMV publicó al respecto las consideraciones y el comunicado, emitido en colaboración con el Banco de España, mencionados al principio de esta sección ([51], [53]). Tal y como destacan el Banco de España y la CNMV en su comunicado conjunto [53], una de las publicaciones más relevantes sobre este asunto a nivel global, es el comunicado de la Organización Internacional de Comisiones de Valores (IOSCO) de enero de 2018 que, adicionalmente, incluye un enlace a las comunicaciones emitidas por múltiples autoridades financieras [133].

Asimismo, algunas de las compañías tecnológicas más importantes e influyentes a nivel mundial han tomado medidas al respecto, limitando las publicaciones relativas a este tipo de inversiones. A principios de 2018, Google y algunas de las principales redes sociales, entre ellas, Facebook y Twitter, prohibieron los anuncios de ICOs en sus plataformas (Momtaz, 2018a) [124], con el fin de proteger a sus usuarios.

4.1.3. Las DAICOs.

En enero de 2018, Vitalik Buterin, cofundador de Ethereum y Bitcoin Magazine, sugirió la implementación de las DAICOs (DAO + ICOs)². Una DAICO se considera una ICO mejorada.

²Una DAICO consiste en la fusión entre las Organizaciones Autónomas Descentralizadas (DAO) y las Ofertas Iniciales de Monedas (ICOs).

Ambas se distinguen por el acceso de los inversores a los fondos y a información detallada sobre el progreso del proyecto. En una ICO, una vez que esta finalice, los desarrolladores del proyecto tienen total acceso al capital recaudado y si no se alcanza el importe previamente fijado, deben reembolsar las inversiones, pero si cumplen las expectativas, no tiene la obligación de rendir cuentas a los inversores. A cambio, en una DAICO se incluye un mecanismo de seguridad denominado *TAP*, que reduce el riesgo que implica este tipo de inversiones. A través de dicho mecanismo, los inversores pueden ejercer control financiero sobre el capital y, además, pueden votar un posible aumento del TAP o la devolución de los fondos restantes, en caso de que no estén conformes con el progreso del proyecto.

4.1.4. Los contratos de futuros de Bitcoin.

Los primeros contratos de futuros de Bitcoin se negociaron a finales de 2017. La pionera en ofrecer este servicio fue la *Bolsa de Derivados de Chicago* (Chicago Board Options Exchange, cuyas siglas son CBOE), considerada el mercado de futuros más grande de Estados Unidos, que comenzó el 10 de diciembre de 2017, y una semana después la siguió la *Bolsa Mercantil de Chicago* (Chicago Mercantile Exchange, cuyas siglas son CME). Cabe mencionar que en marzo de 2019, la CBOE anunció que dejaba de ofrecer este tipo de contratos.

La principal diferencia entre los productos ofrecidos por las dos bolsas es el importe del contrato, en el primer caso era de un bitcoin, basándose en el precio de subasta de Gemini a las 20:00 UTC, en la fecha final de liquidación. En el segundo, se trata de cinco bitcoins, utilizando la Tasa de Referencia de Bitcoin de CME, un índice compuesto por los precios de Bitstamp, Kraken, itBit y GDAX, a las 19:45 UTC, en la fecha final de liquidación. Los vencimientos de los contratos también varían, pues los futuros lanzados por CBOE eran a tres meses, habiendo contratos nuevos disponibles todos los meses, mientras que CME ofrece solo cuatro a lo largo del año, con vencimientos en marzo, junio, septiembre y diciembre.

En lo que respecta al volumen total de contratos de futuros de Bitcoin, es considerablemente más bajo que la totalidad de bitcoins intercambiadas mediante venta libre. No obstante, se observa un aumento de los contratos formalizados en el mercado de futuros de Bitcoin.

A continuación, se presentan gráficamente, los precios de venta y el volumen diario de los

futuros de Bitcoin desde los comienzos de cada una de las bolsas³.

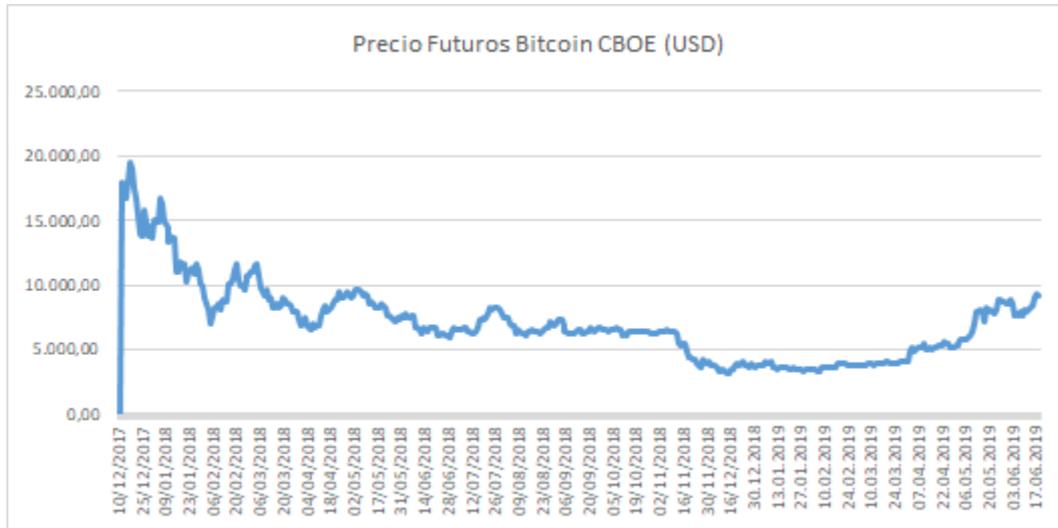


Figura 4.1: Precio de Futuros de Bitcoin en CBOE desde el 10/12/2017 hasta el 19/06/2019.

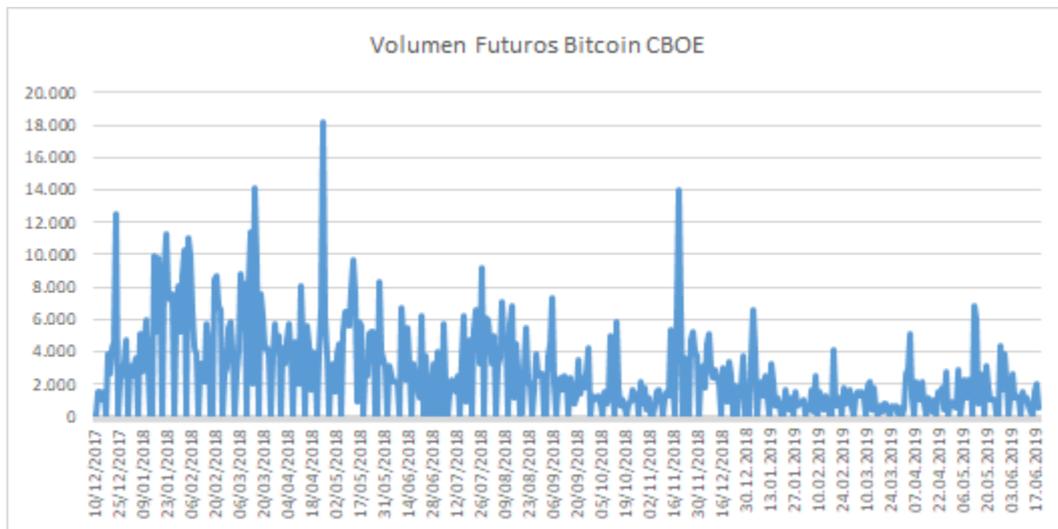


Figura 4.2: Volumen de Futuros de Bitcoin en CBOE desde el 10/12/2017 hasta el 19/06/2019.

³Los datos mostrados en los gráficos han sido extraídos de la plataforma de información Investing.com (<https://es.investing.com/crypto/bitcoin/cboe-bitcoin-futures> y <https://es.investing.com/crypto/bitcoin/bitcoin-futures>) el día 10 de octubre de 2020.

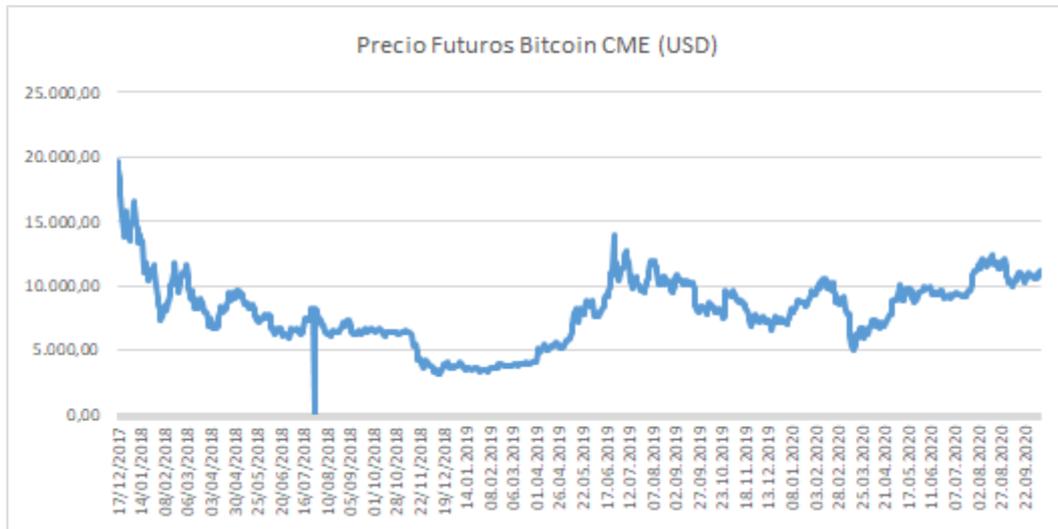


Figura 4.3: Precio de Futuros de Bitcoin en CME desde el 17/12/2017 hasta el 09/10/2020.

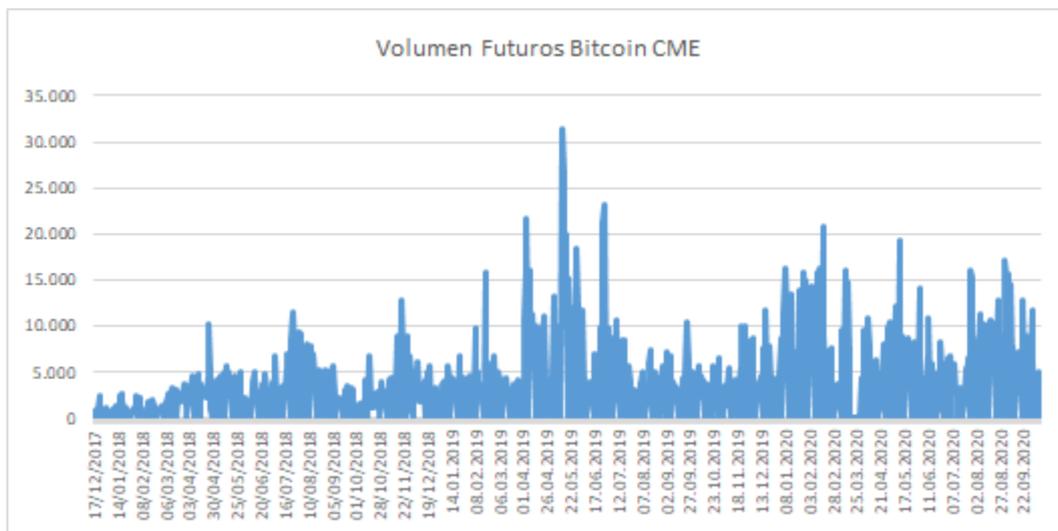


Figura 4.4: Volumen de Futuros de Bitcoin en CME desde el 17/12/2017 hasta el 09/10/2020.

Asimismo, las plataformas Binance, OKEx, Huobi, BitMEX, Bybit, FTX, Deribit, Kraken, CoinFlex, Bitfinex ofrecen la posibilidad de adquirir futuros tanto de Bitcoin como de Ethereum, mientras que bitFlyer y Bakkt (operada por Intercontinental Exchange, compañía matriz de la Bolsa de Nueva York) ofrecen solo futuros de Bitcoin. Binance lidera la venta de futuros de Bitcoin, con un volumen diario de 1,67 billones de USD, y Huobi es la plataforma

más utilizada para la compra de futuros de Ethereum, con un volumen diario de 1 billon de USD⁴.

Cabe destacar que, junto con los contratos de futuros, existen otros instrumentos financieros que han incluido los criptoactivos entre su oferta, como por ejemplo, los contratos por diferencia, las notas negociadas en bolsa (ETN) y los fideicomisos.

4.2. La capitalización del mercado de criptomonedas.

A pesar del elevado número de criptomonedas existentes, solo unas pocas alcanzan altos niveles de cotización y de ventas. A continuación, se exponen las cinco primeras, ordenada por mayor capitalización de mercado⁵.

1. Bitcoin (BTC).

Sin dudas, Bitcoin es la criptomoneda más valorizada hasta la fecha, pues, el 17 de diciembre de 2017 alcanzó su precio máximo, equivalente al importe de 19.475,80 USD, con una capitalización de mercado de 326.141.280.256 USD. Poco después, el 5 de enero de 2018, marcó un máximo histórico en volumen de ventas, 23.840.899.072 USD. Por el contrario, su precio más bajo registrado es de 68,50 USD, del 6 de julio de 2013 (284,32 veces más bajo que el precio máximo representado en el gráfico), fecha en la que su volumen aún era 0 USD y su capitalización mínima, 779.254.976 USD. En la actualidad, su precio es de 12.931,54 USD y su volumen 28.974.975.003 USD, mientras que su capitalización se sitúa en los 239.557.562.148 USD.

⁴Los datos han sido extraídos de la plataforma de información Skew (<https://analytics.skew.com/dashboard/bitcoin-futures> y <https://analytics.skew.com/dashboard/ether-futures>) el día 11 de octubre de 2020.

⁵Los datos con los que se han confeccionado los gráficos han sido extraídos de la plataforma de información CoinMarketCap (<https://coinmarketcap.com/>). Asimismo, los importes que representan a los distintos valores actuales de las criptomonedas han sido registrados el día 23 de octubre de 2020.

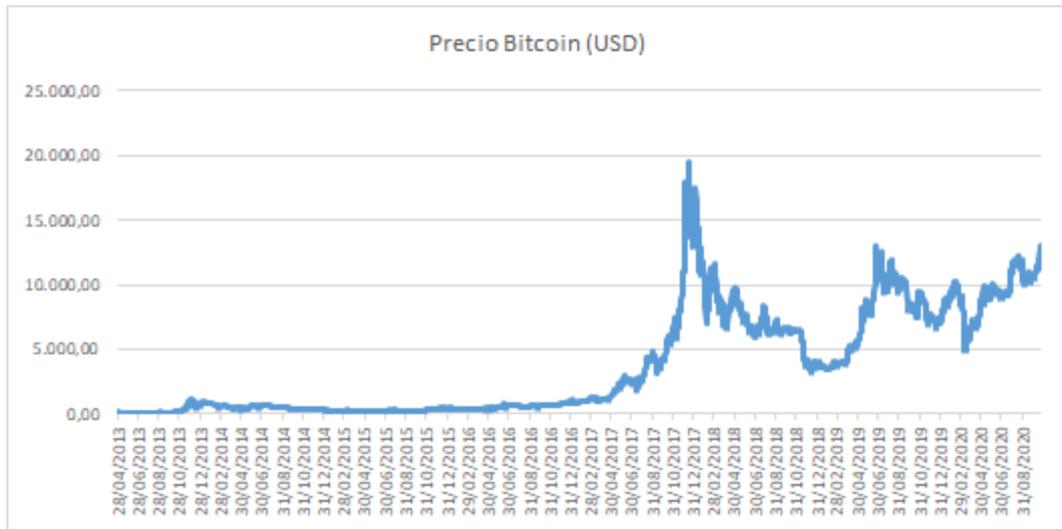


Figura 4.5: Precio de Bitcoin desde el 28/04/2013 hasta el 23/10/2020.

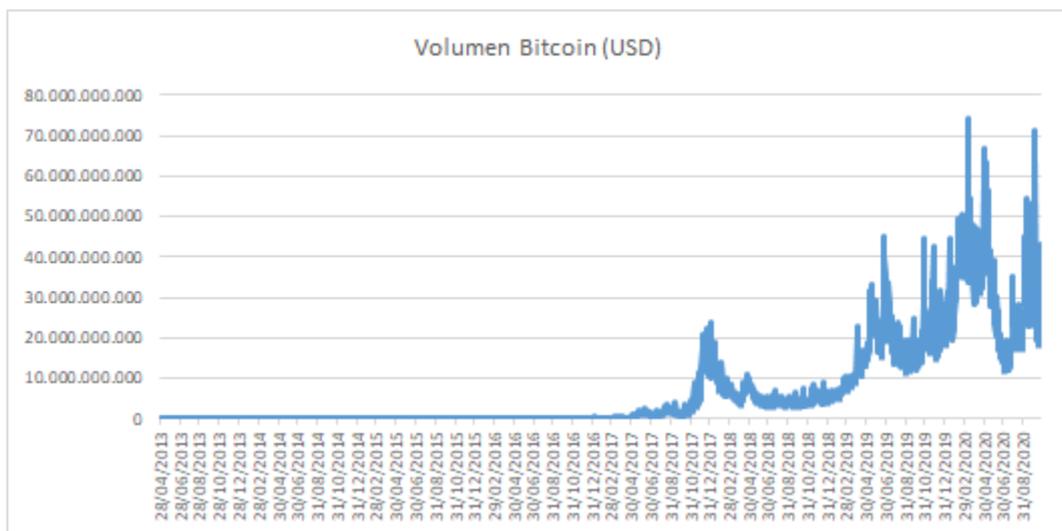


Figura 4.6: Volumen de Bitcoin desde el 28/04/2013 hasta el 23/10/2020.



Figura 4.7: Capitalización de mercado de Bitcoin desde el 28/04/2013 hasta el 23/10/2020.

2. Ethereum (ETH).

En lo que respecta a la criptomoneda Ethereum, esta marcó valores máximos de precio y capitalización, 1.397,48 USD y 135.503.314.944 USD, respectivamente, el 14 de enero de 2018. Su volumen máximo, de 9.214.950.400 USD, fue alcanzado cuatro días antes. Por otro lado, su volumen mínimo, 102.128 USD, tuvo lugar el 11 de octubre de 2015, mientras que su precio más bajo, 0,431589 USD (3.237,99 veces más bajo que el precio máximo representado en el gráfico), se registró diez días después y, su menor capitalización, 0 USD, el día de su lanzamiento. A fecha de hoy, su precio asciende a 409,77 USD, su capitalización a 46.356.841.440 USD y, su volumen a 14.256.222.052 USD.



Figura 4.8: Precio de Ethereum desde el 07/08/2015 hasta el 23/10/2020.

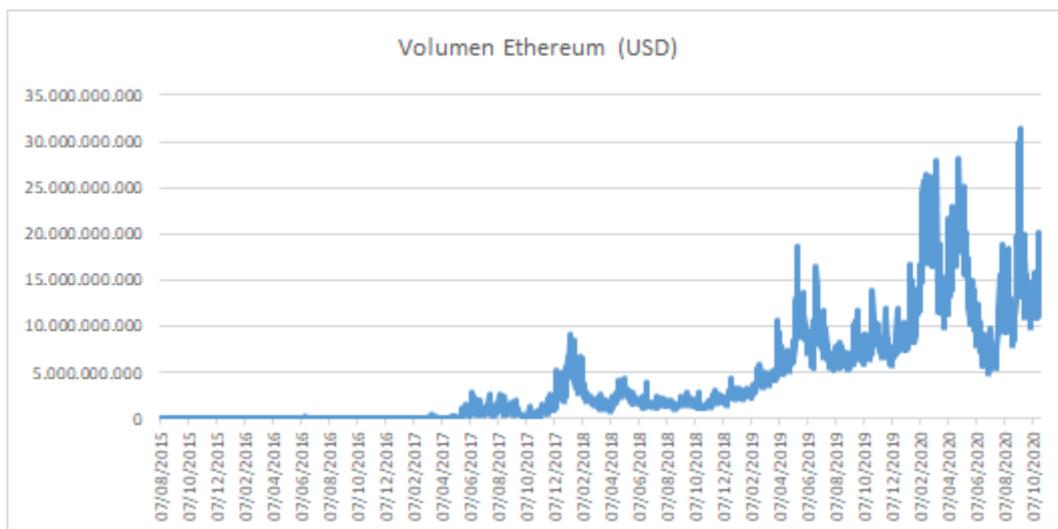


Figura 4.9: Volumen de Ethereum desde el 07/08/2015 hasta el 23/10/2020.



Figura 4.10: Capitalización de mercado de Ethereum desde el 07/08/2015 hasta el 23/10/2020.

3. Tether (USDT).

Tether alcanzó su precio máximo, 1,21 USD, durante dos días consecutivos, el 25 y el 26 de febrero de 2015. Su mayor volumen de ventas, 6.247.249.920 USD se produjo el 6 de febrero de 2018 y su mayor capitalización de mercado, 2.829.055.850 USD es muy reciente, del día 3 de septiembre de 2018. Sus valores mínimos, el precio de 0,571249 USD (2,12 veces más bajo que el precio máximo representado en el gráfico) y la capitalización de 143.726 USD, tuvieron lugar el 2 de marzo de 2015, y su volumen, de 0 USD, el 13 de mayo de 2015. Los valores que marca el día 23 de octubre de 2020 son 1,00 USD de precio, 45.364.336.403 USD de volumen y 16.146.334.298 USD de capitalización.

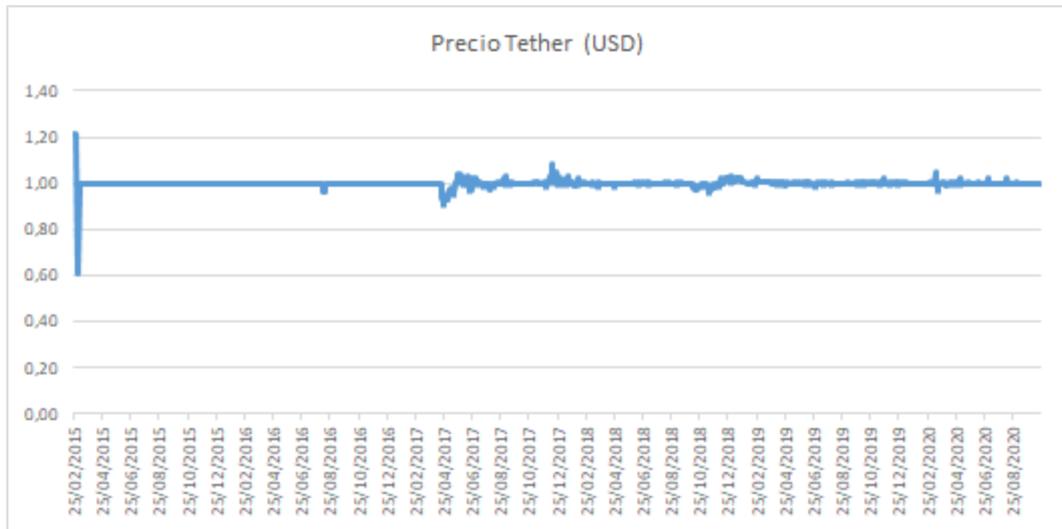


Figura 4.11: Precio de Tether desde el 25/02/2015 hasta el 23/10/2020.

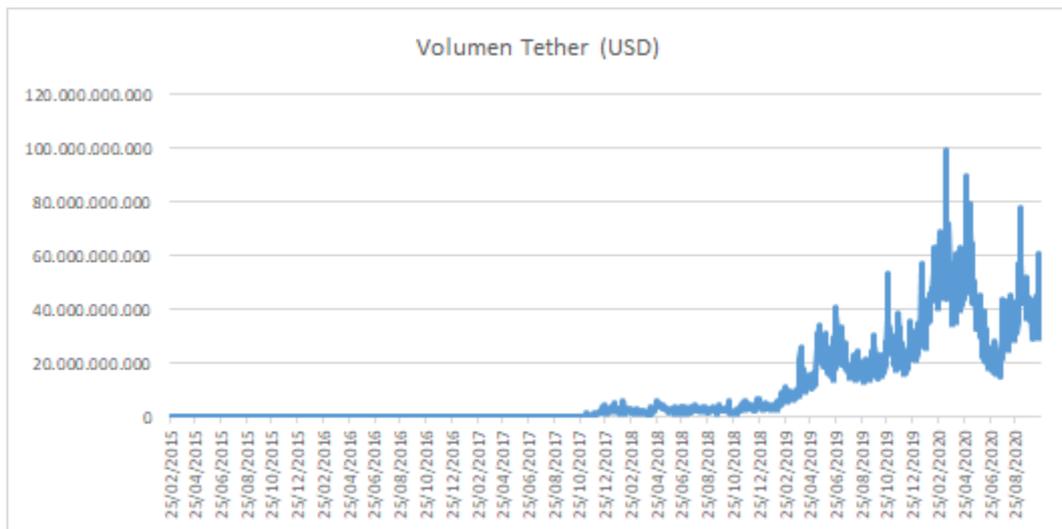


Figura 4.12: Volumen de Tether desde el 25/02/2015 hasta el 23/10/2020.



Figura 4.13: Capitalización de mercado de Tether desde el 25/02/2015 hasta el 23/10/2020.

4. Ripple (XRP).

El precio máximo de Ripple, 3,36 USD, se mostró el 8 de enero de 2018, al igual que su capitalización máxima, 130.301.689.856 USD. Su mayor volumen, 9.110.439.936 USD, se registró diez días después. En cuanto a los mínimos históricos, hasta el día 26 de diciembre de 2013 su volumen equivalía a 0 USD y, el 7 de julio de 2014, el precio de la criptomoneda y la capitalización de su mercado se situaban en 0,002809 USD (siendo el precio mínimo 1.196,16 veces más bajo que el precio máximo representado en el gráfico) y 21.960.300 USD, respectivamente. Actualmente, Ripple se puede adquirir por 0,254879 USD, siendo su volumen 2.125.734.863 USD y su capitalización 11.532.775.250 USD.

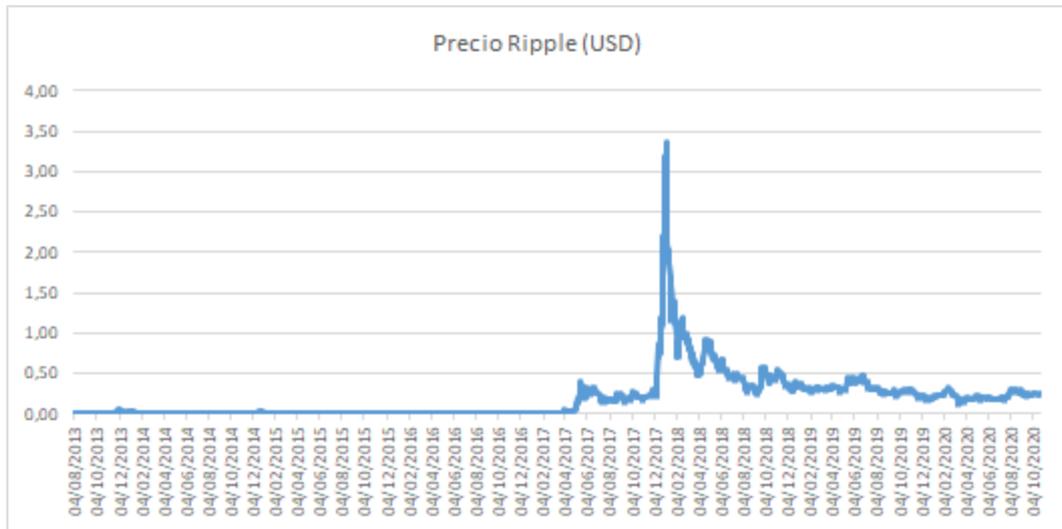


Figura 4.14: Precio de Ripple desde el 04/08/2013 hasta el 23/10/2020.

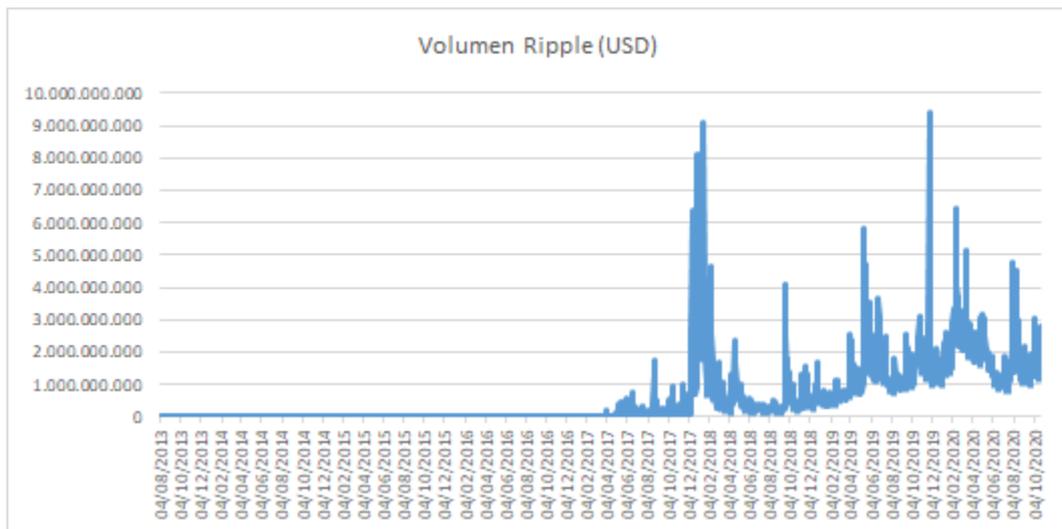


Figura 4.15: Volumen de Ripple desde el 04/08/2013 hasta el 23/10/2020.



Figura 4.16: Capitalización de mercado de Ripple desde el 04/08/2013 hasta el 23/10/2020.

5. Bitcoin Cash (BCH).

A diferencia de Bitcoin, Bitcoin Cash alcanzó sus máximos históricos el 21 de diciembre de 2017, cuando llegó a valer 3.909 USD, con una capitalización de mercado de 65.933.676.544 USD. Un día antes la criptomoneda alcanzó su mayor volumen de venta, 11.889.600.512 USD. Por otro lado, su precio más bajo se produjo el 6 de agosto de 2017, 212,18 USD (18,42 veces más bajo que el precio máximo representado en el gráfico). Poco antes, en concreto el 23 de julio de 2017, su volumen descendió hasta llegar a los 85.013 USD. En cuanto a su capitalización, hasta el 1 de agosto de 2017, su valor era 0 USD. En la actualidad, el precio de la criptomoneda es de 270,31 USD, su volumen 2.740.574.138 USD y su capitalización 5.015.085.466 USD.



Figura 4.17: Precio de Bitcoin Cash desde el 23/07/2017 hasta el 23/10/2020.

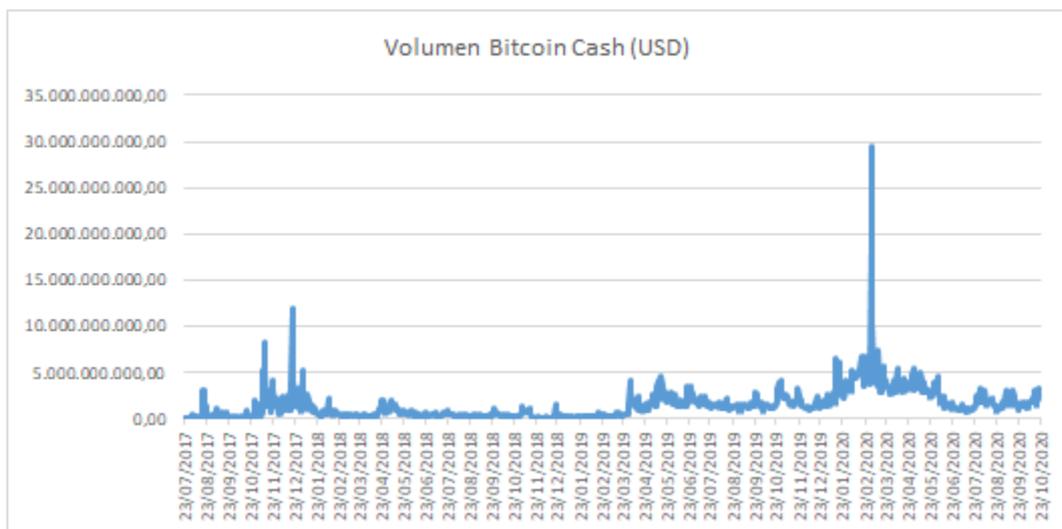


Figura 4.18: Volumen de Bitcoin Cash desde el 23/07/2017 hasta el 23/10/2020.



Figura 4.19: Capitalización de mercado de Bitcoin Cash desde el 23/07/2017 hasta el 23/10/2020.

4.3. Las plataformas de intercambio.

Las plataformas de intercambio juegan un papel fundamental en el ecosistema de las criptomonedas, pues, a través de ellas las criptodivisas pueden ser cambiadas por dinero fiduciario o por otras criptomonedas. Actualmente, existen más de 500 plataformas de intercambio de criptomonedas en el mercado, muchas de las cuales son accesibles solo dentro de algunas regiones, como por ejemplo, *Golix* en África, *AC* en Australia y *Einstein Exchange* en Canadá⁶. Cabe destacar que a la hora de escoger una plataforma de intercambio de criptomonedas, es fundamental revisar sus licencias y permisos de operar, siendo los requisitos para su obtención diferentes en los distintos países.

Según el estudio “*Global Cryptocurrency Benchmarking Study 2017*” [83], en el momento de la confección del mismo, la plataforma de información internacional CoinMarketCap recogía los datos de 138 plataformas de intercambio de criptomonedas. De acuerdo con el mismo estudio, solo el 35% de las plataformas de intercambio grandes dispone de licencia para operar, mientras que en el caso de las pequeñas ese porcentaje es superior, un 52%. En cuanto a su distribución, Europa es la zona con más plataformas de intercambios, un 37%,

⁶Según el sitio web Bitcoin.com (<https://news.bitcoin.com/the-number-of-cryptocurrency-exchanges-has-exploded/>).

seguida por Asia-Pacífico con un 27 %, América del Norte con un 18 %, y América Latina con un 14 %.

Las distintas plataformas de intercambio de criptomonedas funcionan de forma independiente y su volumen de transacciones varía, al igual que la oferta y la demanda. Cabe destacar que el mayor volumen de transacciones proviene de China, a pesar de que el país tiene una de las regulaciones más estrictas del mundo, en lo que se refiere a las criptomonedas.

4.3.1. Las plataformas de intercambio más conocidas del mercado.

- **Poloniex** (<https://poloniex.com/>).

Tomando como referencia el volumen de negocio de las distintas plataformas de intercambio de criptomonedas, vemos que *Poloniex*, fundada por Tristan D'Agosta en enero de 2014 y con sede en Wilmington, Delaware (Estados Unidos), es una de las principales. Cabe señalar que esta plataforma admite más de 115 criptomonedas, pero no permite las transacciones con monedas fiduciarias.

- **Yobit** (<https://yobit.net/en/>).

Yobit destaca por la variedad de criptomonedas con las que trabaja. Esta plataforma de intercambio de criptomonedas, que fue creada en Rusia en el año 2014, destaca por la amplia variedad de criptomonedas con las que trabaja, en concreto 618.

- **Bittrex** (<https://bittrex.com/>).

Bittrex es otra de las plataformas más populares en la actualidad y en lo que se refiere a su funcionamiento, guarda mucho parecido con *Poloniex*. La plataforma fue lanzada en Seattle, Washington en el 2013. Su página web admite transacciones con más de 190 diferentes criptomonedas y destaca por ser una de las plataformas de intercambio de criptomonedas con mayor volumen diario de transacciones.

- **Binance** (<https://www.binance.com/en>).

A pesar de ser una plataforma de intercambio de criptomonedas relativamente nueva, a lo largo de este año *Binance* se ha posicionado por delante de *Poloniex*. La plataforma fue fundada por Changpeng Zhao en China, en el 2017, pero poco después fue trasladada

a Japón, debido a las restricciones en el sector de las criptomonedas impuestas por parte del gobierno chino.

- **Bitstamp** (<https://www.bitstamp.net/>).

Bitstamp, por su parte, destaca por ser una de las primeras plataformas de intercambio. El proyecto fue lanzado por Nejc Kodrič y Damijan Merlak en Eslovenia en agosto de 2011, y posteriormente se incorporó en Reino Unido y en Luxemburgo, en 2013 y en 2016, respectivamente.

- **Coinbase** (<https://www.coinbase.com/>).

Poco después del lanzamiento de Bitstamp, en junio de 2012, Brian Armstrong y Fred Ehrsam fundaron *Coinbase* en San Francisco, California (Estados Unidos). La plataforma opera en 190 países, aproximadamente.

- **Kraken** (<https://www.kraken.com/>).

Otra de las mayores plataformas de intercambio de criptomonedas es *Kraken*, con sede en San Francisco, California (Estados Unidos). La plataforma fue creada en el año 2011 y actualmente tiene presencia en Estados Unidos, Canadá, la Unión Europea y Japón.

- **Bitfinex** (<https://www.bitfinex.com/>).

Bitfinex es otra de las plataformas más grandes a nivel mundial. Creada en el 2012, la plataforma tiene su sede en Hong Kong y está registrada en las Islas Vírgenes Británicas. Bitfinex opera en cerca de 52 países y permite transacciones con múltiples criptomonedas. Sin embargo, esta plataforma destaca por las controversias que la rodean, debido a los robos cibernéticos que ha sufrido.

4.3.2. Las plataformas de intercambio en Europa.

En Europa, destaca *Bitcoin Deutschland AG* (<https://www.bitcoin.de/es>), también conocida como *bitcoin.de*. La plataforma con sede en Herford, Alemania, y creada en el año 2011, es propiedad de la compañía Bitcoin Group SE. En 2013 *bitcoin.de* se asoció con el banco alemán Fidor Bank AG, y como consecuencia de ello, los usuarios que desean realizar transacciones con criptomonedas deben disponer de una cuenta bancaria en dicha entidad

financiera. Otra característica muy peculiar de esta plataforma es su colaboración con agencias gubernamentales en la lucha contra el crimen.

4.3.3. Las plataformas de intercambio en España.

En cuanto a las plataformas de intercambio de criptomonedas que operan en España, en la actualidad, su número asciende a 39. En la siguiente tabla se muestran dichas plataformas, así como sus respectivos sitios web y las criptomonedas con las que trabajan:

Plataforma de intercambio	Sitio web	Criptomonedas
ANXPRO	http://anxpro.com/	Bitcoin, Litecoin, Dogecoin, Stellar y Ripple
Anycoin Direct	https://anycoindirect.eu/	Bitcoin, Ethereum, Monero, Stratis, NEO, Pivx, Ethereum Classic y Litecoin
Belgacoin	https://www.belgacoin.com/	Bitcoin, Ethereum, Bitcoin Cash, Dogecoin y Litecoin
Bisq	https://bisq.network/	Bitcoin, Dash, Dogecoin y Litecoin
Bitboat	https://www.bitboat.net/es	Bitcoin
Bitcoin.de	https://www.bitcoin.de/	Bitcoin
Bitex	https://bitex.la/exchange	Bitcoin

Sigue en la página siguiente.

Plataforma de intercambio	Sitio web	Criptomonedas
Bitfinex	https://www.bitfinex.com/	Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin, Ethereum Classic, EOS, Bitcoin Cash, Monero, NEO, IOTA, OmiseGO, Dash, Zcash, Santiment, Bitcoin Gold, TRON, Qtum, Status, ETP, 0x, Golem, RCN, QASH, iExec, Eidoo, Basic Attention Token, Augur, Time New Bank, SpankChain, aelf, YOYOW, FunFair, Streamr, Ethfinex Nectar Token, AidCoin, Aventus, Decentraland y SingularDTV
Bitit	https://bitit.io/	Bitcoin
BitPanda	https://www.bitpanda.com/	Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, Bitcoin Cash y Ripple
Bitrush	https://www.bitrush.nl/	Bitcoin, Litecoin, Ethereum, Bitcoin Cash y Dash
Bitstamp	https://www.bitstamp.net/	Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum, Litecoin y Ripple

Sigue en la página siguiente.

Plataforma de intercambio	Sitio web	Criptomonedas
Bittrex	https://bittrex.com/	Soporta más de 190 criptomonedas, siendo las más destacadas Bitcoin, Ubiq, Litecoin, Blackcoin, Dash, Ethereum, Gambit y Gridcoin
Bity	https://bity.com/	Bitcoin, Ethereum y Augur
BL3P	https://bl3p.eu/	Bitcoin
CEX.io	https://cex.io/cards/	Bitcoin, Ethereum, Dash, Ripple, Zcash y Stellar
Changelly	https://changelly.com/	Ethereum, Monero, Zcash, Dash, Ripple, Steem y Ether Classic
Coinbase	https://www.coinbase.com/?locale=es	Bitcoin, Ethereum y Litecoin
CoinCorner	https://www.coincorner.com/	Bitcoin
Coinfloor	https://coinfloor.co.uk/	Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum, Litecoin, Ripple y Ethereum Classic
Coinhouse	https://www.coinhouse.com/	Bitcoin y Ethereum
Coinmama	https://www.coinmama.com/	Bitcoin y Ethereum

Sigue en la página siguiente.

Plataforma de intercambio	Sitio web	Criptomonedas
Cointed	https://www.cointed.com/	Bitcoin, Dash, Ethereum, Litecoin, Monero, Zcash y Ethereum Classic
Cryptoder	https://cryptoder.com/es/	Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Bitcoin Cash, Dash, IOTA, Ripple, Monero, Nem, EOS, Stellar, Dogecoin, Cardano, Waves, ZCash, Stratis, Qtum, Lisk y Tron
CryptoMkt	https://www.cryptomkt.com/es	Ethereum
Cubits	https://cubits.com/	Bitcoin
Gatecoin	https://gatecoin.com/	Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum, Litecoin y Ethereum token
GDAX	https://www.gdax.com/	Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum y Litecoin
Group BTC	https://www.groupbtc.com/es	Bitcoin
HappyCoins	https://www.happycoins.com/	Bitcoin
itBit	https://www.itbit.com/	Bitcoin

Sigue en la página siguiente.

Plataforma de intercambio	Sitio web	Criptomonedas
Kraken	https://www.kraken.com/	Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum, Dash, EOS, Gnosis, Litecoin, Monero, Ripple, Stellar, ZCash, Augur y Melon
LakeBTC	https://www.lakebtc.com/	Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Bitcoin Cash y Ripple
LocalBitcoins	https://localbitcoins.com/	Bitcoin
Mycelium Local Trader	https://www.mycelium.com/	Bitcoin
Paymium	https://paymium.com/	Bitcoin

Sigue en la página siguiente.

Plataforma de intercambio	Sitio web	Criptomonedas
Poloniex	https://poloniex.com/	Ethereum, Ripple, Litecoin, Bitcoin Cash, Monero, NEM, Omni, Stellar, Ethereum Classic, Dash, Zcash, Dogecoin, Bit-Shares, MaidSafeCoin, Sia-coin, OmiseGO, Storj, DigiByte, Stratis, Viacoin, Lisk, Ox, Decred, Burst, Synereo AMP, Vertcoin, Factom, LBRY Credits, NXT, Sys-coin, Augur, Bytecoin. GameCredits, Golem, STEEM, Ardor, Civic, Expanse, Rie-coin, BlackCoin, CLAMS, PascalCoin, Gnosis, Einsteinium, Bela, Primecoin, Florincoin, Gas, VeriCoin, NAVCoin, PotCoin, Counterparty, Radium, Peercoin, Steem Dollars, BitcoinDark, Bitmark, Gridcoin Research, Neoscoin, Pinkcoin, Vcash, Nexium, FoldingCoin, Huntercoin, Bitcoin-Plus, Namecoin y BitCrystals

Sigue en la página siguiente.

Plataforma de intercambio	Sitio web	Criptomonedas
Safello	https://safello.com/	Bitcoin
VirWox	https://www.virwox.com/index.php	Bitcoin

Cuadro 4.1: Plataformas de intercambio de criptomonedas en España.

4.4. Las plataformas de información.

Existen sitios web, denominados *plataformas de información*, que permiten identificar las cotizaciones de las criptomonedas más importantes del mercado en tiempo real. Además, recientemente, Google ha incorporado la visualización del precio de Bitcoin en tiempo real en su conversor de divisas. A continuación, se detallan las principales plataformas de información:

- **CoinDesk Bitcoin Price Index** (<https://www.coindesk.com/price/>).

En cuanto a *CoinDesk Bitcoin Price Index*, también conocido bajo el nombre de *Índice de CoinDesk BPI*, este fue lanzado en septiembre de 2013 por la plataforma Coindesk, fundada por Shakil Khan. Cabe mencionar que los datos que se tienen en cuenta para el cálculo del índice en USD son extraídos de las plataformas Bitstamp, Bitfinex, GDAX, itBit y OKCoin.

- **Winklevoss Index** (<https://winkdex.com/>).

El *Índice Winkdex*, junto con el anterior, es la principal plataforma de información sobre criptomonedas. Creada por los hermanos Cameron y Tyler Winklevoss en el 2014, se caracteriza por realizar los cálculos en base a los datos de las tres plataformas de mayor volumen de ventas observados en un plazo anterior a dos horas (Chuen y Deng 2018) [48]. La plataforma de información ofrece el índice denominado “*Winklevoss Blended Indices (WBxI)*”, que incluye el *Winklevoss Blended Bitcoin Index (WBBI)* y el *Winklevoss Blended Ethereum Index (WBEI)*. De modo que, el índice WBxI es el promedio ponderado del volumen en 10 minutos que descarta la cantidad de los precios por debajo del 5^o y por encima del 95^o percentil.

- **Índice CRIX** (<http://thecrix.de/>).

El *Índice CRIX*, propuesto por Härdle y Trimborn (2015) y, posteriormente investigado por Trimborn y Härdle (2016), muestra los precios promedios de las principales criptomonedas del mercado, de modo que se asimila a un índice bursátil (Chuen y Deng 2018) [48]. Este índice se calcula en base a 30 criptomonedas, aproximadamente, usando métodos estadísticos de series de tiempo.

- **Bitcoin Wisdom** (<https://bitcoinwisdom.com/>).

Bitcoin Wisdom también es una de las plataformas de información más populares. La plataforma ofrece información sobre el precio de Bitcoin en tiempo real, ilustrando los datos recopilados de las principales plataformas de intercambio en gráfico, entre ellas, Bitfinex, Bitstamp y Coinbase.

- **CoinMarketCap** (<https://coinmarketcap.com/>).

CoinMarketCap es otra de las plataformas de información relevantes, que al igual que las siguientes dos plataformas, permite consultar los precios y los volúmenes de diversas criptomonedas. La plataforma rastrea la capitalización de mercado de todas las criptomonedas activas en el mercado y muestra su precio promedio ponderado.

- **CoinGecko** (<https://www.coingecko.com/en>).

CoinGecko, por su parte, clasifica las criptomonedas teniendo en cuenta su liquidez, actividad desarrollada, comunidad e interés público.

- **Coinhills** (<https://www.coinhills.com/>).

Coinhills rastrea tanto el precio de varias criptomonedas, como la actividad de negociación en las plataformas de intercambio (Chuen y Deng 2018) [48].

- **LocalBitcoins.com** (<https://localbitcoins.com/es/>).

LocalBitcoins.com ofrece a sus usuarios la posibilidad de localizar usuarios que se encuentran cerca, para realizar transacciones con criptomonedas con ellos.

4.5. Las plataformas de préstamos de criptomonedas.

Además de las plataformas anteriormente mencionadas, existen otras basadas en transacciones con criptomonedas. Entre ellas, destacan las plataformas especializadas en préstamos de criptomonedas, un modelo de Fintech relativamente nuevo. La pionera fue *BTCjam*, fundada por Celso Pitta en San Francisco (Estados Unidos) en el 2012, seguida por *Bitbond* que fue lanzada en el año 2013 por Robert Nasiadek, Radoslav Albrecht y Jürgen Walter, y *BitLendingClub*, creada por Kiril Gantchev en Bulgaria en el 2014. Estas dos plataformas dejaron de operar en el año 2017, siendo los requisitos regulatorios el principal motivo de sus cierres.

Asimismo, Bitbond es una plataforma de crowdlending que ofrece préstamos a PYMES, a través de la aplicación de Bitcoin en las transferencias de fondos, y concede los préstamos en moneda fiduciaria. Además, la plataforma conecta prestamistas con prestatarios y permite a los usuarios presentar sus proyectos de negocios (Chuen y Deng 2018b) [49]. Existen también otras plataformas de préstamos de criptomonedas que llevan menos tiempo en el mercado, por ejemplo, *ETHLend* y *SALT*. La primera funciona mediante contratos inteligentes, mientras que la segunda ofrece a sus usuarios préstamos respaldados por Blockchain. Cabe mencionar que, algunas de las plataformas de intercambio de criptomonedas como, por ejemplo, Poloniex, también ofrecen el servicio de préstamos a sus usuarios.

4.6. Los monederos electrónicos.

Muchas de las plataformas de intercambio de criptomonedas ofrecen servicio de almacenamiento a sus usuarios. Sin embargo, este método de almacenamiento no se considera seguro, ya que han sido múltiples los ataques cibernéticos a dichas plataforma en los cuales se ha sustraído grandes cantidades de criptomonedas. Por ello, algunas plataformas de intercambio como Coinbase, Xapo y BitGo ofrecen a sus clientes la posibilidad de contratar un seguro de depósitos.

Últimamente, el número de compañías que venden monederos electrónicos encriptados, también denominados *wallets*, ha aumentado. Existen diferentes tipos de monederos electrónicos, de modo que los clientes que eligen proteger a sus inversiones con estos productos pueden

acceder a su monedero a través de las páginas web de los proveedores, las aplicaciones móviles o los softwares descargados en sus equipos. De modo que, los monederos de criptomonedas pueden ser independientes o no, siendo la diferencia entre ambos la posibilidad de acceso y control por parte del proveedor.

Por otra parte, los monederos se clasifican en dos modelos, los primeros ofrecen servicios de almacenamiento *“en caliente”*, y los segundos *“en frío”*, estos últimos también conocidos como monederos privados o externos. Los primeros funcionan en línea, mientras que con los segundos se trabaja a través de dispositivos de hardware, fuera de línea. Las recomendaciones generales al respecto indican que se debe optar por el almacenamiento en frío, pues se considera más seguro que cualquier otro método, ya que la eliminación de la necesidad de conexión a Internet suprime los riesgos de ataques cibernéticos. De hecho, los monederos externos son los más usados, seguidos de los de software y, en último lugar, de los que funcionan en línea.

Respecto a la usabilidad de los monederos electrónicos, según los datos proporcionados en el informe *“Global Cryptocurrency Benchmarking Study 2017”*⁷ [83], en mayo del mismo año existían entre 2,9 millones y 5,8 millones de usuarios únicos de monederos de criptomonedas. Destaca también el hecho de que el número de empleados en el sector ascendiera a 2.000.

En general, la seguridad a la hora de almacenar los criptoactivos es fundamental, ya que últimamente los robos han aumentado de forma significativa. Según Hackmageddon, durante los primeros nueve meses de 2018 se han sustraído criptomonedas por un valor total de más de 854 millones de dólares estadounidenses, en todo el mundo. Los ciberataques son los robos con mayor protagonismo en este sector, aunque también existen otras formas de sustraer criptoactivos. Según CipherTrace, compañía de ciberseguridad especializada en Blockchain y criptodivisas, durante los primeros tres trimestres de 2018 se han sustraído 927 millones de dólares estadounidenses. Estas cifras corresponden solo a los robos que se hicieron públicos, ya que la empresa asegura disponer de información sobre la sustracción de más de 60 millones de dólares estadounidenses que no fueron comunicados públicamente.

⁷Datos recogidos de 150 compañías y particulares del sector criptográfico

4.7. Los cajeros de criptomonedas.

Los cajeros de criptomonedas son cajeros automáticos, ubicados en tiendas u oficinas, que normalmente tienen una funcionalidad bidireccional y permiten a sus usuarios tanto comprar como vender criptomonedas mediante transacciones en efectivo. No obstante, algunos de estos dispositivos solo permiten comprar monedas criptográficas.

Asimismo, algunos de estos cajeros funcionan solo con Bitcoin, mientras que otros operan también con más criptomonedas, como Ethereum, Dash, Litecoin, Zcash, Monero y Dogecoin. Cabe mencionar que las tarifas de transacciones en los cajeros son más elevadas que las que aplican las plataformas de intercambio, pudiendo alcanzar el 7% y una tasa de cambio de 50 dólares estadounidenses.

4.7.1. Los cajeros de criptomonedas en el mundo.

A nivel internacional, el primer cajero automático de Bitcoin fue instalado en una cafetería en Vancouver, Canadá, en el año 2013. En la actualidad, el número de cajeros de Bitcoin en el mundo asciende a 10.853⁸. Más de la mitad de ellos, en concreto 8.703 cajeros de criptomonedas, están instalados en Estados Unidos. El segundo lugar lo ocupa Canadá, con 900 cajeros, seguido por Reino Unido (281 cajeros), Austria (150 cajeros), y España (101 cajeros).

4.7.2. Los cajeros de criptomonedas en España.

Según Coin ATM Radar⁹, España está en el puesto número 5, por detrás de Austria. En el mercado nacional hay 102 cajeros automáticos instalados, 22 de los cuales están en Barcelona y, 12 en Madrid, siendo los principales proveedores de cajeros de criptomonedas en España las compañías Bit2Me y GroupBTC.

⁸Consulta realizada en la página web Coin ATM Radar (<https://coinatmradar.com/>) el día 9 de octubre de 2020.

⁹Consulta realizada en la página web Coin ATM Radar (<https://coinatmradar.com/country/199/bitcoin-atm-spain/>) el día 9 de octubre de 2020.



Figura 4.20: Mapa de los cajeros de criptomonedas en España.

4.8. Las criptomonedas como medio de pago.

A pesar del riesgo que conlleva el uso de las criptomonedas, en la actualidad, los bienes y servicios que se pueden adquirir con criptomonedas son múltiples: casas, vehículos, electrónica, ropa, productos de alimentación, billetes de avión, hoteles y restaurantes, entre otros. A continuación, se exponen algunos de las principales características de este método de pago.

Este tipo de transacciones se considera irreversible, ya que el pago se realiza después de adquirir el artículo o prestar el servicio, y una vez registrado, no puede ser cancelado. De modo que, se reduce el riesgo de impago por parte de los clientes y, estos últimos, por su parte, evitan posibles cargos no autorizados en sus cuentas.

Las confirmaciones de este tipo de transacciones pueden tardar hasta 20 minutos, dependiendo del tipo de criptomoneda. Una vez finalizado el pago, tanto el usuario como el comercio reciben una notificación y la transferencia se realiza hasta una hora después. En cuanto a las comisiones de este tipo de transferencias, muchas plataformas de intercambio cobran entre un 0,5% y 1% por cada transacción.

En el caso de las transacciones de Bitcoin y Blockchain, los tiempos de las confirmaciones de las transacciones y las respectivas comisiones se podrían reducir utilizando el protocolo que mejora la escalabilidad “*Lightning Network*”. Se trata de una red descentralizada para micropagos, que utiliza la funcionalidad de contrato inteligente en la cadena de bloques para permitir pagos instantáneos con muy bajas comisiones a través de una red de participantes.

4.8.1. Los pagos virtuales.

En lo que respecta a los comercios en línea que aceptan pagos en Bitcoin, son de índole muy diversa, predominando las tiendas online y el sector turístico. Un ejemplo de ello son las agencias de viajes AirBaltic, BTCTrip, CheapAir, Destinia, Expedia, Flyhi y Webjet Exclusives. Destaca también la compañía de equipos informáticos Dell, que acepta bitcoins desde el año 2014. Microsoft, Mozilla, Overstock, Steam, Egifter, Shopify y Etsy también permiten a sus clientes elegir la opción de pago en Bitcoin. Cabe destacar que, Amazon no permite este tipo de pagos, pero sus productos se pueden adquirir a cambio de las criptomonedas Bitcoin o Bitcoin Cash a través de la plataforma en línea Purse.io.

4.8.2. Los pagos físicos.

En los últimos años, el número de transacciones con criptomonedas ha aumentado, y con ello, los comercios que aceptan estas monedas como método de pago. En el caso de Bitcoin, su usabilidad real se puede consultar en el sitio web Coinmap¹⁰. Cabe destacar que este mapa no refleja la totalidad de comercios que aceptan Bitcoin, ya que no existe un registro oficial de los mismos. Sin embargo, se trata de una recopilación muy completa, en comparación con otras fuentes. En él se puede ver el número total de comercios en los que se puede pagar en bitcoins, ascendiendo el número de los mismos a 19.867¹¹. De ellos, 651 se encuentran en España y, 146 en la provincia de Madrid. Los establecimientos que predominan son del sector hostelero y los comercios al por menor. Asimismo, recientemente, han sido instaladas diversas máquinas expendedoras que permiten pagos en criptomonedas.

¹⁰Mapa mundial de aceptación de Bitcoin que indica qué negocios permiten pagos con la criptomoneda (<https://coinmap.org/>).

¹¹Consulta realizada el 11 de octubre de 2020.

4.9. La regulación de los criptoactivos.

La regulación de los criptoactivos varía en función del país o el estado. Así pues, algunas autoridades han regulado ciertos aspectos del uso de criptoactivos, mientras que los Gobiernos de otros países ha establecido una prohibición total al respecto.

4.9.1. La regulación de los criptoactivos.

El debate político sobre las criptomonedas ha sido intenso durante los últimos años, debido al crecimiento de su mercado, hecho que reflejan los múltiples pronunciamientos realizados por los representantes de los distintos Estados sobre los aspectos legales de su uso. En realidad, las preocupaciones de las autoridades internacionales sobre la legalidad y la seguridad de los sistemas de criptomonedas, han estado presentes desde sus comienzos. Ya en el año 2011, los senadores estadounidenses Charles Schumer y Joe Manchin expresaron su preocupación por el uso de Bitcoin para fines ilegales ante el fiscal general y la Administración de Control de Drogas.

De hecho, son muchas las autoridades de supervisión y otras agencias gubernamentales, al igual que los bancos centrales que han mostrado su postura públicamente, mediante advertencias, declaraciones, aclaraciones y acciones, y han tomado medidas regulatorias. Algunos países o estados han optado por prohibir el uso de las criptomonedas, mientras que otros han decidido conceder licencias de distinta índole. En Europa, la autoridad encargada de supervisar el volumen de negocio y la dinámica de las principales criptomonedas y, además, su vínculo con el sector financiero tradicional, es el Eurosistema.

Así pues, en el año 2012, con el fin de aportar más claridad sobre las criptomonedas, el Banco Central Europeo (BCE) publicó un informe denominado “*Virtual currency schemes*” [15], siendo este pionero y basándose en gran parte en datos de publicaciones en Internet, ya que no existían publicaciones previas al respecto de otros bancos centrales, organizaciones internacionales y autoridades públicas. En dicho informe, las monedas virtuales se consideran parecidas al dinero y cuentan con un sistema de pago minorista propio, aspectos que se cubren bajo el término “*sistema de moneda virtual*”. Después de un estudio exhaustivo, el BCE concluyó que los sistemas de monedas virtuales no ponen en riesgo la estabilidad de precios,

siempre que la emisión de dinero sea estable, ni tampoco ponen en peligro la estabilidad financiera, ya que su conexión con la economía real es limitada, al igual que su aceptación, y además, su volumen de negocio es bajo.

Por su parte, la Autoridad Bancaria Europea emitió un comunicado con advertencias sobre los riesgos derivados del uso de las criptomonedas en el año 2013, así como un Dictamen sobre las monedas virtuales [5]. En la misma línea, en los años 2013 y 2014, el Banco Mundial organizó dos conferencias para discutir los desafíos legales y regulatorios de las criptomonedas.

Poco después, en 2015, el BCE [16] volvió a analizar los sistemas de criptomonedas, y emitió un informe al respecto, basándose en un análisis complementario llevado a cabo por los bancos centrales del Eurosistema, y reiterándose en la consideración general recogida en su informe anterior.

Según el último informe sobre los criptoactivos emitido por el BCE en el 2019 [17], los principales riesgos que presentan las criptomonedas son relativos al blanqueo de dinero, el financiamiento de terrorismo y la protección del consumidor. Asimismo, el regulador considera que el tamaño del sector sigue siendo relativamente pequeño, con una vinculación con la economía real limitada, y debido a ello, actualmente, el mercado de las criptomonedas no tiene una implicación directa en la política monetaria. En cuanto a su repercusión en el sistema financiero, su valor combinado es relativamente pequeño.

En este sentido, cabe destacar que, en la actualidad, el volumen de transacciones con criptomonedas aún es muy bajo en comparación con el volumen de transacciones bancarias tradicionales. De hecho, el valor total de las criptomonedas existentes tan solo alcanza el 1% del PIB mundial, aproximadamente. Por ello, su uso no presenta riesgo alguno para la estabilidad financiera global, tal y como destacó el presidente del Consejo de Estabilidad Financiera (FSB) y gobernador del Banco de Inglaterra, Mark Carney, en marzo de 2018.

A pesar de ello, debido a algunas de las características que las criptomonedas comparten con los sistemas de pago, su comportamiento especulativo y su uso para adquirir bienes y servicios tanto en línea como en algunos comercios, los bancos centrales, como responsables del control, la regulación y la supervisión de las políticas monetarias, examinan periódicamente su impacto en la estabilidad del sistema de pagos, la financiera y los precios, evaluando su evolución y la necesidad de regulación.

Dado que los proveedores, los operadores y los usuarios de criptoactivos y productos y servicios relacionados con los mismos intervienen a nivel internacional, no existen fronteras para este tipo de transacciones. Cada país tiene su propia jurisdicción, lo que dificulta bastante la confección de normas que puedan regular los criptoactivos de forma conjunta. La falta de vínculos de los criptoactivos a un país o estado dificulta la elaboración y aplicación de legislación al respecto. No obstante, en la Unión Europea, las distintas legislaciones al respecto de los Estados miembros se pueden armonizar y de este modo, lograr un marco jurídico común, gracias a los mecanismos de los que dispone como, por ejemplo, las Directivas europeas.

La preocupación por la protección al consumidor, la garantía de la integridad del mercado y la búsqueda de una mayor transparencia en las transacciones son unos de los principales motivos por los que las distintas autoridades estudian la regulación de las criptomonedas. Todas ellas consideran fundamental regular de forma eficaz a este tipo de instrumentos financieros y crear mecanismos que protejan a los usuarios frente a robos y fraudes. De hecho, *“la protección de los consumidores es un requisito para el éxito de la industria a largo plazo”* (Chuen y Deng 2018b) [49], pues con ella se facilitaría la entrada de capital en el mercado.

Por otro lado, el blanqueo de dinero, la financiación de armas, del terrorismo y de las drogas, la evasión fiscal, la fuga de capitales y la corrupción, son actividades que antes se llevaban a cabo mediante otros métodos de pago como Hawala y Western Unión, y actualmente a menudo se realizan a través de transacciones con criptomonedas, debido a su anonimato, irrevocabilidad, rapidez y alcance mundial. Estas cuestiones preocupan bastante a los reguladores, y por ello, muchos gobiernos han decidido retrasar o rechazar su aceptación e implementación. Sin embargo, algunos expertos opinan que una coherente regulación a nivel internacional podría servir para prevenir, reducir y controlar estos flujos.

Sin embargo, muchos países ya han regulado el uso de criptoactivos y, además, algunos de ellos han visto en ellos una oportunidad de promover su crecimiento económico y ofrecen diversas ventajas y facilidades para las compañías tecnológicas que operan en ellos. De modo que, esas regiones están aprovechando la tendencia para atraer a startups del sector criptográfico de todo el mundo. Un ejemplo de ello es Suiza, que es considerada el “Silicon Valley” de las criptomonedas.

4.9.2. Naturaleza y tributación de los cryptoactivos

En cuanto a la naturaleza jurídica de las criptomonedas y, por tanto, su tributación, estos varían en función del país en el que se realizan las transacciones. Algunos países han optado por dar a las criptodivisas el mismo tratamiento que a otros activos financieros y les aplican normativas ya existentes. Hay órganos reguladores que las consideran medio de pago e intercambio, al igual que el dinero fiduciario, y otros, que las clasifican como activos de depósito de valor.

En cuanto al tratamiento de las criptomonedas en la Unión Europea, después de que la cuestión haya sido planteada ante el Tribunal de Justicia de la Unión Europea (TJUE), para que determinara si Bitcoin debe ser considerada dinero a los efectos del IVA (asunto C-264/14, sentencia de fecha 22 de octubre de 2015), el TJUE decretó que se trata de una “*divisa virtual de flujo bidireccional*”, describiéndola como un medio de pago contractual y una divisa no tradicional. De modo que, el TJUE determinó que las operaciones de intercambio de bitcoins por divisas de curso legal (y viceversa) están exentas de IVA.

En la misma línea, la Dirección General de Tributos en España considera que las criptomonedas son medio de pago y, por ello, las operaciones con ellas son sujetas, pero exentas de IVA. Además, desde el año 2017, los planes anuales de control tributario y aduanero de la Agencia Estatal de Administración Tributaria prevén el estudio de la incidencia fiscal del uso de las criptomonedas.

Con el fin de ejercer un mayor control tributario del mercado de los cryptoactivos, el 19 de octubre de 2018 el Consejo de Ministros aprobó, entre otros, el anteproyecto de ley de medidas de prevención y lucha contra el fraude fiscal, de transposición de las Directivas (UE) 2016/1164, del Consejo, de 12 de julio, por la que se establecen normas contra las prácticas de elusión fiscal que inciden directamente en el funcionamiento del mercado interior, y 2017/1852, del Consejo de 10 de octubre de 2017, relativa a los mecanismos de resolución de litigios fiscales en la Unión Europea, y de modificación de diversas normas tributarias. El documento fue sometido a trámite de información pública el 23 de octubre de 2018. Debido a la situación política, el plazo para formular observaciones finalizó el 15 de noviembre de 2018 y, a partir de ese día, la tramitación de la ley quedó en suspenso.

Cabe destacar que el anteproyecto de ley publicado por el Ministerio de Hacienda [122] establece que *“con la finalidad de reforzar el control tributario sobre los hechos imposables relativos a monedas virtuales, se establecen dos nuevas obligaciones informativas referidas a la tenencia y operativa con monedas virtuales.*

Así, se introduce una obligación de suministro de información sobre los saldos que mantienen los titulares de monedas virtuales, a cargo de quienes proporcionen servicios en nombre de terceros para salvaguardar claves criptográficas privadas que posibilitan la tenencia y utilización de tales monedas, incluidos los proveedores de servicios de cambio de las citadas monedas si también prestan el mencionado servicio de tenencia.

Igualmente, para estas mismas personas o entidades, se establece la obligación de suministrar información acerca de las operaciones sobre monedas virtuales (adquisición, transmisión, permuta, transferencia, cobros y pagos) en las que intervengan. Esta misma obligación se extiende a quienes realicen ofertas iniciales de nuevas monedas virtuales.”

La primera ley que se modifica con esta norma es la Ley del Impuesto sobre la Renta de las Personas Físicas, en concreto, se añaden los apartados 6 y 7 a su Disposición Adicional Decimotercera, que quedan redactados como sigue:

“6. Las personas y entidades residentes en España y los establecimientos permanentes en territorio español de personas o entidades residentes en el extranjero, que proporcionen servicios para salvaguardar claves criptográficas privadas en nombre de terceros, para mantener, almacenar y transferir monedas virtuales, ya se preste dicho servicio con carácter principal o en conexión con otra actividad, vendrán obligadas a suministrar a la Administración tributaria, en los términos que reglamentariamente se establezcan, información sobre la totalidad de las monedas virtuales que mantengan custodiadas. Este suministro comprenderá información sobre saldos en cada moneda virtual diferente y, en su caso, en dinero de curso legal, así como la identificación de los titulares, autorizados o beneficiarios de dichos saldos.

7. Las personas y entidades residentes en España y los establecimientos permanentes en territorio español de personas o entidades residentes en el extranjero, que proporcionen servicios de cambio entre monedas virtuales y dinero de curso legal o entre diferentes monedas virtuales, o intermedien de cualquier forma en la realización de dichas operaciones, o proporcionen servicios para salvaguardar claves criptográficas en nombre de terceros, para mantener,

almacenar y transferir monedas virtuales, vendrán obligados, en los términos que reglamentariamente se establezcan, a comunicar a la Administración tributaria las operaciones de adquisición, transmisión, permuta y transferencia, relativas a monedas virtuales, así como los cobros y pagos realizados en dichas monedas, en las que intervengan o medien, presentando relación nominal de sujetos intervinientes con indicación de su domicilio y número de identificación fiscal, clase y número de monedas virtuales, así como precio y fecha de la operación.

La misma obligación anterior tendrán las personas y entidades residentes en España y los establecimientos permanentes en territorio español de personas o entidades residentes en el extranjero, que realicen ofertas iniciales de nuevas monedas virtuales, respecto de las que entreguen a cambio de aportación de otras monedas virtuales o de dinero de curso legal.”

La nueva ley afecta también a la Ley General Tributaria, concretamente a los apartados 1 y 2 de la Disposición Adicional Decimoctava, que quedan redactados de la siguiente forma:

“1. Los obligados tributarios deberán suministrar a la Administración tributaria, conforme a lo dispuesto en los artículos 29 y 93 de esta Ley y en los términos que reglamentariamente se establezcan, la siguiente información:

...d) Información sobre las monedas virtuales situadas en el extranjero de las que se sea titular, o respecto de las cuales se tenga la condición de beneficiario o autorizado o de alguna otra forma se ostente poder de disposición, custodiadas por personas o entidades que proporcionan servicios para salvaguardar claves criptográficas privadas en nombre de terceros, para mantener, almacenar y transferir monedas virtuales...

“2. Régimen de infracciones y sanciones.

Constituyen infracciones tributarias no presentar en plazo y presentar de forma incompleta, inexacta o con datos falsos las declaraciones informativas a que se refiere esta disposición adicional.

También constituirá infracción tributaria la presentación de las mismas por medios distintos a los electrónicos, informáticos y telemáticos en aquellos supuestos en que hubiera obligación de hacerlo por dichos medios.

Las anteriores infracciones serán muy graves y se sancionarán conforme a las siguientes

reglas:

...d) En el caso de incumplimiento de la obligación de informar sobre las monedas virtuales situadas en el extranjero, la sanción consistirá en multa pecuniaria fija de 5.000 euros por cada dato o conjunto de datos referidos a cada moneda virtual individualmente considerada según su clase que hubiera debido incluirse en la declaración o hubieran sido aportados de forma incompleta, inexacta o falsa, con un mínimo de 10.000 euros.

La sanción será de 100 euros por cada dato o conjunto de datos referidos a cada moneda virtual individualmente considerada según su clase, con un mínimo de 1.500 euros, cuando la declaración haya sido presentada fuera de plazo sin requerimiento previo de la Administración tributaria. Del mismo modo se sancionará la presentación de la declaración por medios distintos a los electrónicos, informáticos y telemáticos cuando exista obligación de hacerlo por dichos medios...”

En este sentido, la Directiva (UE) 2018/843 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 30 de mayo de 2018, por la que se modifica la Directiva (UE) 2015/849 relativa a la prevención de la utilización del sistema financiero para el blanqueo de capitales o la financiación del terrorismo, y por la que se modifican las Directivas 2009/138/CE y 2013/36/UE, elimina el anonimato y obliga a la identificación de las personas que intervienen en las transacciones con criptomonedas, norma que debe ser transpuesta por los Estados miembros en el plazo de 18 meses desde su entrada en vigor.

Capítulo 5

Análisis de la eficiencia y la volatilidad del mercado de criptomonedas

En este capítulo se exponen los trabajos de investigación llevados a cabo sobre la (in)eficiencia y la volatilidad del mercado de criptomonedas, las principales conclusiones extraídas de los mismos [61], [131], así como los métodos aplicados.

5.1. La Hipótesis del Mercado Eficiente.

El matemático Bachelier (1900) [9] fue el primero en introducir el concepto de eficiencia del mercado en su tesis doctoral “*Théorie de la Spéculation*”. El científico estudió el comportamiento de los precios de los bonos franceses bajo la hipótesis de que un mercado eficiente sigue una caminata aleatoria, denominada también *movimiento browniano*. De modo que, los precios del mercado se describían mediante variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas.

Este trabajo pasó considerablemente desapercibido a lo largo de los años por motivos diversos. De hecho, los trabajos de investigación sobre la Hipótesis del Mercado Eficiente (EMH, en adelante) no se retoman hasta Cootner (1964) [55] y Samuelson (1965) [144]. No obstante, se considera que quién estableció los pilares de esta teoría fue Fama (1965) [70], quien consideró que un mercado es eficiente siempre que toda la información disponible esté reflejada completamente en el mercado y se pueda utilizar por todos los agentes. El autor clasificó la eficiencia del mercado en tres estados:

- **Eficiencia débil:** esta hipótesis supone que los precios del mercado reflejan toda la información contenida en los precios anteriores.
- **Eficiencia semifuerte:** en este caso, los precios reflejan tanto la información del pasado, como toda la información de dominio pública existente.
- **Eficiencia fuerte:** este último, es el escenario más restrictivo porque considera que los precios reflejan toda la información pública y privada (incorpora a las dos anteriores y, además, la información interna).

No obstante, Fama reconoció que es muy complicado comprobar empíricamente que toda la información disponible este reflejada en los precios. Hoy por hoy es aceptado por la comunidad científica que en la práctica es muy difícil que se den los escenarios de eficiencia semifuerte y eficiencia fuerte, aun tratándose de mercados de alta capitalización. En este sen-

tido, los autores Grossman and Stiglitz (1980) [79] o Campbell, Lo y Mackinlay (1997) [36] entre otros, mostraron su desacuerdo con la teoría de eficiencia fuerte. Los autores consideran que en la práctica es un escenario muy poco realista porque en un mercado totalmente perfecto no existirían razones para realizar trading y en cualquier caso deberían de suficientes oportunidades de obtener beneficios para compensar los costes del trading.

No cabe duda de que uno de los trabajos que mayor interés ha suscitado fue el publicado en el año 1970 por Malkiel y Fama [113] donde se hace una revisión de la literatura sobre eficiencia realizados hasta la fecha. Después de analizar la eficiencia débil, la semifuerte y la fuerte, los autores concluyen que, en general los mercados se comportan de forma aceptablemente eficiente, sobre todo en lo que respecta a la eficiencia débil y semifuerte. Más tarde, en el año 1991, Fama (1991) [68] retomó sus investigaciones sobre la eficiencia del mercado, considerando los estudios realizados durante ese tiempo y las críticas al respecto, y afirmó que la aplicación de la Hipótesis del Mercado Eficiente está condicionada al carácter gratuito de la información obtenida por parte de los inversores. Unos años después, Fama (1998) [69] volvió a defender la teoría de la eficiencia de mercado, señalando que muchos investigadores afirmaban encontrar evidencia de memoria a largo plazo debido a la aplicación de diferentes metodología, de las que habría que cambiar algunos criterios para que los resultados no contradigan la Hipótesis del Mercado Eficiente.

Cuando el mercado es eficiente, los cambios en los precios son impredecibles, de modo que siguen una caminata aleatoria. Bajo la Hipótesis del Mercado Eficiente, el mercado no tiene memoria, todos los participantes en el mismo disponen de la misma información, todos los activos financieros se encuentran perfectamente valorados y, además, dichos activos compiten entre sí, reflejándose inmediatamente en sus precios la información que afecta a sus valores.

Han sido múltiples las formas de comprobar la eficiencia de mercado. Los primeros trabajos optaron por comprobar el funcionamiento de las herramientas de análisis técnico. Por ejemplo, Fama y Blume (1966) [71] aplicaron reglas simples de trading, Fama y French (1988) [72] se centraron en aplicar test de predicción del rendimiento en un horizonte de largo plazo, mientras que Jegadeesh (1990) [87] y Jegadeesh y Titman (1993) [88] utilizaron test de sobre reacción de los mercados. Unos años más tarde, Olson (2004) [132] analizó los resultados de una estrategia de medias móviles para el período 1971-2000. Shynkevich (2012) [153] com-

prueba el funcionamiento de diversas reglas de trading en empresas tecnológicas de pequeña capitalización durante el período comprendido entre 1995 y 2010. En la misma línea, Olson, Metghalchi, Marcurri y Chang (2012) [120] utilizaron las mismas técnicas para analizar 16 mercados bursátiles europeos para el período 1990-2006, y Bobo y Dinica (2013) [30] examinaron el mercado de divisas comprobando el funcionamiento de un algoritmo de trading. En el mercado continuo español, Rosillo y col. (2013) [143] analizan el funcionamiento de diversas reglas de análisis técnico.

Otros autores se centraron en el análisis de la respuesta de los precios a determinados eventos en el mercado. Son de interés los trabajos de Pettit (1972) [137], Aharony y Swary (1980) [1], Asquith y Mullins (1983) [4], Kalay y Loewenstein (1986) [91] y Michaely, Thaler y Womack (1995) [121] que se enfocaron en el estudio de las reacciones de los precios tras anuncios relacionados con dividendos como, por ejemplo, cambios de fechas y variación de cantidades.

En otra línea están aquellos trabajos que estudian la hipótesis subyacente de la caminata aleatoria. Así, Lo y MacKinlay (1988) [110] compararon estimadores de varianza de varias frecuencias para el período comprendido entre 1962 y 1985 para el caso de la rentabilidad semanal del mercado de valores. En la misma línea, Lima y Tabak (2004) [107] y Fifield y Jetty (2008) [76] analizaron la eficiencia débil en los mercados de valores chinos, aplicando el Test de Varianza de Lo-MacKinlay, mientras que Charles y Darné (2009) [42] utilizan el test del ratio de varianza para el caso de los mercados de valores de Shanghai y Shenzhen durante el período 1992-2007. En la misma línea, Squalli (2006) [155] probó la existencia de eficiencia en el mercado de valores de Abu Dhabi y el mercado financiero de Dubai, para índices sectoriales diarios entre los años 2000 y 2005. Por otro lado, Mlambo y Biekpe (2007) [123] estudian la hipótesis de eficiencia débil en diez mercados de valores africanos, mediante el uso de test de correlación serial.

Algunas recientes contribuciones han venido por el lado de las primeras críticas que surgieron sobre la hipótesis de partida de la EMH, y que expuso Mandelbrot en 1963 [115]. Ya en esa fecha tan temprana el autor manifestó sus dudas sobre que los precios siguieran en movimiento Browniano y propuso como alternativa los movimientos Brownianos Fraccionales. En este sentido es interesante la contra réplica que Fama [70] realiza a Mandelbrot poco

después de la publicación de su trabajo. Siguiendo los planteamientos de Mandelbrot los precios mostrarían lo que se denomina memoria a largo plazo. Por consiguiente, estudiar se hay presencia de memoria en las series de precios de un mercado es una forma de contrastar el grado de eficiencia del mismo.

En este sentido, cabe mencionar que una gran cantidad de artículos científicos encuentran alguna evidencia empírica de memoria a largo plazo (c.f., p.ej., Greene y Fielitz (1977) [78], Hampton (1996) [80], Lillo y Farmer [105], Barkoulas (1996) [22], Wright (2001) [171], Tolvi (2003) [159], Kasman, Turgutlu, Ayhan (2009) [94], Cheong (2010) [46]), mientras que otros no (c.f., p.ej., Lo (1991) [108], Lo y Mackinlay (1999) [109]).

Recientemente, varios autores han sugerido que existe una relación entre el grado de desarrollo de un mercado y su nivel de eficiencia (c.f., p.ej., Di Matteo, Aste y Dacorogna (2005) [117]; Kristoufek y Vosvrda (2014) [101]; Lim (2007) [106]; Zunino, Zanin, Tabak, Pérez y Ross (2010) [174]), asumiendo que el nivel de desarrollo de un mercado puede cuantificarse a través de su exponente de autosimilaridad. Parece evidente que los mercados maduros normalmente muestran memoria a corto plazo, o ninguna en absoluto, mientras que los mercados emergentes exhiben propiedades de memoria a largo plazo.

También son de interés los trabajos de Beben y Orłowski (2001) [25], donde los autores analizaron las correlaciones a largo plazo de los valores intradía de los índices *DJIA*, *DAX*, *WIG*, *BUX* y *PS*, para llegar a la conclusión de que no existía eficiencia; Cajueiro y Tabak (2005) [35] emplearon el exponente de Hurst con variación temporal para estudiar la eficiencia de determinados mercados en desarrollo en comparación con otros ya desarrollados. Los autores concluyen que el mercado más eficiente es el americano, mientras que de los emergentes los mercados asiáticos parecen ser más eficientes que los de América Latina.

Kristoufek y Vosvrda (2014) [101] utilizan los conceptos de memoria a largo plazo, memoria a corto plazo y dimensión fractal, para el cálculo del índice de eficiencia. Al aplicar la metodología a 38 índices bursátiles, los autores encontraron que los mercados más eficientes están en Europa, en concreto en Países Bajos, Francia y Alemania, mientras que los menos eficientes se encuentran en América Latina (Venezuela y Chile). Ferreira, Dionísio y Correia (2018) [75] estudiaron la dependencia global de los mercados de valores africanos, utilizando el exponente de Hurst y comparando los resultados con los principales mercados internacio-

nales. Los autores detectaron una significativa dependencia a largo plazo, que probablemente no esté relacionada sólo con el tamaño o la liquidez del mercado.

Por último, Sánchez Granero, Balladares, Ramos Requena y Trinidad Segovia (2020) [148] presentaron un nuevo método basado en estrategias de arbitraje estadístico “*pairs trading*” con base en el exponente de Hurst para analizar la eficiencia de los mercados de América Latina, comparando los resultados con valores del índice Nasdaq 100. Pese a que el estudio tiene algunas limitaciones, según los autores es posible obtener importantes ganancias en los mercados en desarrollo con esta estrategia, lo que cuestiona seriamente la eficiencia de los mismos. Por el contrario, los autores encuentran niveles de eficiencia muy importantes en el Nasdaq 100.

Como ya se ha mencionado, desde su fundación, la EMH ha sido cuestionada por ser demasiado restrictiva y genérica. De esta forma, se han planteado varias alternativas. En una reciente publicación, Ponta y Carbone (2018) [140] destacan la importancia de la heterogeneidad del mercado como un punto débil de la EMH, la cual se basa en un proceso aleatorio homogéneo. Asimismo, en un artículo científico, los autores proponen un Índice de Heterogeneidad de Mercado basado en trabajos anteriores (c.f. [38], [39], [40]) y relacionado con el concepto de entropía, que proporciona una mejor evaluación del riesgo de la cartera en comparación con el tradicional Ratio de Sharpe. Este nuevo enfoque tiene en cuenta la existencia de clústeres en los datos financieros. Desde que Philippatos y Wilson (1972) [138] introdujeron el concepto de entropía en finanzas son muchos los investigadores han enriquecido la teoría del mercado financiero mediante diferentes conceptos de entropía para medir el riesgo y describir las distribuciones (ver Zhou, Cai y Tong (2013) [173] para una revisión detallada).

Para concluir queremos señalar que es frecuente extraer conclusiones de un simple análisis del índice de autosimilaridad, sin abordar algunas cuestiones relevantes, tales como la distribución subyacente de datos (p. ej. Sánchez Granero, Trinidad Segovia, García Pérez y Fernández Martínez (2015) [147]) o la precisión de diferentes algoritmos utilizados para obtener el valor H (p. ej. Sánchez Granero, Trinidad Segovia y García Pérez (2008) [146]). De acuerdo con esto, consideramos una cuestión interesante el análisis del exponente de Hurst de las criptomonedas, con el objetivo de caracterizar el grado de desarrollo de este nuevo mercado. A lo largo de este trabajo, nos centraremos en el estudio de los patrones de autosimilaridad en la

evolución continua de Bitcoin-Dólar estadounidense (BTC-USD, en adelante) a lo largo del tiempo.

5.2. El exponente de Hurst.

5.2.1. Aplicación del exponente de Hurst.

El exponente de Hurst fue desarrollado por Harold Edwin Hurst en el 1951 [84] con el fin de estudiar el comportamiento de un embalse de la cuenca del río Nilo que regulaba sus aportes naturales. Mediante la aplicación de la metodología estadística que creó, el algoritmo conocido como R/R , el hidrólogo analizó las fluctuaciones de nivel del río en largos períodos de tiempo para averiguar la capacidad de almacenamiento de agua, de modo que se pueda optimizar su funcionamiento y se puedan tomar medidas de cautela en caso de que sea necesario [85].

El exponente de Hurst se ha aplicado a muchas disciplinas para el estudio de distintos patrones, desde la hidrología y la meteorología, hasta las finanzas y la economía. Se trata de una metodología estadística que estudia la duración de los ciclos de las series temporales y determina si una serie es fractal, o si tiene memoria a largo plazo, es decir si los eventos de un periodo influyen en los siguientes. En la geometría fractal, el exponente de Hurst, denotado por H representa el grado de interdependencia de una serie temporal, y sirve para ver si los datos siguen un movimiento browniano o existe presencia de memoria a largo plazo. De modo que los resultados muestran la existencia o no de persistencia. Esta metodología calcula la tendencia de una serie temporal a agruparse en una dirección o regresar a la media. Se trata, pues, del método más utilizado para determinar la existencia de memoria en una serie.

Desde su aparición, el exponente de Hurst ha captado el interés de muchos investigadores de diversas ramas de la ciencia. Dentro de la economía, es en las finanzas donde este método ha tenido mayor aceptación. Los pioneros en introducir este método en el estudio de las series temporales fueron Mandelbrot y Wallis [116] en el año 1969.

Asimismo, destacan los trabajos llevados a cabo: Shea (1991) [151]; Backus (1993) [10]; Baillie (1996) [12]; Peters (1996) [136]; Lux (1996) [112]; Willinger, Taqqu y Teverovsky (1999) [170]; Cromwell, Labys y Kouassi (2000) [57]; Weron y Przybyłowicz (2000) [169]; Couillard y

Davison (2005) [56]; Sánchez Granero, Trinidad Segovia y García Pérez (2008) [146]; Trinidad Segovia, Fernández Martínez y Sánchez Granero (2012) [160]; Sánchez Granero, Fernández Martínez y Trinidad Segovia (2012) [145]; y Sánchez Granero, Trinidad Segovia, Gracia Pérez y Fernández Martínez (2015) [147].

En el trabajo de Sánchez Granero, Trinidad Segovia y García Pérez (2008) [146] se pone de manifiesto la importancia que el uso del exponente de Hurst tiene a la hora de determinar si un mercado es o no eficiente, en la medida en la que exponentes distintos de 0,5 podría implicar la existencia de movimientos no brownianos. No obstante, Sánchez Granero, Trinidad Segovia, García Pérez y Fernández Martínez (2015) [147] hacen hincapié en que a menudo se llega a conclusiones muy precipitadas cuando los resultados son distintos a 0,5, pudiendo obviarse aspectos tales como la distribución subyacente, la memoria debida a la distribución o fallos de precisión según el algoritmo usado.

5.2.2. Cálculo del Exponente de Hurst.

Los métodos de cálculo del exponente de Hurst son múltiples, a continuación se exponen los más populares.

En el año 1969, Mandelbrot y Wallis [116] retomaron la idea de Hurst y crearon el *Análisis de Rango Reescalado (R/S)*, que se define como un método estadístico que se usa para estudiar la ocurrencia de eventos que no son muy comunes, una herramienta que sirve para encontrar el exponente de Hurst en cualquier serie temporal. Se trata, pues, del primer método para obtener el valor numérico del exponente.

Sin lugar a dudas uno de los trabajos más relevantes fue el de realizado en 1991 por Barabási y Vicsek [18], donde los autores introdujeron el denominado *Exponente de Hurst Generalizado (GHE)*. Durante mucho tiempo este algoritmo pasó desapercibido hasta hasta que Di Matteo, Aste y Dacorogna [113] pusieron de manifiesto su potencia en la medición de las propiedades multifractales de las series temporales. En el año 1994 Peng et al. [135] propusieron otro método al que denominaron *Análisis de Fluctuación sin Tendencia (DFA)*, siendo éste una de las metodologías más usadas para el cálculo del exponente de Hurst.

Con base en este algoritmo, Kantelhardt et al. [93] introducen en el 2002 una generaliza-

ción para el caso multifractal que recibe el nombre de *Análisis Multifractal de Fluctuaciones sin Tendencia (MF-DFA)*, muy apropiado en los casos de procesos de colas pesadas. Destacan también *los procedimientos basados en métodos geométricos (algoritmos GM)*. Estos algoritmos fueron presentados en un primer trabajo de Sánchez Granero, Fernández Martínez y Trinidad Segovia en el año 2008 [146] y, posteriormente desarrollados teóricamente por los mismos autores en Trinidad Segovia, Fernández Martínez y Sánchez Granero (2012) [160]. Fundamentados en un enfoque geométrico tradicional, *los algoritmos GM1 y GM2* presentan como principal ventaja que son válidos tanto para el análisis de correlación como de las propiedades de escala de series temporales no solo para procesos subyacentes de movimientos brownianos, sino también para procesos de Levy. Cabe mencionar que el algoritmo GM2 está más adaptado a series financieras en la medida en la que su funcionamiento requiere de información intradía para un óptimo funcionamiento, siendo una alternativa más precisa del algoritmo GM1.

Merecen especial atención los denominados **Algoritmos de Dimensión Fractal (algoritmos FD)** puesto que han sido los que se han usado en esta tesis para el cálculo del exponente de Hurst. Los *algoritmos FD*, fundamentados en el estudio de dimensión fractal de una curva, desarrollados por Fernández Martínez y Sánchez Granero (2012) [73], fueron definidos por Sánchez Granero, Fernández Martínez y Trinidad Segovia en el 2012 [145]. La ventaja de estos algoritmos en comparación con el resto de los comentados es que se pueden utilizar con una amplia gama de distribuciones subyacentes, incluidas las de colas más pesadas y, además, tienen una precisión muy similar al algoritmo *GHE*. Los autores proporcionaron soportes matemáticos individualizados para cada uno de los algoritmos, probando su precisión para diferentes series temporales, utilizando la simulación de Monte Carlo. Cabe destacar que, en el caso de las series cortas, estos algoritmos funcionan mucho mejor que otros métodos tradicionales. En total, los autores han defendido cuatro versiones de este algoritmo, las primeras tres en Sánchez Granero, Fernández Martínez y Trinidad Segovia (2012) [145] y la cuarta en Fernández Martínez, Sánchez Granero, Trinidad Segovia y Román Sánchez (2014) [74], acompañada también por un reenfoque de las otras tres. El cálculo de los algoritmos FD se proporciona en el apartado 5.2.3 del presente capítulo.

Una vez calculado el valor numérico del exponente de Hurst, se pueden dar los siguientes casos:

- Si $H = 0,5$, según la interpretación clásica, la serie se comporta según el movimiento browniano, es decir, es totalmente aleatoria e independiente, con una correlación que equivale a 0. Sin embargo, la realidad es que un movimiento browniano tiene un $H=0,5$, por lo tanto, si H no es 0.5 no puede ser un movimiento browniano, pero el recíproco no es cierto, que H sea 0.5 no significa que sea un movimiento browniano, salvo que supongamos de partida que es un movimiento browniano fraccional.

- Si $0 \leq H < 0,5$, la serie es antipersistente o anticorrelacional en la serie temporal, lo que significa que hay reversión a la media, alternándose periodos de crecimiento (positivos) con periodos de decrecimiento (negativos). Este sistema tiende a regresar a su lugar de procedencia, siendo las señales muy irregulares. Por lo tanto, un descenso en los sucesos pasados, implica un aumento en los futuros y, viceversa.

- Si $0,5 < H \leq 1$, implica que la serie es persistente y presenta procesos correlacionados. Se caracteriza por la presencia de periodos positivos y negativos con una longitud atípicamente elevada (memoria a largo plazo). En la naturaleza, estas series son las más comunes. En este supuesto, los cambios diarios están correlacionados con los futuros, de modo que, lo que sucede hoy, afectará en el futuro por siempre.

5.2.3. Cálculo de los algoritmos FD.

Este apartado contiene algunas herramientas matemáticas que nos permiten describir matemáticamente el algoritmo FD4 aplicado en este estudio para calcular el índice de auto-similaridad de series temporales.

1. Funciones aleatorias, sus incrementos y propiedades de autoafinidad

Supongamos que $t \geq 0$ denota tiempo y (X, \mathcal{A}, P) es un espacio de probabilidad. Entenderemos que $\mathbf{X} = \{X_t \equiv X(t, \omega) : t \geq 0\}$ es un proceso aleatorio (también llamado función aleatoria) de $[0, \infty) \times \Omega$ a \mathbb{R} , si X_t es una variable aleatoria para todo $t \geq 0$ y $\omega \in \Omega$, donde Ω denota un espacio muestral. Como tal, podemos pensar en \mathbf{X} como la definición de una función de muestra $t \mapsto X_t$ para todo $\omega \in \Omega$. Por lo tanto, los puntos en Ω parametrizan las funciones $\mathbf{X} : [0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ con P como una medida de probabilidad en la clase de tales funciones.

Sean X_t y Y_t dos funciones aleatorias. La notación $X_t \sim Y_t$ significa que las funciones de distribución conjunta finita de tales funciones aleatorias son las mismas. Se dice que un proceso aleatorio $\mathbf{X} = \{X_t : t \geq 0\}$ es autosimilar si existe un parámetro $H > 0$ tal que se cumpla la siguiente ley de potencia:

$$X_{at} \sim a^H X_t \quad (5.1)$$

para cada $a > 0$ y $t \geq 0$. Si se cumple la ecuación (5.1), entonces H se denomina exponente de autosimilaridad (también índice o exponente de Hurst) del proceso \mathbf{X} . Por otro lado, se dice que los incrementos de una función aleatoria X_t son estacionarios siempre que $X_{a+t} - X_a \sim X_t - X_0$ para todo $t \geq 0$ y $a > 0$. Se dice que los incrementos de una función aleatoria son autoafines de parámetro $H \geq 0$ si la próxima ley de potencia se verifica, para todo $h > 0$ y $t_0 \geq 0$:

$$X_{t_0+\tau} - X_{t_0} \sim h^{-H} (X_{t_0+h\tau} - X_{t_0}).$$

Sea X_t una función aleatoria con incrementos autoafines de parámetro H . Entonces se cumple la siguiente ley de potencias:

$$\mathcal{M}_T \sim T^H \mathcal{M}_1,$$

donde su rango acumulativo (en un período de longitud T) se define como

$$\mathcal{M}_{t,T} := \sup \{X_s - X_t : s \in [t, t+T]\} - \inf \{X_s - X_t : s \in [t, t+T]\},$$

y $\mathcal{M}_T := \mathcal{M}_{0,T}$ (cf. Corolary 3.6 en [114]).

2. El enfoque FD4

El enfoque FD4 se contribuyó por primera vez en [74] para tratar los cálculos relacionados con el exponente de autosimilaridad de los procesos aleatorios. Se comprobó que el FD4 generaliza el procedimiento GM2 (cf. [146], [160]) así como los algoritmos de dimensión fractal (cf. [145]) para calcular el exponente de Hurst de cualquier proceso con incrementos estacionarios y autoafines (véase Teorema 3.1 en [74]). Además, se analizó

la precisión de dicho algoritmo para muestras de movimientos brownianos (fraccionales) y procesos estables con longitudes que van desde 2^5 a 2^{10} puntos (ver Sección 5 en [74]).

A continuación, se muestra matemáticamente cómo ese parámetro se podría calcular mediante el procedimiento FD4.

Sea $q > 0$, $m_q(X) = E[|X|^q]$ (siempre que exista), suponemos que \mathbf{X} es un proceso aleatorio con incrementos estacionarios, y existe $H > 0$, de modo que se cumple la siguiente ley de potencias:

$$\mathcal{M}(\mathcal{T}) \sim \mathcal{T}^H \cdot \mathcal{M}(1), \quad (5.2)$$

donde $\mathcal{M}(t, \mathcal{T})$ denota el rango acumulado del período \mathcal{T} , es decir,

$$\mathcal{M}(t, \mathcal{T}) = \sup_{t \leq s \leq t+\mathcal{T}} \{X(s) - X(t)\} - \inf_{t \leq s \leq t+\mathcal{T}} \{X(s) - X(t)\}$$

con $\mathcal{M}(\mathcal{T}) = \mathcal{M}(0, \mathcal{T})$. Cabe destacar que la Ec. (5.2) se cumple para procesos aleatorios con incrementos estacionarios y autoafines de parámetro H (c.f. Trinidad Segovia, Fernández Martínez y Sánchez Granero (2012)[Lemma 3.4]) [160].

Si en la Ec. (5.2) elevamos a la potencia q y discretizamos el período \mathcal{T} por $\mathcal{T}_n = 2^{-n}$, obtenemos,

$$\mathcal{M}(\mathcal{T}_n)^q \sim \mathcal{T}_n^{qH} \cdot \mathcal{M}(1)^q. \quad (5.3)$$

Si denotamos $X_n = \mathcal{M}(\mathcal{T}_n) = \mathcal{M}(2^{-n})$, entonces la Ec. (5.3) se puede reescribir en los siguientes términos:

$$X_n^q \sim \mathcal{T}_n^{qH} \cdot X_0^q$$

para todo $q > 0$ y $n \in \mathbb{N}$. De modo que, las potencias q de los rangos acumulados de períodos consecutivos de \mathbf{X} se relacionan en la siguiente expresión:

$$X_n^q \sim 2^{qH} \cdot X_{n+1}^q. \quad (5.4)$$

Por lo tanto, si los momentos absolutos de las variables aleatorias involucradas en la Ec. (5.4) existen, entonces se tiene que $E[|X_n|^q] = 2^{qH} \cdot E[|X_{n+1}|^q]$, o equivalente,

$$m_q(X_n) = 2^{qH} \cdot m_q(X_{n+1}), \quad (5.5)$$

la que muestra una fuerte relación entre los momentos consecutivos de orden q para cada $n \in \mathbb{N}$. Otra opción es reescribir la Ec. (5.5) de la siguiente manera:

$$m_q(X_n) = \frac{1}{2^{nqH}} \cdot m_q(X_0). \quad (5.6)$$

Si aplicamos logaritmos de base 2 a ambos lados de la Ec. (5.6). Entonces,

$$\log_2(m_q(X_n)) = -qHn + \log_2(m_q(X_0)) \quad (5.7)$$

Además, de la Ec. (5.5), se deduce que

$$H = \frac{1}{q} \cdot \log_2 \frac{m_q(X_n)}{m_q(X_{n+1})}. \quad (5.8)$$

La Ec. (5.7) es la base para el cálculo del índice de autosimilaridad a través del algoritmo FD. Sin embargo, para aplicar correctamente el algoritmo FD, es necesario garantizar la existencia de $m_q(X)$. Con este objetivo, el algoritmo FD4 considera $q = 0,01$. Es decir, el método FD4 es el algoritmo FD para $q = 0,01$. Con el fin de justificar la selección de tal valor para q , se señala que se puede elegir cualquier $q \neq 0$ (a primera vista) para calcular el índice de autosimilaridad de procesos unifractales, siempre que exista el momento absoluto correspondiente. Para los movimientos estables de Lévy, los momentos absolutos $m_q(X_n)$ pueden no existir para $q > q_0$, a diferencia de lo que ocurre con los movimientos Brownianos fraccionales. Esta es la razón por la que se ha elegido $q = 0,01$ para la aplicación de FD4.

Para calcular el índice de autosimilaridad a través de FD4, podemos proceder de una de las dos siguientes formas:

- De la Ec. (5.7), podemos determinar H por la pendiente de una regresión lineal que compara $\log_2 m_q(X_n)$ con respecto a n . De hecho, se observa que un coeficiente de regresión lineal cercano a 1 significa que se cumple la expresión en la ecuación (5.7).
- Considerando la Ec. (??) para $q = 0,01$, se tiene,

$$H = 100 \cdot \log_2 \frac{m_q(X_n)}{m_q(X_{n+1})}. \quad (5.9)$$

Esto permite calcular H a través de la relación entre los momentos absolutos de los rangos acumulados de períodos consecutivos.

Cabe mencionar que el cálculo de $m_q(X_n)$ se basa en una muestra de X_n . Como la longitud de cada muestra de X_n es igual a 2^n , la precisión en el cálculo de $m_q(X_n)$ mejoraría a medida que n aumenta. Por lo tanto, el cálculo de $m_q(X_n)$ puede llevarse a cabo mediante cualquiera de los métodos que se describen a continuación:

- (I) Aplicamos Ec. (5.9) para los dos mayores valores de n disponibles.
- (II) Consideramos todos los valores de n y calculamos las ratios para todos los pares de momentos consecutivos.
- (III) Para una serie temporal (de precios log), la dividimos en 2^n bloques no superpuestos con longitudes iguales a $k = \frac{\text{longitud(serie)}}{2^n}$. Entonces,
 - (1) Calculamos el rango, R_i , de cada bloque $\mathcal{B}_i = \{B_1, \dots, B_k\}$, es decir, sea $R_i = \max\{B_j : 1 \leq j \leq k\} - \min\{B_j : 1 \leq j \leq k\}$ para $i = 1, \dots, 2^n$.
 - (2) Calculamos $m_q(X_n) = \frac{1}{2^n} \sum_{i=1}^{2^n} R_i^q$.
- (IV) Se puede desarrollar un método alternativo a (2III) en términos de bloques superpuestos. Para resolverlo, sea $k = \text{longitud(serie)}/2^n$, es decir, el número de elementos en cada bloque. Como tal, dado n , comencemos cada bloque en cualquier índice $0, 1, \dots, k - 1$. De esta manera, tenemos k estimaciones distintas para calcular $m_q(X_n)$. Luego calcularemos su media.

Se observa que para determinar el rango de cada bloque \mathcal{B}_i en la expresión (2III) (1), se consideran ambos, tanto los valores máximos, como los mínimos, de cada período. En las series financieras, esos valores son generalmente conocidos para cada período de negociación. Por lo tanto, el mayor valor de n es igual a la longitud de la serie, por lo que cada bloque contendría solo un elemento. No obstante, el rango de ese elemento (el máximo menos el mínimo) aún se puede calcular.

Cabe destacar que el método FD descrito a lo largo de esta sección se convierte en una generalización del denominado algoritmo de dimensión fractal (FDA) (c.f. Sánchez Granero, Fernández Martínez y Trinidad Segovia (2012) [145] y el método GM2 (c.f. Sánchez Granero, Trinidad Segovia y García Pérez (2008) [146], Trinidad Segovia, Fernández Martínez y Sánchez Granero (2012) [160]) para calcular el parámetro de autosimilari-

dad de procesos con incrementos estacionarios y autoafines (c.f. Fernández Martínez, Sánchez Granero, Trinidad Segovia y Román Sánchez (2014), Teorema 3.1) [74]. La precisión del método FD para el cálculo del exponente de autosimilaridad fue analizada para los movimientos de Lévy y los movimientos Brownianos (fraccionales) con longitudes de series de datos desde 2^5 hasta 2^{10} (c.f. Fernández Martínez, Sánchez Granero, Trinidad Segovia y Román Sánchez (2014), Sección 5) [74].

5.3. Estudio de la (in)eficiencia de Bitcoin.

El principal objetivo de la investigación llevada a cabo es explorar la (in)eficiencia del mercado continuo de Bitcoin (BTC). Por ello, se analiza dinámicamente la evolución del exponente de Hurst de (los logaritmos de) los precios diarios de BTC-USD, usando el método FD4 en una ventana deslizante de 512 días con datos superpuestos. Yendo más allá, se define el indicador de memoria mediante la diferencia entre el exponente de autosimilaridad de las series de (log) precios BTC-USD (series de precios BTC-USD, en adelante) y el índice de autosimilaridad de sus series aleatorias. Asimismo, se realizan análisis adicionales a través del método FD4, deslizando ventanas de tamaños iguales a 64, 128, 256 y 1024 días, y también a través del método FD para valores de q iguales a 1 y 2 (y ventanas deslizantes iguales a 512 días). Además, se explora la evolución del exponente de autosimilaridad de la serie del índice S&P500 a través del método FD4, deslizando ventanas de tamaños iguales a 256 y 512 días.

En cualquier caso, los resultados del resto de análisis fueron similares al obtenido del primer análisis. Se concluye que el exponente de autosimilaridad de las series de precios BTC-USD (resp., S&P500) se sitúa por encima de 0,5. Sin embargo, este resultado no se debe a la presencia de memoria significativa en la serie, sino a la distribución subyacente de las rentabilidades. De hecho, los resultados muestran que el exponente de autosimilaridad de las series de precios BTC-USD (resp., S&P500) es más bajo que el índice de autosimilaridad de una serie aleatoria con la misma distribución. De modo que en las series de precios BTC-USD (resp., S&P500) se distinguen varios períodos con una memoria antipersistente significativa.

El presente apartado está organizado de la siguiente forma: la primera subsección contiene una revisión bibliográfica detallada de las principales cuestiones que se han abordado hasta

el momento con respecto al comportamiento del mercado de Bitcoin; la segunda subsección contiene los aspectos básicos de los algoritmos FD y FD4, aplicado a lo largo de esta sección para propósitos de cálculos del exponente de autosimilaridad; la tercera subsección muestra los resultados obtenidos del estudio realizado sobre la (in)eficiencia de la evolución de BTC-USD a través del tiempo; y la última subsección presenta las principales conclusiones extraídas.

5.3.1. (In)eficiencia del mercado de criptomonedas: revisión de la literatura.

El primer trabajo sobre la eficiencia del mercado de criptomonedas lo hace Bartos (2015) [23], que concentra sus esfuerzos para encontrar alguna evidencia de eficiencia en el mercado de Bitcoin explorando el comportamiento de la evolución de sus precios mediante la realización de un análisis empírico. Los resultados del estudio sugieren que la criptomoneda es eficiente y reacciona de inmediato a la información anunciada públicamente. El autor afirma también que los eventos afectan de forma clara a los precios de las criptomonedas. Más específicamente, el precio de Bitcoin se mantiene más alto (o más bajo) durante los días de eventos positivos (o negativos), que durante los días sin acontecimientos importantes. Además, el autor concluyó que tanto los factores de oferta como los de demanda tienen un impacto crucial en el precio de la criptomoneda.

Posteriormente, Urquhart (2016) [165] investigó la eficiencia del mercado de Bitcoin en el período comprendido entre el 1 de agosto de 2010 y el 31 de julio de 2016, usando cinco pruebas diferentes en los rendimientos de Bitcoin: test Ljung-Box (para no autocorrelación), test Runs y test de Bartel (para independencia), test de Ratio de Varianzas, test Wild-bootstrapped AVR (para la hipótesis de random walk) y test BDS (para garantizar que los rendimientos son independientes e idénticamente distribuidos). Esa investigación encontró evidencia empírica contra la EMH con respecto a la evolución de Bitcoin a través del tiempo. De hecho, se concluyó que la ineficiencia del mercado de Bitcoin es bastante fuerte. No obstante, en un intento de profundizar en sus conclusiones, el autor divide el periodo de análisis en dos subperíodos: desde el 1 de agosto de 2010 hasta el 31 de julio de 2013 y, desde el 1 de agosto de 2013 hasta el 31 de julio de 2016. El autor concluye que el mercado de Bitcoin es eficiente solo en el segundo subperíodo, por lo que deduce que la eficiencia aumenta a lo largo del tiempo.

Como continuación del trabajo de Urquhart (2016) [165], Nadarajah y Chu (2017) [127] reexaminaron los datos utilizando ocho test diferentes: test Ljung-Box (para no autocorrelación), test Runs y test de Bartel (para independencia), tests Wild-bootstrapped AVR y Spectral Shape (para la hipótesis de random walk), test BDS (para garantizar que los rendimientos son independientes e idénticamente distribuidos), test Robustified Portmanteau (para no correlación serial), y el test Spectral generalizado (para la hipótesis martingala). Conforme a los resultados proporcionados, no hubo evidencia en contra de la hipótesis nula de eficiencia, excepto las pruebas de independencia que no resultan concluyentes. De modo que, los autores concluyeron que el mercado de Bitcoin se comporta de manera eficiente.

Más tarde, Kurihara y Fukushima (2017) [102] llevaron a cabo un análisis empírico del mercado de Bitcoin, verificando su eficiencia y buscando posibles anomalías en sus precios semanales. Como resultado, afirmaron que el mercado de Bitcoin no es eficiente, aunque si parece aumentar el grado de eficiencia con el paso del tiempo en la línea de lo señalado por Urquhart (2016) [165].

Por otro lado, Bariviera, Basgall, Hasperué y Naiouf (2017) [21] compararon las dinámicas de Bitcoin con las de las monedas tradicionales y se centraron en el análisis de los rendimientos en diferentes escalas de tiempo. Los autores analizaron la presencia de memoria a largo plazo en los rendimientos de Bitcoin durante el periodo de tiempo comprendido entre 2011 al 2017. Para ellos los autores utilizan el Análisis de Fluctuación sin Tendencia (DFA) para una ventana deslizante con el objetivo de medir la dependencia a largo plazo. Los autores detectaron que los exponentes de Hurst cambiaron significativamente durante los primeros años de existencia de Bitcoin, tendiendo a estabilizarse en los últimos tiempos. En concreto, encuentran que las series de Bitcoin tenían un comportamiento persistente (un exponente de autosimilaridad mayor que 0,5) hasta 2014, mientras que después de ese año, el exponente de Hurst tendía a moverse en torno de 0,5. En consecuencia, el mercado de Bitcoin se comporta de forma más eficiente desde el año 2014, con un comportamiento en diferentes escalas de tiempo (5 – 12 h), siendo esencialmente similar, en términos de memoria a largo plazo.

Poco después, Bariviera (2017) [20] reexaminó las fluctuaciones de los precios de Bitcoin. En esta ocasión, se estudia la variabilidad en el tiempo de la memoria a largo plazo para el caso de la volatilidad del Bitcoin así como de los rendimientos para el periodo comprendido

entre 2011 y 2017. Los autores usan tanto el análisis R/S (para detectar memoria a largo plazo) como el DFA (para discriminar con mayor precisión las variaciones en la eficiencia informativa a través del tiempo). Los autores concluyen que los rendimientos diarios muestran un comportamiento persistente desde el año 2011 hasta el año 2014, mientras que el mercado se vuelve más eficiente desde 2014. Sin embargo, la volatilidad del precio exhibe memoria a largo plazo durante todo el período de tiempo.

Alvarez-Ramírez, Rodríguez e Ibarra-Valdez (2018) [3], por su parte, estudiaron la presencia de correlaciones a largo plazo y la eficiencia informativa del mercado de Bitcoin para el período comprendido entre el 30 de junio de 2013 y el 3 de junio de 2017, mediante el DFA para ventanas deslizantes con el objetivo de estimar correlaciones a largo plazo en los rendimientos de los precios de la criptomoneda. Los resultados obtenidos fueron similares a los de Bariviera [20], mostrando que el mercado de Bitcoin exhibe períodos de eficiencia, alternados con períodos en los que la dinámica de los precios es impulsada por la antipersistencia.

Tiwari, Jana, Das y Roubaud (2018) [158] también probaron la eficiencia informativa de Bitcoin. Para ello, usaron una batería de estimadores de dependencia a largo plazo durante un período que abarca desde el 18 de julio de 2010 hasta el 16 de junio de 2017. Las conclusiones de su estudio indicaban que el mercado es eficiente en consonancia con los hallazgos recientes de Urquhart (2016), Nadarajah y Chu (2017) y Bariviera (2017). Los autores enfatizaron que el mercado de Bitcoin es eficiente, con algunas excepciones de los períodos abril-agosto de 2013 y agosto-noviembre de 2016.

Recientemente, Jiang, Nie y Ruan (2018) [89] investigaron el comportamiento a lo largo del tiempo de la memoria a largo plazo en el mercado de Bitcoin, usando un método de ventana deslizante y empleando un nuevo índice de eficiencia (Sensoy y Hacıhasanoglu (2014) [150]), con conjuntos de datos diarios para el período del 2010 al 2017. Los autores concluyeron que los exponentes generalizados de Hurst en el mercado de Bitcoin están por encima de 0,5. Desde su punto de vista, en el mercado de la criptomoneda existe memoria a largo plazo, por lo cual los investigadores concluyen que el mercado tiene un alto grado de ineficiencia y no encuentran evidencia de que se vuelva más eficiente a lo largo del tiempo.

A comienzos de 2018, Demir, Gozgor, Lau y Vigne (2018) [59] publicaron un artículo cuyo objetivo era analizar el poder de predicción del índice de incertidumbre de la política

económica (EPU) en los rendimientos diarios de Bitcoin para el período comprendido entre el 18 de julio de 2010 y el 15 de noviembre de 2017, a través del modelo Bayesian Graphical Structural Vector Autoregressive, las estimaciones de mínimos cuadrados ordinarios y de Quantile-on-Quantile Regression. Los autores dedujeron que los rendimientos de Bitcoin están relacionados de forma negativa con los cambios en la EPU, pero también señalaron que el efecto es positivo y significativo en los cuantiles más bajos y más altos de los rendimientos de Bitcoin y en la EPU.

Extendiendo la investigación del mercado de Bitcoin, Brauneis y Mestel (2018) [34] vincularon la eficiencia a las medidas de liquidez. Después de realizar algunas pruebas de normalidad (Jarque-Bera y Kolmogorov-Smirnov), la prueba ARCH de Engle y otros tests de eficiencia en 73 criptomonedas en el período del 31 de agosto de 2015 al 30 de noviembre de 2017, concluyeron que las criptomonedas se vuelven menos ineficientes a medida que aumenta la liquidez.

Además, Caporale, Gil-Alana y Plastun (2018) [37] utilizaron el análisis R/S y técnicas de integración fractal de memoria a largo plazo para examinar el grado de persistencia de las criptomonedas Bitcoin, Litecoin, Ripple y Dash para una muestra comprendida entre 2013 y 2017. En su opinión, hay evidencia de ineficiencia, ya que estos mercados muestran persistencia. En particular, los autores insisten en que existen correlaciones positivas entre sus valores pasados y futuros, que cambian a lo largo del tiempo. Desde su punto de vista, el mercado de criptomonedas sigue siendo ineficiente, pero lo es cada vez menos, especialmente en el caso del mercado de Litecoin, donde el exponente de Hurst ha descendido considerablemente con el tiempo.

Cheah, Mishra, Parhi y Zhang (2018) [43] propusieron un nuevo mecanismo para comprender la interdependencia dinámica de los precios de Bitcoin en un contexto de mercado cruzado. Los autores modelaron los precios del mercado cruzado de la criptomoneda como procesos de memoria a largo plazo y estudiaron la interdependencia dinámica utilizando como instrumento de análisis el VAR cointegrado fraccional (FCVAR) de Johansen y Nielsen (2012) [90]. Como resultado, los autores concluyen que hay evidencia de altos niveles de ineficiencia en el mercado.

Recientemente, Kristoufek (2018) [99] analiza el grado de eficiencia del bitcoin, así como

su evolución en el tiempo en comparación con el dólar estadounidense (USD) y al yuan chino (CNY). El investigador usó el denominado Índice de Eficiencia (Kristoufek y Vosvrda (2013) [100]) para su análisis. El autor concluye que en ambos casos los mercados del bitcoin muestran un elevado grado de ineficiencia entre el periodo de tiempo comprendido entre 2010 y 2017 con excepción de algunos momentos puntuales. El autor atribuye la ineficiencia del mercado a que se trata de un mercado todavía en la sombra que no atrae por ejemplo a grandes inversores institucionales.

Khuntia y Pattanayak (2018) [96] evaluaron la hipótesis del mercado adaptativo (AMH), así como la posibilidad de predicción de la evolución de rendimientos en el mercado de Bitcoin, utilizando dos métodos robustos en un marco de ventana deslizante para capturar la dependencia lineal y no lineal en los rendimientos de Bitcoin. Las conclusiones de su estudio son que la eficiencia del mercado de Bitcoin evoluciona con el tiempo y la evidencia de su dinámica se adhiere a la AMH. Según los autores, algunos acontecimientos importantes coinciden con episodios de eficiencia e ineficiencia, por lo que la creación de eventos y los sesgos de comportamiento pueden alterar la eficiencia del mercado.

Por otra parte, Vidal-Tomás e Ibáñez (2018) [168] estudiaron la hipótesis de eficiencia semifuerte de Bitcoin en los mercados de Bitstamp y Mt. Gox, aplicando la metodología del estudio de eventos. Los investigadores querían comprobar cómo responden las criptomonedas a la política monetaria y a los acontecimientos de Bitcoin. Los autores observaron que con el paso del tiempo Bitcoin se había vuelto más eficiente, en relación con sus propios eventos, pero al mismo tiempo, concluyeron que la criptomoneda no se ve afectada por las noticias de política monetaria, destacando la ausencia de cualquier tipo de control sobre Bitcoin.

Para concluir diremos que el comportamiento dinámico de las criptomonedas ha sido poco explorado y los estudios que se han llevado a cabo sobre estos temas son todavía escasos. Este es uno de los principales motivos por los que hemos elegido el análisis de la memoria en el mercado de Bitcoin como objeto de nuestra investigación. Consideramos importante identificar la relación existente entre el mercado de Bitcoin y los mercados financieros tradicionales. Así pues, para probar dinámicamente los patrones de memoria a largo plazo a lo largo del tiempo en las series de precios BTC-USD, aplicaremos el método FD4, de modo que, calcularemos

con precisión el exponente de autosimilaridad de las series temporales ¹.

5.3.2. Explorando el exponente de autosimilaridad en las series BTC-USD.

A lo largo de esta subsección analizaremos la evolución dinámica del índice de autosimilaridad de los precios diarios de BTC-USD a lo largo del tiempo.

Los datos empíricos utilizados en este análisis se pueden describir en los siguientes términos. Sea $X(t)$ el logaritmo de los precios diarios de las series BTC-USD en el período comprendido entre mediados de 2010 y principios de 2019. Por lo tanto, la longitud de dichas series temporales equivale al número de días de negociación en ese período, ya que cada día es un día de negociación en el caso de las series de precios de Bitcoin.

A continuación, verificamos las dos hipótesis requeridas para los incrementos de las series de precios BTC-USD, con el objetivo de aplicar correctamente el algoritmo FD4 para propósitos de cálculos del exponente de autosimilaridad, es decir, que dichos incrementos son estacionarios y autoafines. Con respecto a la estacionariedad de los incrementos de nuestras series de (log) precios de Bitcoin, hemos aplicado el test de raíz unitaria Dickey-Fuller aumentado para una hipótesis nula, que consiste en que los incrementos de esa serie no son estacionarios. Se obtuvo un valor de p igual a 0,0, por lo que a un nivel de significancia de 0,05, se mantiene que esos incrementos son estacionarios.

Por otro lado, hemos verificado empíricamente la relación lineal que aparece en la ecuación (5.7), la cual describe la ejecución del método FD4. De esta manera, hemos calculado dinámicamente el coeficiente de correlación para los rendimientos diarios de las series de (log) precios de Bitcoin a lo largo del período comprendido entre 2012 y 2019 en una ventana deslizante con una longitud igual a 512 días y datos superpuestos.

La Fig. 5.1 (a) muestra una evolución dinámica del coeficiente de correlación de $\log_2(m_q(X_n))$ vs. n . La Fig. 5.1 (b) muestra la comparación para el último bloque de datos de 512, que es representativo del comportamiento general de la serie (en ese caso, el valor del coeficiente de correlación es igual a 0,99998). Finalmente, la Fig. 5.1 (c) ilustra una comparación de este tipo para un bloque de datos de 512 que finaliza a mediados de junio de 2012. En esa ocasión,

¹Para los cálculos se han usado datos históricos obtenidos del sitio web Yahoo Finance (<https://es.finance.yahoo.com/>).

se encontró que el coeficiente de correlación era igual a 0,988, el cual está entre los coeficientes de correlación más bajos de todo el período analizado. Por lo tanto, el patrón autoafín de las series de precios diarios de Bitcoin se vuelve bastante fuerte y solo ese patrón autoafín se habría perturbado ligeramente al comienzo de las series.

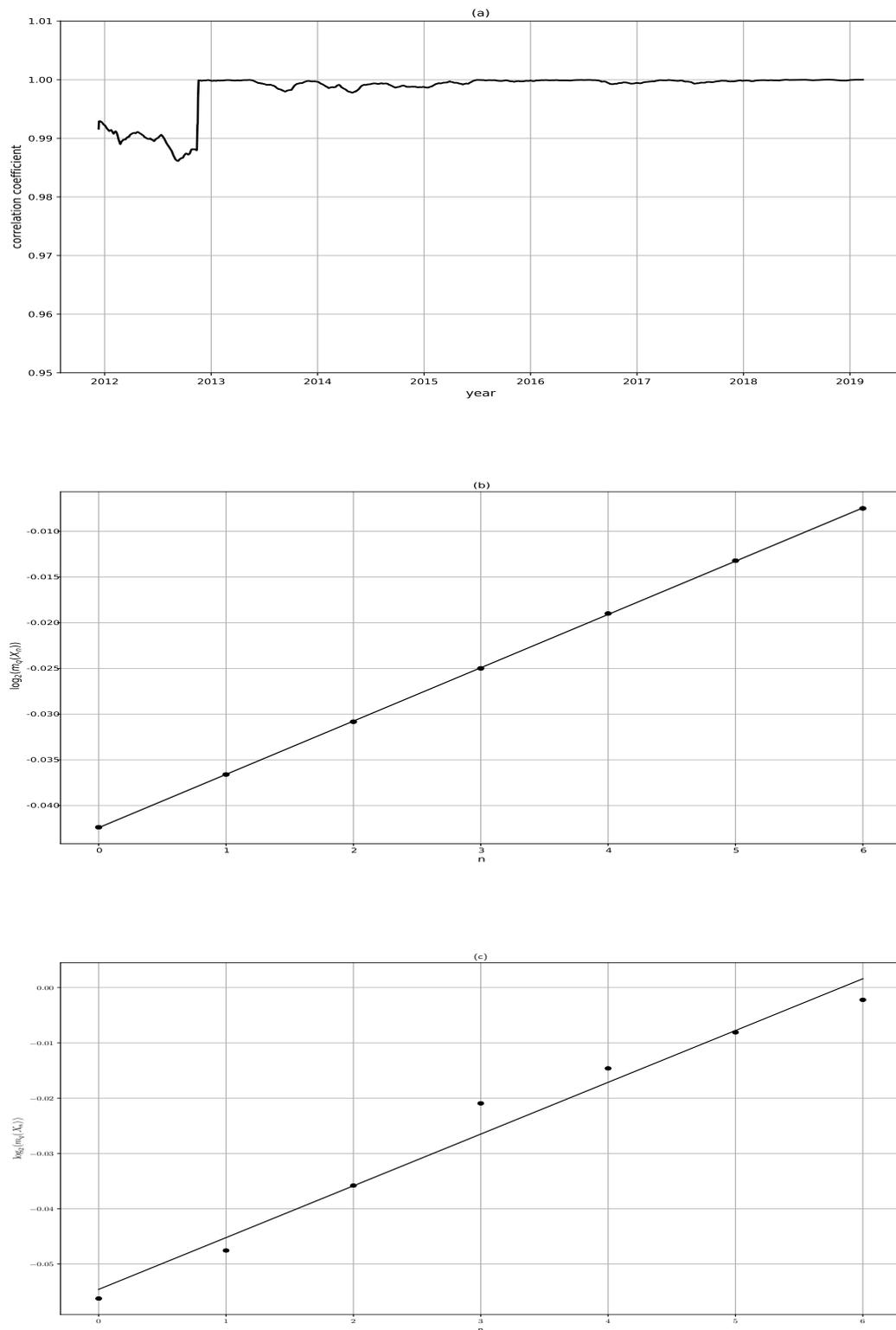


Figura 5.1: (a) Evolución dinámica del coeficiente de correlación de $\log_2(m_q(X_n))$ vs. n . (b) El comportamiento general de la serie se caracteriza por un fuerte patrón de autoafinidad. (c) El comienzo de la serie altera ligeramente el patrón de autoafinidad de las series de rendimiento diario de Bitcoin.

La evolución de los (log) precios diarios de BTC-USD se muestra en la Fig. 5.2 (a) a lo largo del período 2012 – 2019. Además, la línea continua azul en la Fig. 5.2 (b) representa un exponente dinámico de autosimilaridad de las series de precios BTC-USD a través del método FD4 para una ventana deslizante de 512 días.

Cabe destacar que el hecho de usar datos superpuestos en el método FD4 se consideró para un enfoque más estable del exponente de autosimilaridad de las series de precios de BTC-USD, a pesar de que se obtuvieron resultados similares usando datos no superpuestos.

De este modo, la Fig. 5.2 (c) (abajo) destaca que todos los exponentes de autosimilaridad del gráfico de precios diarios de BTC-USD son mayores que 0,5 a lo largo del período analizado (la línea roja marca el umbral de aleatoriedad), lo que sugiere que el mercado de Bitcoin se comporta de manera persistente a través del tiempo.

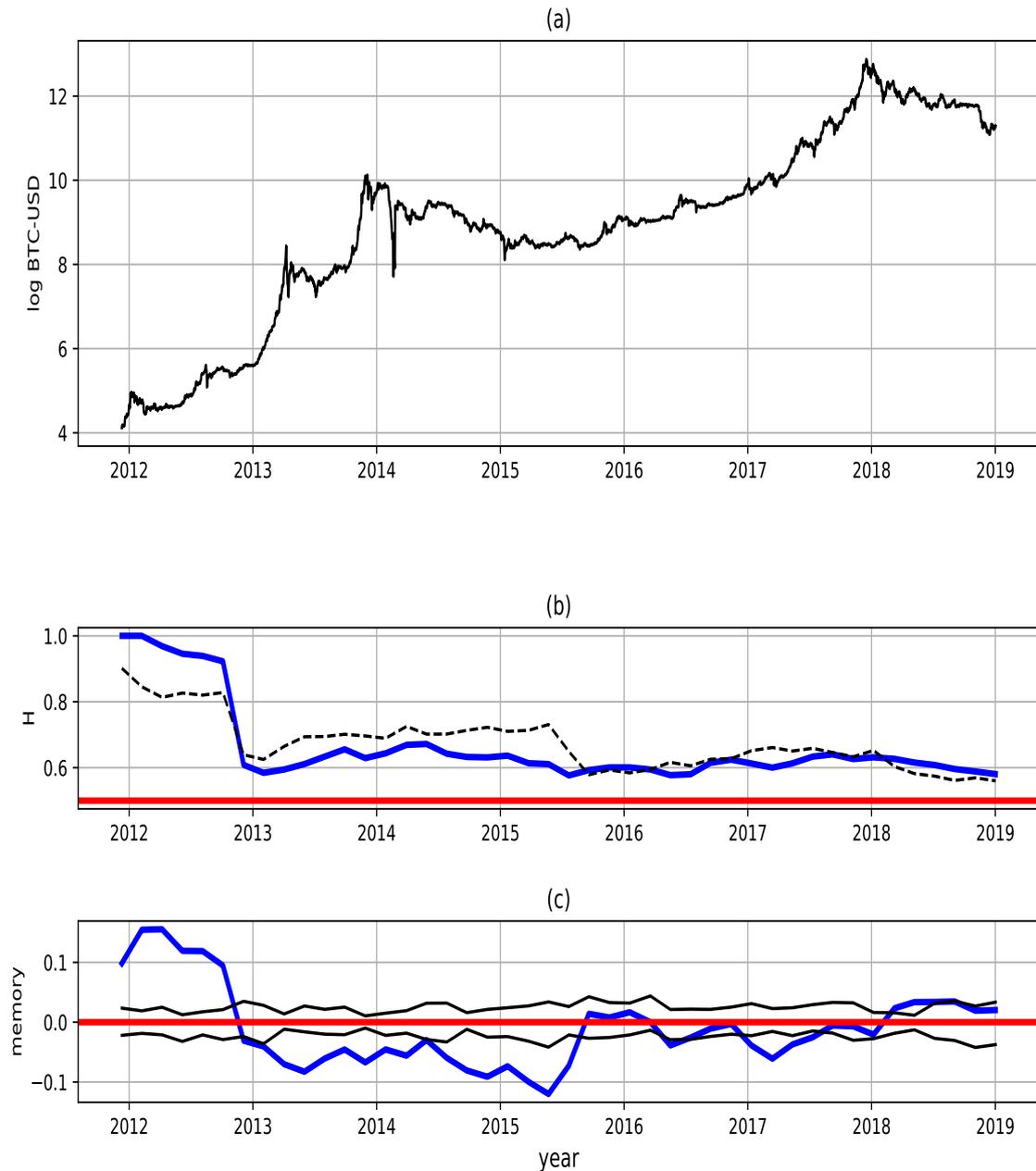


Figura 5.2: (a) Precios diarios BTC-USD (log) en el período comprendido entre el año 2012 y principios de 2019. (b) Se han representado un exponente dinámico de autosimilaridad de las series de precios BTC-USD (línea continua azul) junto con su serie aleatoria (línea discontinua negra). (c) Evolución dinámica del indicador de memoria (representado por una línea continua azul) a través del tiempo. Los correspondientes intervalos de confianza (a un nivel de confianza del 90%) se han trazado mediante líneas continuas negras. Los exponentes de autosimilaridad han sido calculados mediante el método FD4 ($q = 0,01$) en una ventana deslizante de tamaño igual a 512 días con datos superpuestos.

La cuestión a plantear es si estos resultados indican necesariamente que las series de precios diarios de BTC-USD desde 2012 hasta el presente se comportan de forma ineficiente. Es crucial tener en cuenta que un exponente de autosimilaridad distinto de 0,5 no se debe necesariamente a una dependencia de largo plazo en las series, sino que también puede ser debido a la distribución subyacente de sus incrementos, tal y como se señala en Sánchez Granero, Trinidad Segovia y García Pérez (2008) [146] para detalles adicionales. Así pues, para explorar algunas posibles razones para ese comportamiento ineficiente con respecto a las series de rendimientos diarios de Bitcoin, procederemos de la siguiente manera.

Denotemos por H_s al exponente de autosimilaridad de las series aleatorias de BTC-USD, es decir, las series temporales generadas a partir de la serie original de BTC-USD, ordenando de forma aleatoria sus rendimientos. De esta manera, la serie aleatoria carece de la memoria potencial en la serie original de BTC-USD. Luego, definimos el indicador de *memoria* como la diferencia entre el exponente de autosimilaridad de la serie original y el índice de autosimilaridad de la serie aleatoria de BTC-USD, es decir, $\text{memoria} = H - H_s$. De manera equivalente, si tanto H y H_s tienen valores similares, entonces podríamos inferir que no existe memoria en la serie. Por lo tanto, el exponente de autosimilaridad sería mayor que 0,5 para las series de precios BTC-USD como consecuencia de la distribución de los incrementos de esa serie y no debido a la presencia de memoria. En este análisis entenderemos que el mercado se comporta de manera eficiente siempre que el indicador de memoria sea cercano a cero.

Observamos que el gráfico en el medio de esa representación gráfica (Fig. 5.2 (b)) proporciona una evolución dinámica de ambos, del índice de autosimilaridad de las series de BTC-USD (la línea continua azul) y sus series aleatorias (la línea discontinua negra). El exponente de autosimilaridad ha sido calculado a través del método FD4 ($q = 0,01$) con una ventana deslizante de 512 días con datos superpuestos.

Por otra parte, el diagrama de la Fig. 5.2 (c) (abajo) muestra una evolución dinámica del indicador de memoria (representado por una línea continua azul) en el tiempo. Podemos observar que la línea recta roja en la altura 0 significa ausencia de memoria en la serie. Utilizamos la simulación de Montecarlo, eligiendo de forma aleatoria los rendimientos de la serie de los 512 días anteriores para cada semana, para obtener la distribución de H_s . De modo que obtenemos los intervalos de confianza (a un nivel de confianza del 90%) para cada

semana, que se muestran en la Fig. 5.2 (c) (líneas continuas negras). Por lo tanto, cuando H está fuera de los intervalos de confianza, podemos concluir que hay persistencia (si H está por encima de los intervalos) o antipersistencia (si H aparece por debajo de los intervalos) en ese nivel de confianza.

Se han llevado a cabo análisis similares calculando los exponentes de autosimilaridad de las series a través del método FD4 para distintos tamaños de ventanas deslizantes. En primer lugar, cabe señalar que los tamaños más bajos de ventanas deslizantes conducen a exponentes de autosimilaridad de FD4 menos precisos. Esta es la razón por la que inicialmente seleccionamos una ventana deslizante de 512 días, para calcular con precisión los exponentes de autosimilaridad en las series de precios BTC-USD mediante el algoritmo FD4. Además, los tamaños más grandes de ventanas deslizantes permiten una evolución más estable de esa cantidad a través del tiempo. Para completar el análisis, se consideraron ventanas deslizantes de tamaños iguales a 64, 128, 256 y 1024 días. Se puede observar que los resultados son similares a los obtenidos en el caso con una ventana deslizante de 512 días (c.f. Fig. 5.3).

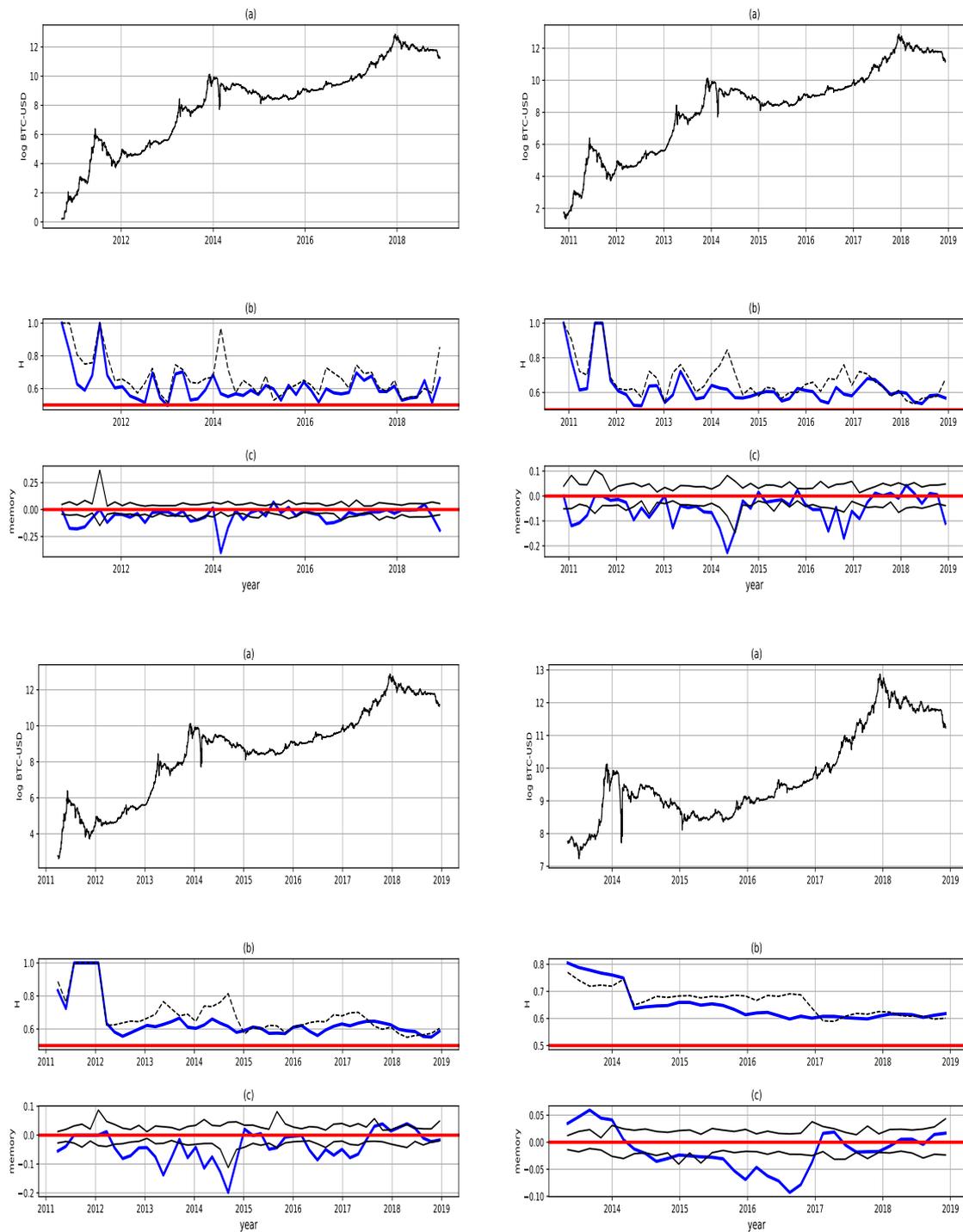


Figura 5.3: Análisis similares a los proporcionados en la Fig. 5.2 mediante el método FD4 ($q = 0,01$) a través de ventanas deslizantes de tamaños iguales a 64 (gráfico superior izquierdo), 128 (superior derecho), 256 (inferior izquierdo), y 1024 (inferior derecho).

Otra variación consiste en calcular los exponentes de autosimilaridad de las series de precios BTC-USD aplicando el algoritmo FD para otros valores de q , distintos de 0,01. De esta manera, observamos que cuanto mayor es el valor de q , menor es su correspondiente exponente de autosimilaridad, $H(q)$. Con fines ilustrativos, la Fig. 5.4 representa los resultados obtenidos para $q = 1$ y $q = 2$ a través del algoritmo FD con ventanas deslizantes de tamaños iguales a 512 días. Los resultados obtenidos fueron similares a los proporcionados por el método FD4 ($q = 0,01$). Sin embargo, los exponentes de autosimilaridad no siempre se sitúan por encima de 0,5 en el caso de $q = 2$ (c.f. Fig. 5.4 (b), derecha).

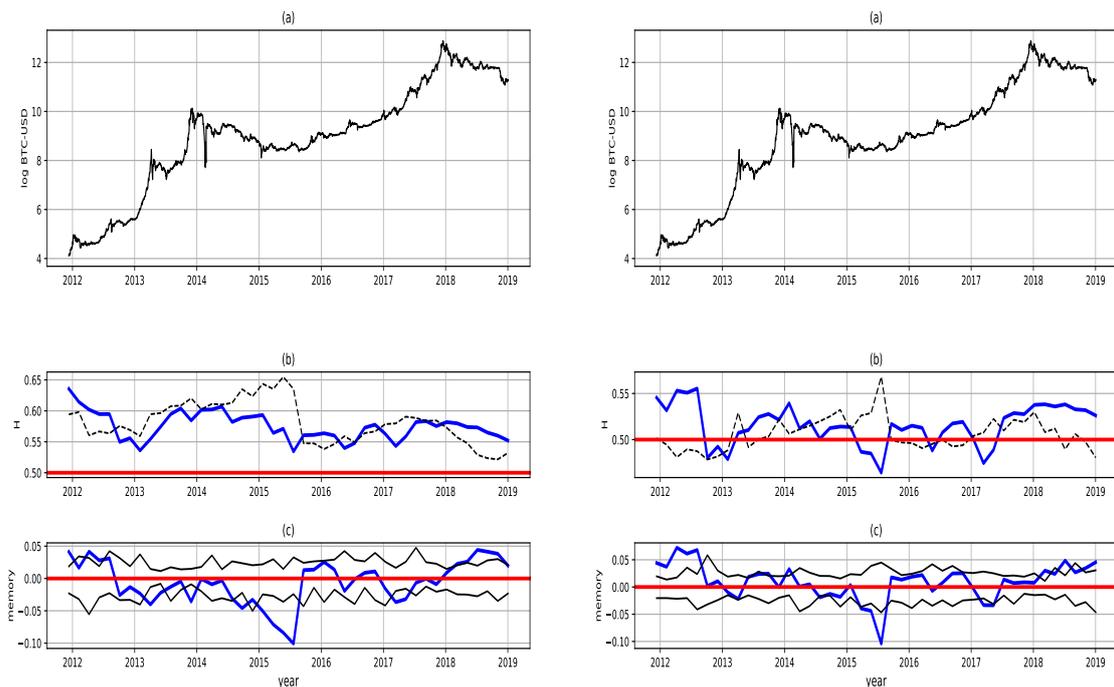


Figura 5.4: Análisis de memoria significativa (a un nivel de confianza del 90 %) en las series de precios BTC-USD para el período comprendido entre el año 2012 y principios de 2019 a través del algoritmo FD para $q = 1$ (gráfico izquierdo) y $q = 2$. En ambos casos, para realizar los cálculos del exponente de autosimilaridad se utilizaron ventanas deslizantes con tamaños iguales a 512 días.

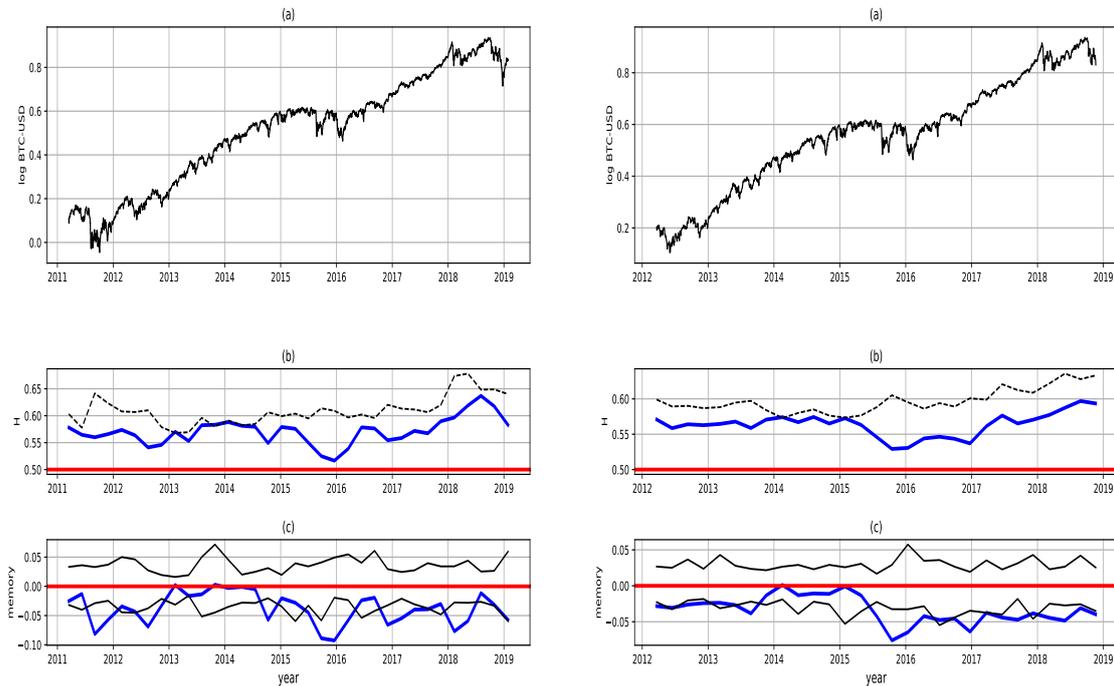


Figura 5.5: Análisis de memoria significativa (a un nivel de confianza del 90 %) en la serie actual S&P500 para el período comprendido entre el año 2012 y principios de 2019 a través del algoritmo FD4 ($q = 0,01$) mediante ventanas deslizantes de tamaños 256 (gráfico izquierdo) y 512 días.

5.4. Estudio de la volatilidad de las criptomonedas.

5.4.1. Los clústeres de volatilidad.

Es fácil observar que las grandes fluctuaciones en los precios del mercado de valores son seguidas por grandes fluctuaciones, mientras que las pequeñas fluctuaciones en los precios tienen más probabilidades de ser seguidas por pequeñas. Dicha propiedad se conoce como clúster de volatilidad. Trabajos recientes como los de Tseng y LI (2011) [162] o Trinidad-Segovia, Fernández-Martínez y Sánchez-Granero (2019) [161] han demostrado que si bien las grandes fluctuaciones tienden a estar más agrupadas que las pequeñas, las grandes pérdidas tienden a agruparse más severamente que las grandes ganancias. La literatura financiera está interesada en modelar los clústeres de volatilidad por la importancia que la misma tiene

como indicador clave del riesgo de mercado. De hecho, el volumen de negociación de algunos activos con elevada volatilidad, como los derivados, es cada vez mayor con el paso del tiempo, por lo que conocer el comportamiento de la volatilidad se convierte en un factor clave como instrumento de gestión de carteras o fijación de precios.

Vale la pena mencionar que las altas y bajas volatilidades parecen ser un factor relevante para las crisis del mercado de valores según Danielsson, Valenzuela y Zer [58]. Los autores también descubrieron que la relación entre la volatilidad inesperada y la incidencia de las crisis se fortaleció más en las últimas décadas. En la misma línea, Valenti, Fazio y Spagnolo [166] mostraron que la inestabilidad del mercado no es solo el resultado de una volatilidad grande sino también de una volatilidad pequeña.

El enfoque clásico para los clústeres de volatilidad se basa en modelos no lineales, fundamentados en la varianza condicional heteroscedástica, donde se incluyen los modelos ARCH [66], GARCH [31], [157], [97], IGARCH [67] y FIGARCH [11], [26]. Sin embargo, durante los últimos años, los modelos basados en Agentes se han convertido en un instrumento que permite reproducir y explicar algunos hechos estilizados de los mercados financieros [134]. Recientemente, han aparecido varios trabajos en la literatura analizando los flujos de órdenes mediante simulación en tiempo real, entre ellos, dos publicaciones de Biondo (2018 y 2019) [27], [28] y una de Sueshige, Sornette, Talayasu y Takayasu (2019) [156].

Con respecto a los clústeres de volatilidad, no parece muy claro cuáles son los motivos que explican su aparición. Para Lux y Marchesi (2000) [111] son una consecuencia de la inestabilidad del mercado. Raberto, Cincotti, Focardi y Marches (2001) [141] desarrollan un mercado artificial basado en Agentes heterogéneos que intercambian un solo activo. La principal aportación de este trabajo es que por primera vez el mercado muestra algunos hechos estilizados propios de los mercados financieros. Las simulaciones sugieren que los clústers de volatilidad son sensibles al tamaño del mercado, es decir, cuando aumenta el número de operadores el efecto de los clústeres de volatilidad tiende a desaparecer. Ese resultado está en consonancia con el concepto de eficiencia del mercado.

Krawiecki, Hołyst y Helbing (2002) [98] introdujeron un modelo microscópico que consta de multitud de Agentes con interacciones aleatorias que reproduce el fenómeno de clústeres de volatilidad. Alfarano, Lux y Wagner (2005) [2] contribuyeron con un modelo simple para

un mercado artificial basado en Agentes, generando clústeres de volatilidad a través de la interacción entre los distintos traders. Conclusiones similares fueron obtenidas por Cont (2007) [54]; Chen (2013) [45]; He, Li y Wang (2016) [82]; y Schmitt y Westerhoff (2017) [149].

Cont (2007) [54], por ejemplo, aplicó varios modelos, buscando explicar los clústeres de volatilidad basándose en el comportamiento de los agentes de mercado. Schmitt y Westerhoff (2017) [149] destacaron que los clústeres de volatilidad surgen debido al comportamiento gregario de los especuladores. Chen, Tan y Zheng (2015) [44] propusieron un modelo basado en el comportamiento gregario de múltiples niveles para investigar los clústeres de volatilidad de las acciones de Nueva York y Hong Kong. Por su parte, Shi, Luo y Li (2019) [152] explicaron los clústeres de volatilidad a través de un modelo de dinámica de precios de valores con dos tipos de participantes: especuladores e inversores fundamentales. Los autores consideraron que la información llega aleatoriamente al mercado, lo que lleva a cambios en las posiciones de los participantes del mercado de acuerdo con una cierta proporción. Mientras que Verma, Buonocore y Di Matteo (2019) [167] utilizaron un modelo de factores para analizar cómo la volatilidad del mercado podría explicarse por la volatilidad de los distintos activos.

Barde (2016) [19] compara el rendimiento de este tipo de modelos con respecto a los modelos tipo ARCH/GARCH. De hecho, el autor encontró que el desempeño de los tres tipos de modelos basados en Agentes para los mercados financieros es mejor en eventos clave. El cambio en el número de participantes también se consideró un factor crucial para explicar los clústeres de volatilidad y las colas pesadas.

5.4.2. Las series de volatilidad

El concepto de serie de volatilidad se introdujo en [161] para estudiar los clústeres de volatilidad en la serie S&P500 como una alternativa a los modelos clásicos (G)ARCH. Además, se demostró que cuanto mayor es el exponente de autosimilaridad de la serie de volatilidad del S&P500, más frecuentes son los cambios de volatilidad y, por lo tanto, es más probable que aparezcan clústeres de volatilidad.

Supongamos que r_n denota la serie de rentabilidad logarítmica de una serie (índice/acción). En las series financieras, la función de autocorrelación de r_n 's es casi nula, sin embargo, esto no es cierto para las series en valor absoluto $|r_n|$. La serie de volatilidad asociada se define

como $s_n = |r_n| + s_{n-1} - m$, donde $|\cdot|$ se refiere a la función de valor absoluto, m es una constante y $s_0 = 0$. Para fines prácticos, establecemos $m = \text{media } |r_n|$.

A continuación, se explica cómo el exponente de Hurst de la serie de volatilidad, s_n , podría proporcionar una herramienta útil para detectar clústeres de volatilidad en una serie de rendimientos de activos. En primer lugar, suponga que la volatilidad de la serie se mantiene constante. Entonces, los valores de las series de volatilidad asociadas serían similares a los de una muestra de un movimiento browniano. Por lo tanto, el exponente de autosimilaridad de esa serie de volatilidad se acercaría a 0,5. Por el contrario, suponga que existen algunos clústeres de alta (resp. baja) volatilidad en la serie. En este caso, el gráfico de su serie de volatilidad asociada se vuelve menos uniforme como se ilustra en la Fig. 5.6, que también representa el concepto de una serie de volatilidad. Por lo tanto, casi todos los valores de la serie de volatilidad son mayores (resp., más bajos) que la media de la serie. En consecuencia, la serie de volatilidad resulta estar aumentando (resp., disminuyendo), por lo que su exponente de autosimilaridad aumenta (en ambos casos, al ser una serie persistente).

Siguiendo lo anterior, el exponente de Hurst de la serie de volatilidad de un índice o activo proporciona un enfoque novedoso para explorar la presencia de clústeres de volatilidad en series de rendimientos de activos.

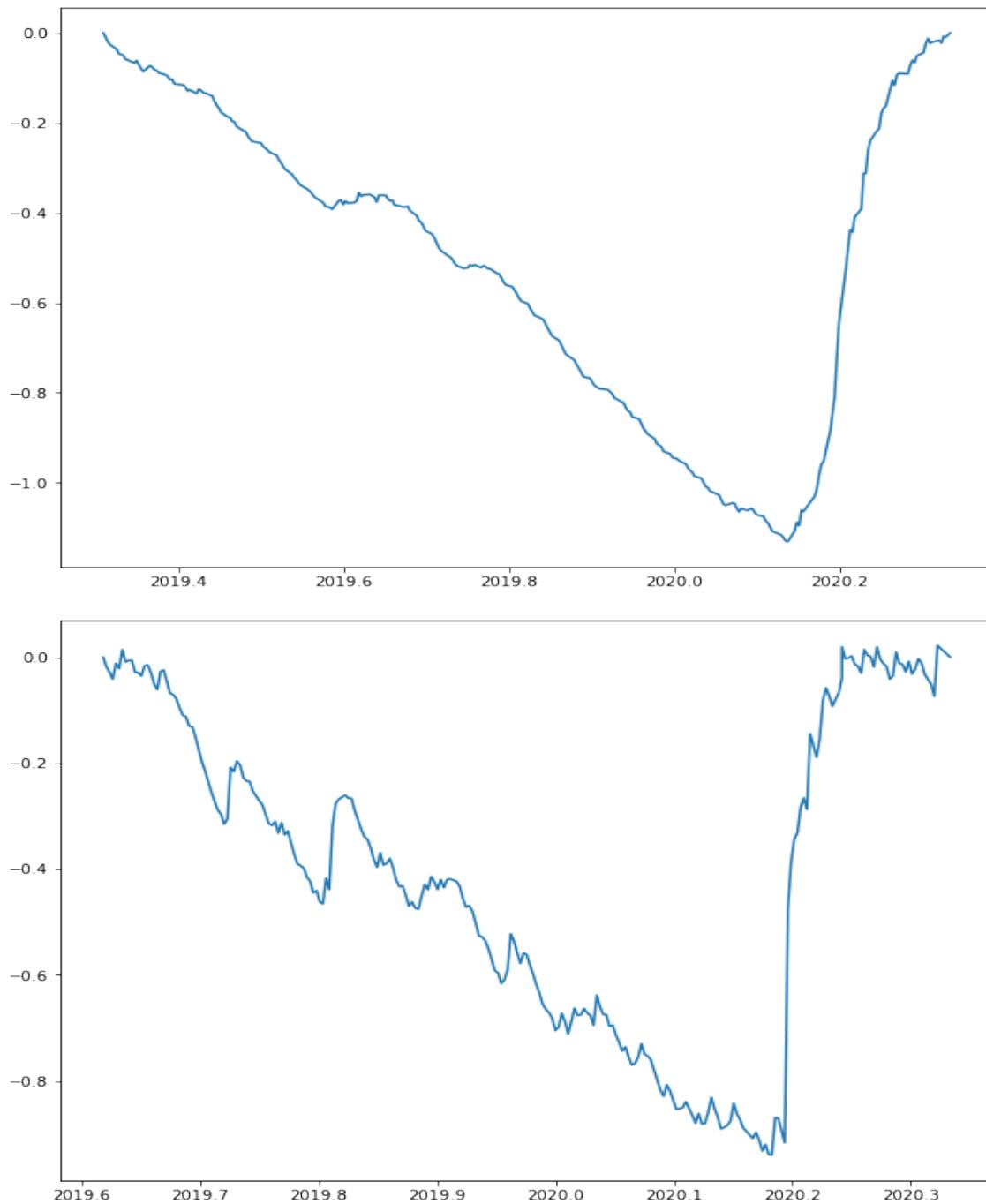


Figura 5.6: La imagen en la parte superior muestra la serie de volatilidad del índice S&P500 en el período que va de marzo 2019 a marzo 2020. El enfoque FD4 obtuvo un exponente de autosimilaridad igual a 0,94. El siguiente gráfico ilustra la serie de volatilidad del índice Bitcoin/USD en un período similar (ambas series contienen datos de 250, un año de negociación, pero recuerde que la moneda Bitcoin/ USD permanece activa también los fines de semana). En ese caso, se obtuvo un exponente de autosimilaridad igual a 0,65.

5.4.3. La volatilidad en las criptomonedas: revisión de la literatura

Los primeros trabajos de investigaciones analizando la volatilidad de las criptomonedas son relativamente nuevos y comienzan a aparecer en el año 2015. El primer trabajo es el atribuido a Dwyer [63], donde se analiza la relación entre la volatilidad del Bitcoin, el oro y el dólar, encontrándose que la volatilidad mensual promedio de la criptomoneda es superior a la del oro y el dólar. En la misma línea Dyhrberg (2016) [64, 65], también comparara la volatilidad de Bitcoin con la volatilidad del oro y otras monedas tradicionales

Otro de los pioneros fue Letra (2016) [103], donde se desarrolla un modelo GARCH a los datos diarios de Bitcoin en su estudio. En la misma línea, Bouoiyour y Selmi (2016) [32] estimaron la dinámica de precios de Bitcoin, usando diversas extensiones de modelos GARCH. Por su parte, Bouri, Azzi y Dyhberg (2017c) [33] analizaron la relación existente entre los cambios de volatilidad y los rendimientos de precios de Bitcoin basados en un modelo GARCH asimétrico. En el mismo año, Balcilar, Bouri, Gupta y Roubaud (2017) [13] examinaron la relación entre el volumen de negociación de Bitcoin y su rendimiento y la volatilidad, empleando el método basado en cuantiles. Poco después, Baur, Hong y Lee (2018b) [24] se fijaron en las propiedades estadísticas de Bitcoin y sus relaciones con las clases de activos tradicionales.

Chu, Chan, Nadarajah y Osterrieder (2017) [47] publicaron un trabajo donde se volvía a utilizar un modelo GARCH en criptomonedas. Los autores proporcionan el primer modelo GARCH para las siete criptomonedas más populares, aplicando doce modelos GARCH a cada criptomoneda, y evaluando los resultados en términos de cinco criterios. En otro artículo publicado en el mismo año, los autores [41] analizaron las propiedades estadísticas de las criptomonedas con mayor capitalización de mercado, caracterizando sus tipos de cambio frente al dólar estadounidense al ajustarles distribuciones paramétricas. Los investigadores concluyeron que los rendimientos son claramente no gaussianos. No obstante, ninguna distribución única se ajusta bien de manera conjunta a todas las criptomonedas analizadas, pues en el caso de las criptomonedas más populares, como Bitcoin y Litecoin, la distribución hiperbólica generalizada proporciona el mejor ajuste, mientras que para las otras criptomonedas, la distribución normal inversa gaussiana (NIG), la distribución generalizada t y la distribución de Laplace dan buenos ajustes.

Asimismo, en 2017, Bariviera, Basgall, Hasperué y Naiouf [21] usó el exponente de Hurst para comparar la dinámica de Bitcoin con la dinámica de las monedas estándar y detectó evidencia de volatilidad persistente y memoria a largo plazo, hechos que justifican la aplicación de modelos de tipo GARCH a los precios de Bitcoin. En la misma dirección, Katsiampa [95], después de examinar la volatilidad de Bitcoin con varios modelos tipo GARCH, señaló que el mejor modelo en términos de bondad de ajuste a los datos se logra aplicando el modelo AR-CGARCH. Según los resultados de la investigación, existe evidencia significativa de clústeres de precios en los rendimientos de Bitcoin.

A pesar de que los clústeres de volatilidad han sido objeto de análisis en muchos mercados financieros, el primero en profundizar en el estudio de su presencia en los precios de Bitcoin fue Urquhart en el año 2017 [164]. En su investigación siguió ampliamente la metodología de Dowling, Cummins y Lucey (2016) [62] consistente en estudiar las barreras psicológicas en los precios de los mercados energéticos. Los autores analizaron los clústeres de volatilidad de los precios en los mercados de Bitcoin en el período comprendido entre el 1 de mayo de 2012 y el 30 de abril de 2017, recogiendo los precios diarios de cierre del sitio web Bitstamp. Sus conclusiones revelan que hay evidencia significativa de clústeres de precios en números redondos, porque más del 10,81 % de los precios terminan en dos dígitos decimales. También encontraron evidencia de clústeres de precios alrededor de los dígitos 50 y 99, aunque es más débil que clústeres de precios de números redondos. Los resultados de su investigación muestran que los clústeres de precios de Bitcoin obedecen a la hipótesis de negociación de Harris (1991) [81], ya que está significativamente relacionada con las variables precio y volumen.

Poco después, siguiendo a Urquhart [164], Mbanga [118] investigó el patrón de los clústeres de precios de Bitcoin durante los días de la semana. Para realizar la investigación, analizó el período del 20 de febrero de 2011 al 15 de mayo de 2018, utilizando precios de cierre y volumen diario de la plataforma Bitstamp, aplicando el método recomendado por Li (1985) [104]. El investigador informó sobre la evidencia de más clústeres de precios en números enteros los viernes y, menos, los lunes. Asimismo, los resultados de su estudio mostraron que los fines de semana no afectan a los clústeres de precios de Bitcoin.

Mientras tanto, Phillip, Chan y Peiris [139] utilizaron el modelo de volatilidad estocástica de Taylor (1986) [157] para examinar la variabilidad de la volatilidad en los rendimientos de

las criptomonedas. Durante la investigación, los autores encontraron evidencia de leves efectos de apalancamiento, clústeres de volatilidad y curtosis variada. Poco después de eso, Zhang, Wang, Li y Shen (2018) [172] concluyeron que los rendimientos de las criptomonedas exhiben efectos de apalancamiento y una fuerte presencia de clústeres de volatilidades, después de estudiar las ocho principales criptomonedas que representan casi el 70% de la capitalización del mercado de criptomonedas.

Recientemente, en 2019, Kancs, Rajcaniova y Ciaian [92] basaron su estudio en el modelo GARCH para estimar los factores que afectan el precio de Bitcoin, utilizando datos por hora para el período comprendido entre 2013 y 2018. Después de trazar los datos gráficamente, los autores sugirieron que los períodos de alta volatilidad siguen períodos de alta volatilidad, y los períodos de baja volatilidad siguen períodos de baja volatilidad. En consecuencia, en la serie, los grandes rendimientos siguen a los grandes rendimientos y los pequeños rendimientos siguen a los pequeños rendimientos. Todos estos hechos indican evidencia de clústeres de volatilidad y, por lo tanto, que el error es condicionalmente heterocedástico. Asimismo, las colas gruesas y el exceso de curtosis de la serie afirman la conveniencia de aplicar el modelo GARCH. En definitiva, los autores concluyeron que tanto las transacciones como la demanda especulativa tienen un impacto significativo en la formación de precios de Bitcoin.

5.4.4. Cálculo de la probabilidad de clústeres de volatilidad de un tamaño dado

A continuación, se proporciona una nueva metodología para calcular la probabilidad de los clústeres de volatilidad de un tamaño dado en una serie con especial énfasis en las criptomonedas.

En este apartado, se explora cómo estimar la probabilidad de la existencia de clústeres de volatilidad para bloques de un tamaño dado. De manera equivalente, abordaremos la siguiente pregunta: **¿Cuál es la probabilidad de que aparezca un clúster de volatilidad en un período de un tamaño determinado?**

A continuación, se muestra que el exponente de Hurst de una serie de volatilidad para bloques de ese tamaño juega un papel clave. Se sabe que el exponente de Hurst de la serie de volatilidad es *alto* cuando hay clústeres de volatilidad en la serie [161]. Pero, ¿cómo de *alto*

debería ser?

Para lidiar con esto, asumiremos que la serie de rendimientos logarítmicos sigue una distribución gaussiana. Sin embargo, no puede ser un proceso IID, ya que se permite cambiar la desviación estándar de la distribución gaussiana. Esta hipótesis es más general que un modelo ARCH o GARCH, por ejemplo. Dado que nos interesa la posibilidad real de que la volatilidad cambie y, de hecho, que existan clústeres de volatilidad, no se puede asumir una distribución fija estática. De esta manera, vale la pena señalar que la distribución de las rentabilidades de este tipo de procesos (generada a partir de distribuciones gaussianas con diferentes desviaciones estándar) no es Gaussiana, y es lo suficientemente flexible como para permitir tipos de distribuciones muy diferentes.

Así pues, supongamos que la serie de rendimientos logarítmicos, r_n , sigue una distribución normal, $N(0, \sigma(n))$, donde su desviación estándar varía con el tiempo a través de la función $\sigma(n)$. Se debe tener en cuenta que algunos modelos clásicos como ARCH, GARCH, etc., se pueden considerar como casos particulares de ese modelo. Como tal, analizaremos la existencia de clústeres de volatilidad en los siguientes términos. Consideramos que existen clústeres de volatilidad siempre que haya, al menos, un período de alta volatilidad y un período de baja volatilidad. La figura 5.7 ilustra esa condición. De hecho, se pueden observar dos amplios períodos con respecto a la serie de volatilidad del índice S&P500. El primero, con una baja volatilidad (y, por lo tanto, una serie de volatilidad decreciente), y el segundo con una alta volatilidad (y, por lo tanto, una serie de volatilidad creciente). En este caso, el efecto de la mayor volatilidad (debido a la crisis COVID-19) es evidente, lo que se confirma por un exponente de Hurst muy alto de la serie de volatilidad correspondiente (igual a 0,94).

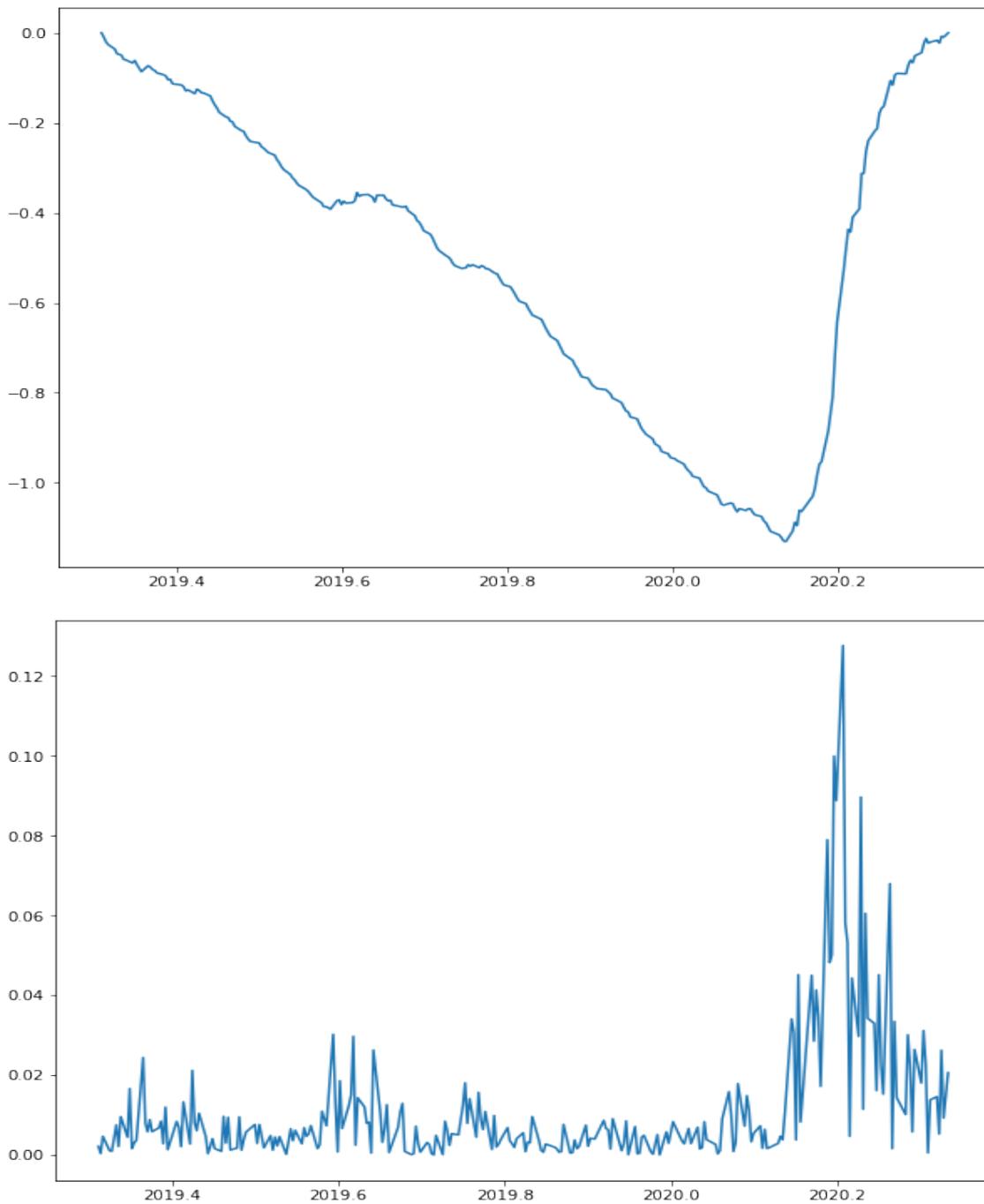


Figura 5.7: El gráfico en la parte superior muestra la serie de volatilidad del índice S&P500 en el período comprendido entre marzo de 2019 y marzo de 2020. Por otro lado, el gráfico en la parte inferior muestra la serie de valores absolutos de los rendimientos logarítmicos del S&P500 en el mismo período. En ese período, el algoritmo FD4 determinó que el índice de autosimilaridad de la serie de volatilidad del S&P500 era igual a 0,94.

Por otro lado, la Fig. 5.8 representa la serie de volatilidad del índice S&P500 en el período que va desde enero 2017 a enero 2018. El algoritmo FD4 encontró un índice de autosimilaridad igual a 0,55. En este caso, sin embargo, no está tan claro que haya clústeres de volatilidad, lo que está de acuerdo con un exponente de Hurst bajo de esa serie de volatilidad.

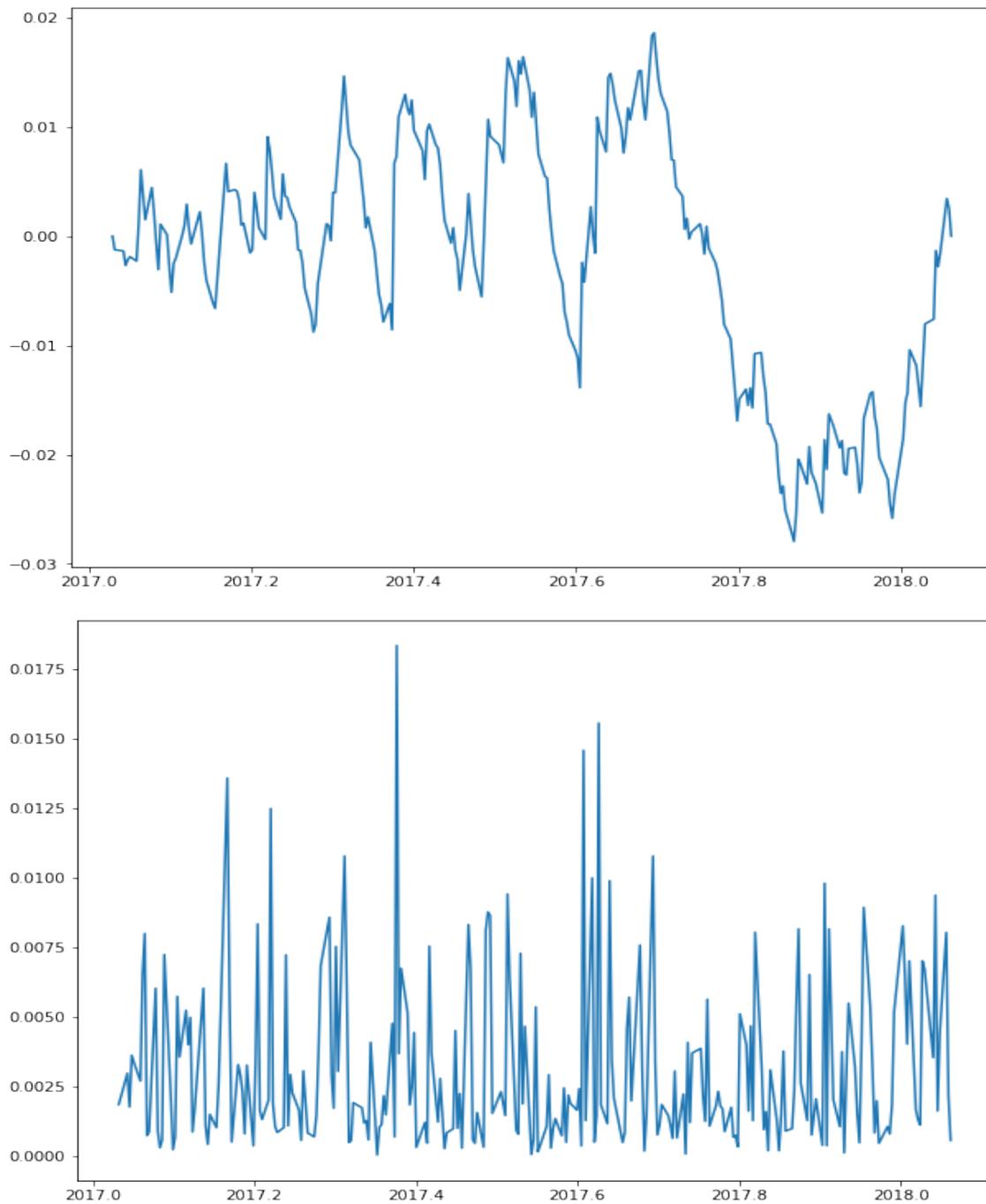


Figura 5.8: El gráfico en la parte superior ilustra la serie de volatilidad del índice S&P500 en el período que va desde enero 2017 a enero 2018, mientras que el gráfico en la parte inferior representa la serie de valores absolutos de rendimientos logarítmicos del índice S&P500 en el mismo período. En este caso, se encontró que el exponente de autosimilaridad de la serie de volatilidad era igual a 0,55 por el enfoque FD4.

Como tal, el exponente de Hurst de la serie de volatilidad de un movimiento browniano se considerará como un punto de referencia para decidir si hay clústeres de volatilidad en la serie. Más precisamente, primero, mediante la simulación de Montecarlo, se generó una colección de movimientos brownianos. Para cada movimiento browniano, se calcularon los exponentes de Hurst (usando el algoritmo FD4) de sus series de volatilidad correspondientes. Por lo tanto, denotamos por $H_{\text{lím}}(n)$ el valor que se vuelve mayor que los 90 % de esos exponentes de Hurst.

Observe que $H_{\text{lím}}(n)$ depende de n , la longitud de la muestra de movimiento browniano. De hecho, para una serie corta, la precisión del algoritmo FD4 para calcular el exponente de Hurst es menor. En consecuencia, el valor de $H_{\text{lím}}(n)$ será mayor para un valor menor de n . La figura 5.9 ilustra (para el percentil 90) cómo el punto de referencia dado por $H_{\text{lím}}(n)$ se vuelve más bajo a medida que aumenta la longitud de la serie de movimiento browniano.

Por lo tanto, utilizaremos los siguientes criterios. Decimos que hay clústeres de volatilidad en la serie siempre que el exponente de Hurst de la serie de volatilidad correspondiente sea mayor que $H_{\text{lím}}$. Luego mediremos la probabilidad de clústeres de volatilidad para subseries de una longitud dada como la relación entre el número de subseries con clústeres de volatilidad y la cantidad total de subseries de la longitud dada.

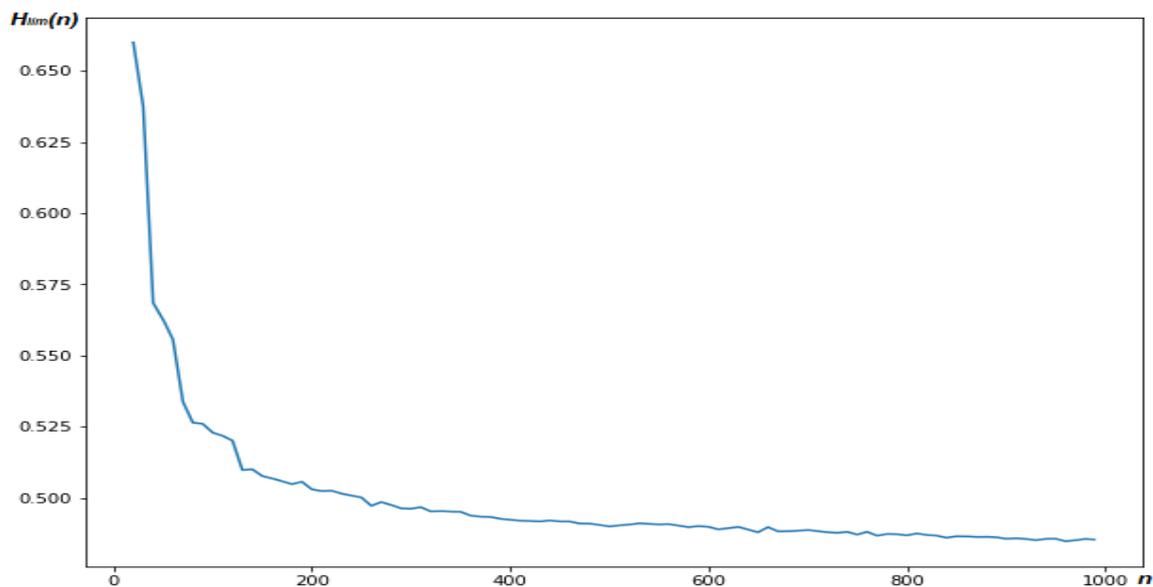


Figura 5.9: Percentil 90, $H_{\text{lím}}(n)$, de los exponentes de Hurst de la serie de volatilidad de los movimientos brownianos para varios valores de la longitud de la serie, n .

Para verificar esa medida de la probabilidad de clústeres de volatilidad, la probaremos mediante procesos artificiales con clústeres de volatilidad de una longitud fija (igual a 200 datos). Una muestra de ese proceso se genera de la siguiente manera. Para los primeros 200 datos, genere una muestra a partir de una distribución normal $N(0, 0,01)$; para los siguientes 200 datos, genere una muestra a partir de una distribución normal $N(0, 0,03)$; para los siguientes 200 datos, genere una muestra a partir de una distribución normal $N(0, 0,01)$, y así sucesivamente.

Vale la pena señalar que una mezcla de (muestras de) distribuciones normales con distintas desviaciones estándar puede dar lugar a (una muestra de) una distribución de cola pesada. Siguiendo ese ejemplo, la figura 5.10 muestra la distribución de ese proceso artificial con clústeres de volatilidad en comparación con el de una distribución gaussiana y también con la distribución de rentabilidades del S&P500 (reescalada). Está claro que el proceso está lejos de ser gaussiano, incluso en este sencillo ejemplo.

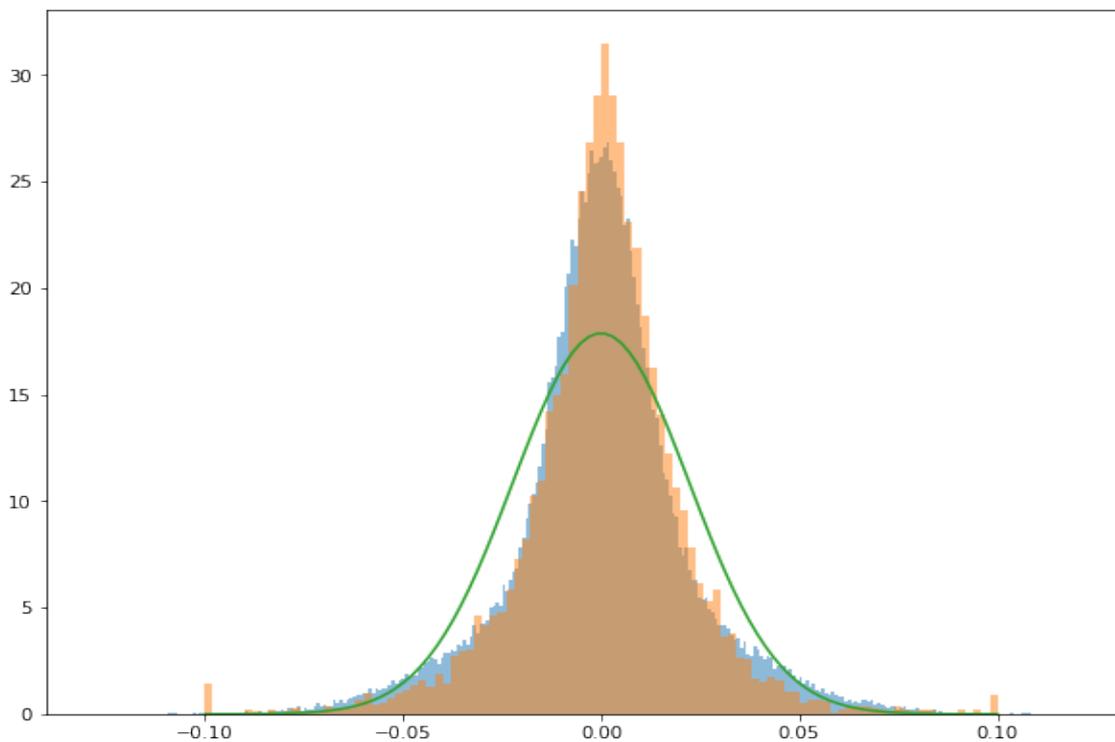


Figura 5.10: Histograma o función de densidad de: (naranja) distribución de rentabilidades del S&P500 (reescalado y recortado al intervalo $[-0,1, 0,1]$); (azul) proceso con clústeres de volatilidad de una longitud fija (200 datos); (verde) distribución normal.

Para entender mejor este proceso, considere un bloque aleatorio de longitud 50. Puede suceder que tal bloque se encuentre completamente en un bloque de 200 de volatilidad fija. En este caso, no habría clústeres de volatilidad. Sin embargo, si los primeros 20 datos se encuentran en un bloque de volatilidad igual a 0,01, con los 30 datos restantes en un bloque de volatilidad igual a 0,03, dicho bloque tendría clústeres de volatilidad. Por otro lado, está claro que si tenemos un bloque de longitud 50 con los primeros 49 datos en un bloque de volatilidad igual a 0,01, mientras que el dato restante se encuentra en un bloque de volatilidad 0,03, no podemos decir que hay clústeres de volatilidad en tal bloque. Por lo tanto, consideraremos que hay clústeres de volatilidad si hay al menos 10 datos en bloques con volatilidades distintas. En otras palabras, asumiremos que no podemos detectar clústeres con menos de 10 de datos.

Por otro lado, tenga en cuenta que estamos utilizando un nivel de confianza de 90% y, por lo tanto, si tenemos una probabilidad de clústeres de volatilidad de, por ejemplo, $x\%$, eso significa que no hay clústeres de volatilidad con respecto al $(100 - x)\%$ de los bloques del tamaño dado. Pero para ese nivel de confianza de 90%, nos faltan los 10% de ese $(100 - x)\%$, y por lo tanto, tendremos las siguientes estimaciones teóricas.

- Probabilidad teórica de clústeres de volatilidad considerando grupos de al menos 10 datos: $(x - 20)/200$.
- Probabilidad teórica de clústeres de volatilidad considerando grupos de al menos 10 datos detectados a un nivel de confianza de 90%: $(x - 20)/200 + (1 - (x - 20)/200) \cdot 0,1$.

La figura 5.11 muestra gráficamente que el modelo propuesto para estimar la probabilidad de clústeres de volatilidad podría proporcionar una buena aproximación a la probabilidad real de clústeres de volatilidad para este proceso artificial.

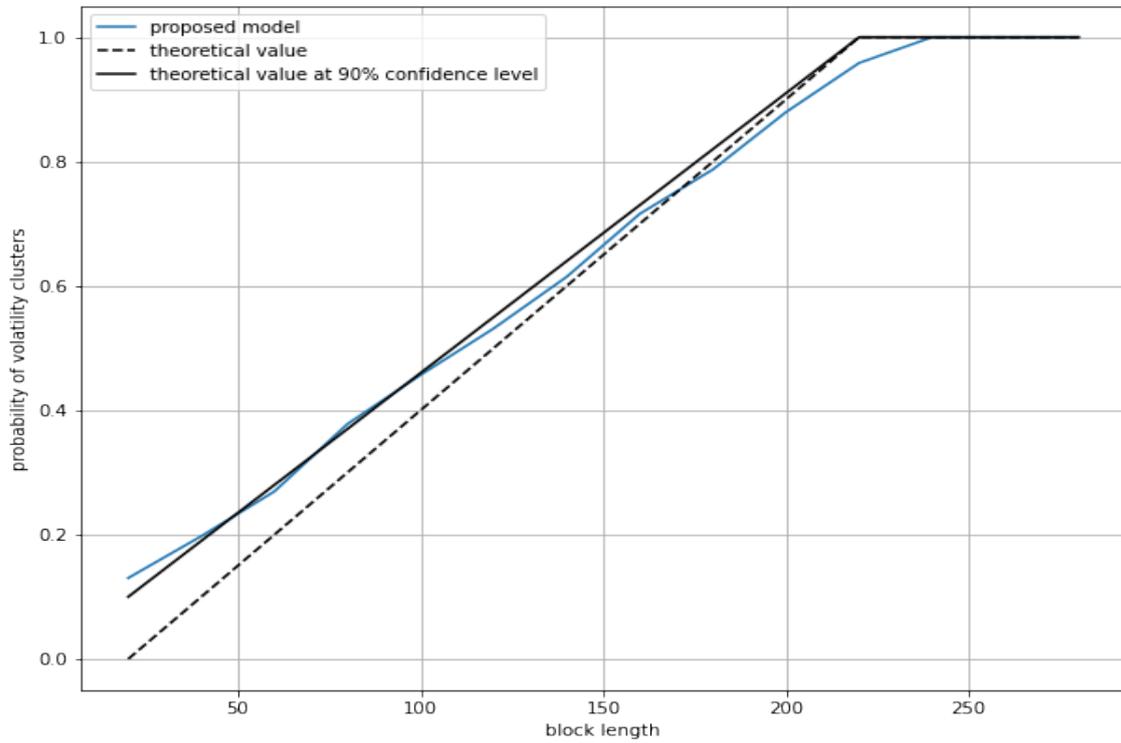
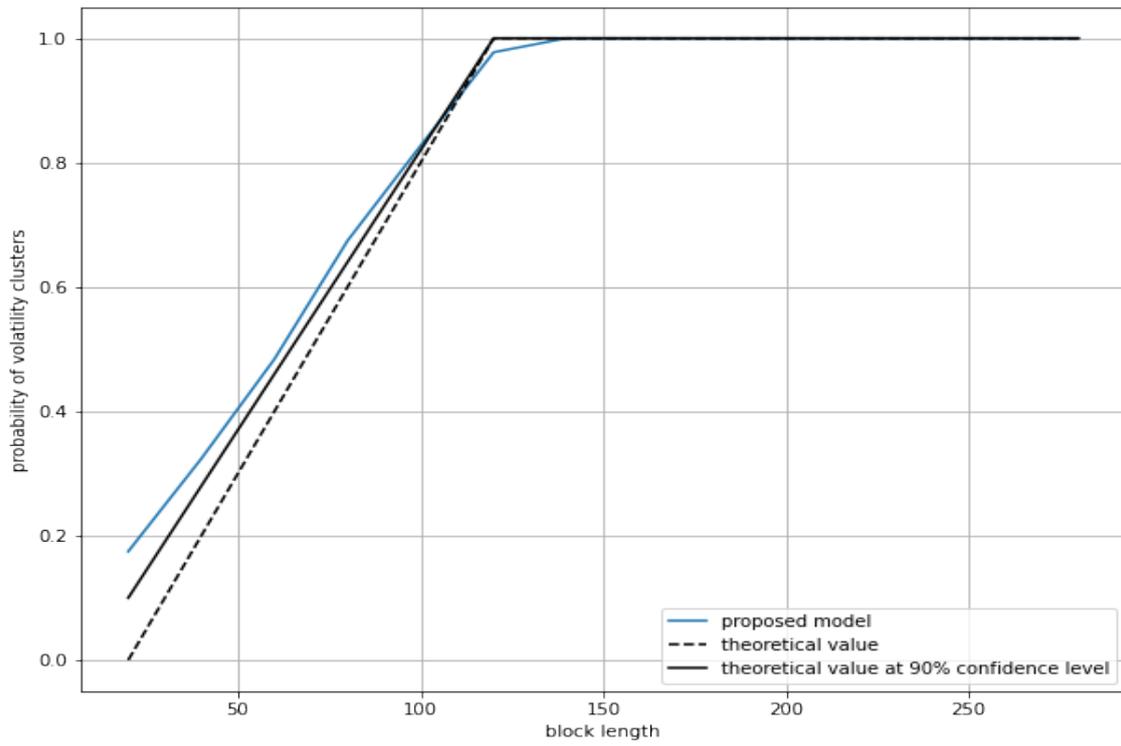


Figura 5.11: Cont.

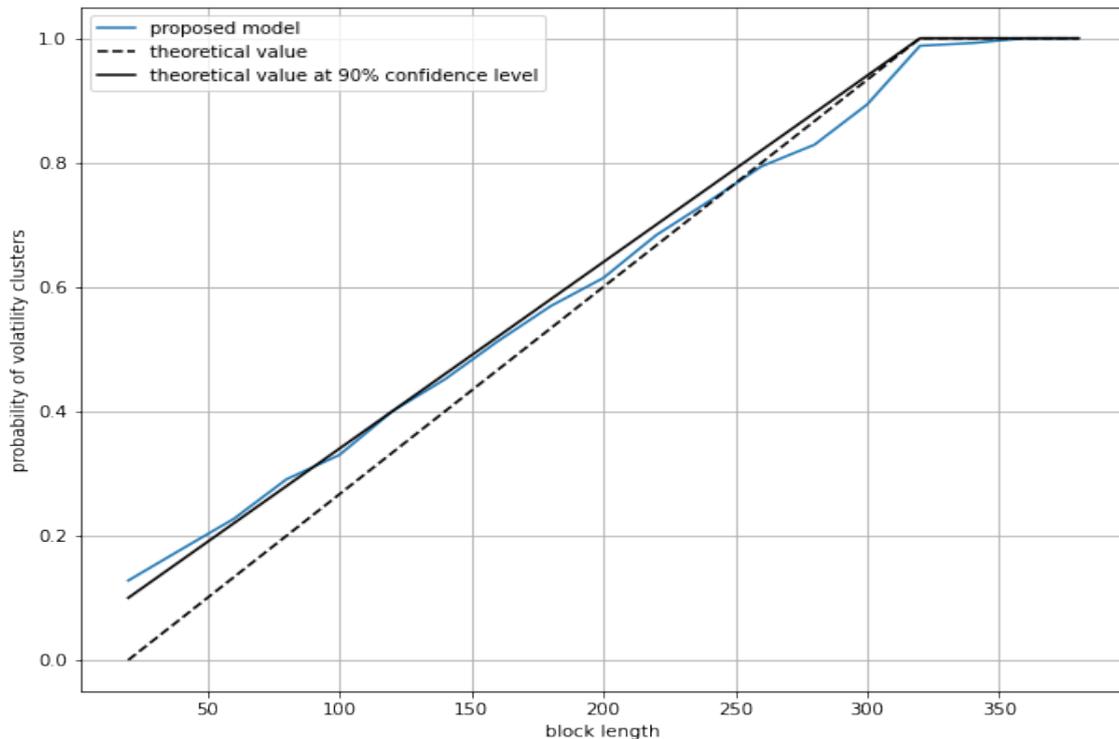


Figura 5.11: Probabilidad de clústeres de volatilidad para un proceso artificial con clústeres de volatilidad de una longitud fija (igual a 100, 200 y 300, de arriba a abajo).

5.4.5. Clústeres de volatilidad en criptomonedas

No cabe duda de que una de las características principales de las criptomonedas es la alta volatilidad de sus tipos de cambio y, en consecuencia, el alto riesgo asociado con su uso.

En esta sección, aplicamos a diferentes activos financieros la metodología previamente proporcionada para calcular la probabilidad de clústeres de volatilidad, con un interés especial en los mercados de criptomonedas.

Primero, la Fig. 5.12 muestra un perfil similar con respecto a las probabilidades de existencia de clústeres de volatilidad de un índice (S&P500) y una acción (Apple). Por otro lado, la probabilidad de existencia de clústeres de volatilidad del tipo de cambio Euro/USD resultan bastante más bajos.

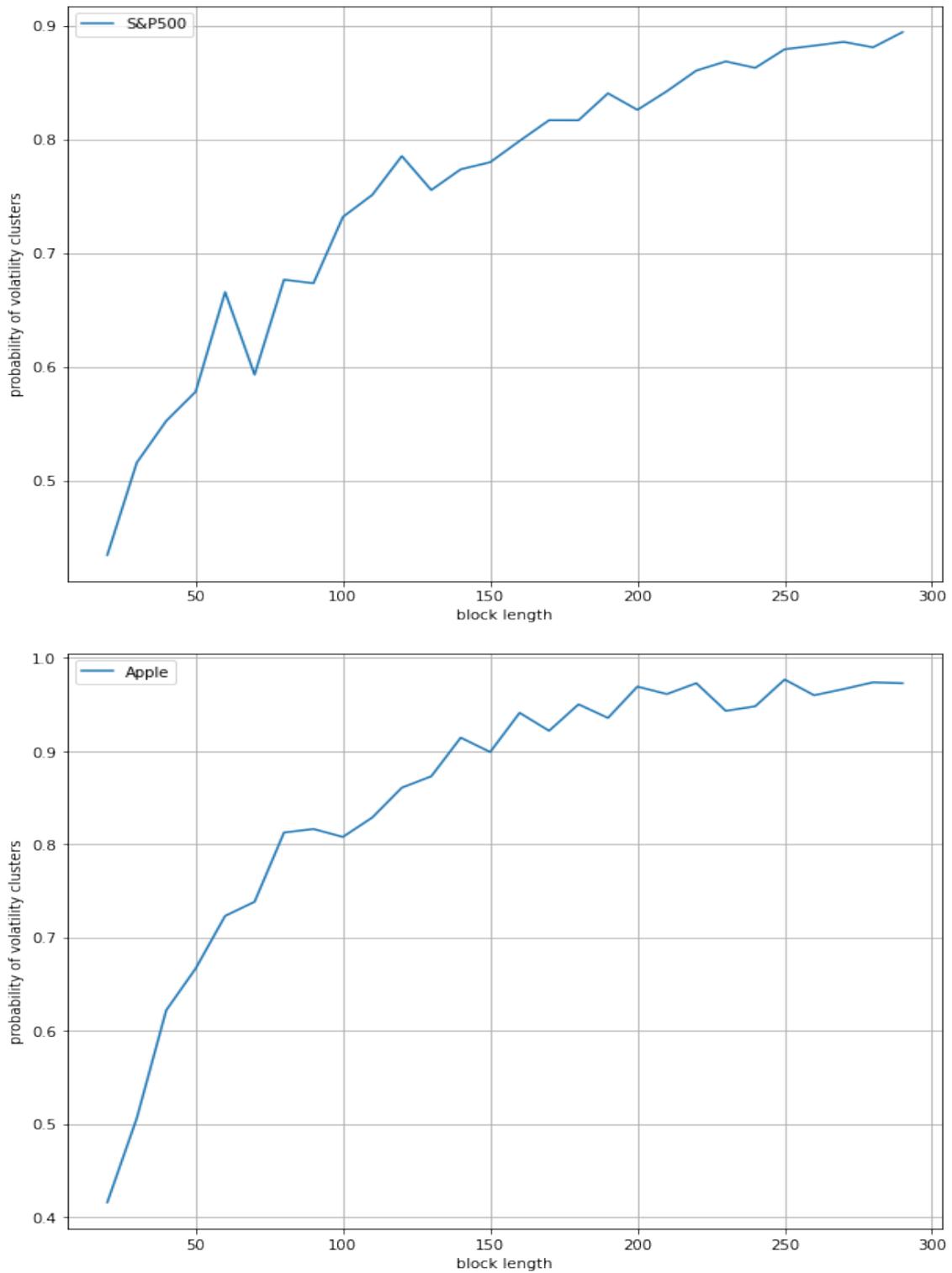


Figura 5.12: Cont.

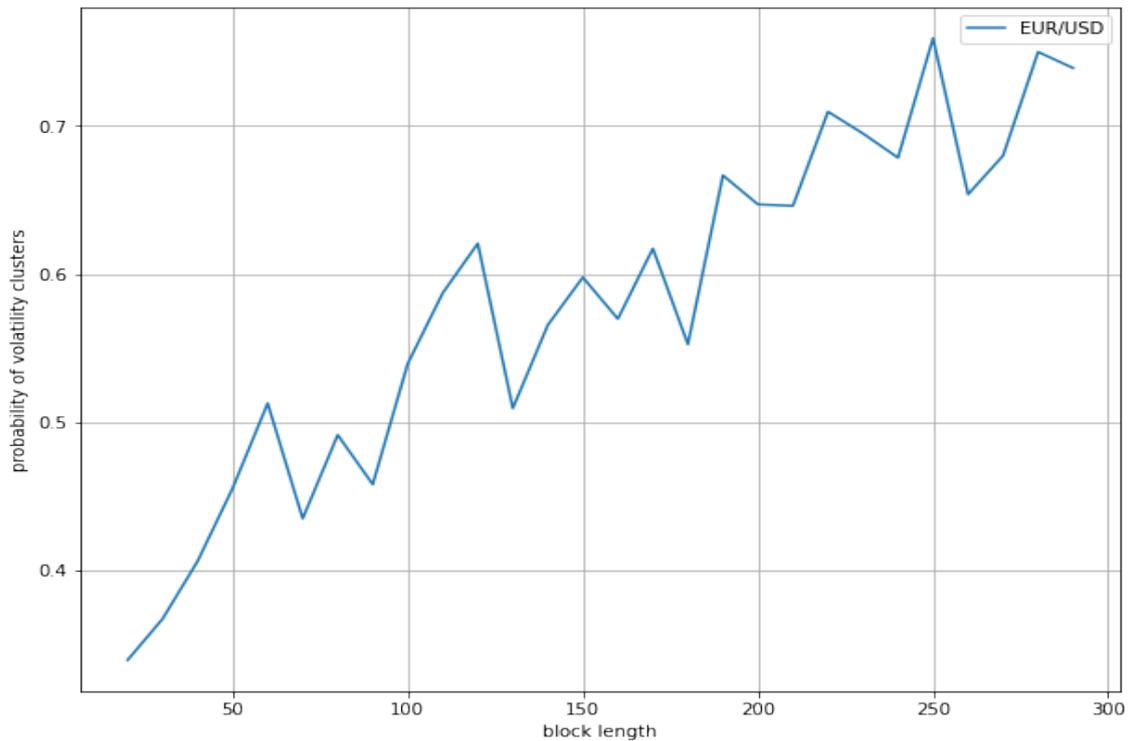


Figura 5.12: Probabilidades de clústeres de volatilidad de los próximos activos. De arriba a abajo, un índice (S&P500), una acción (Apple), y un par de divisas (Euro/USD).

Por otro lado, la Fig. 5.13 muestra gráficamente la probabilidad de clústeres de volatilidad de tres criptomonedas principales, a saber, Bitcoin/USD, Ethereum/USD y Ripple/USD. Un perfil similar aparece para todas estas criptomonedas, donde las probabilidades de existencia de clústeres de volatilidad de estas criptomonedas es mucho mayor que las de las tres clases de activos que se muestran en la Fig. 5.12.

Estos resultados sugieren que la volatilidad en las criptomonedas cambia más rápido que en los activos tradicionales, y mucho más rápido que en los pares de divisas.

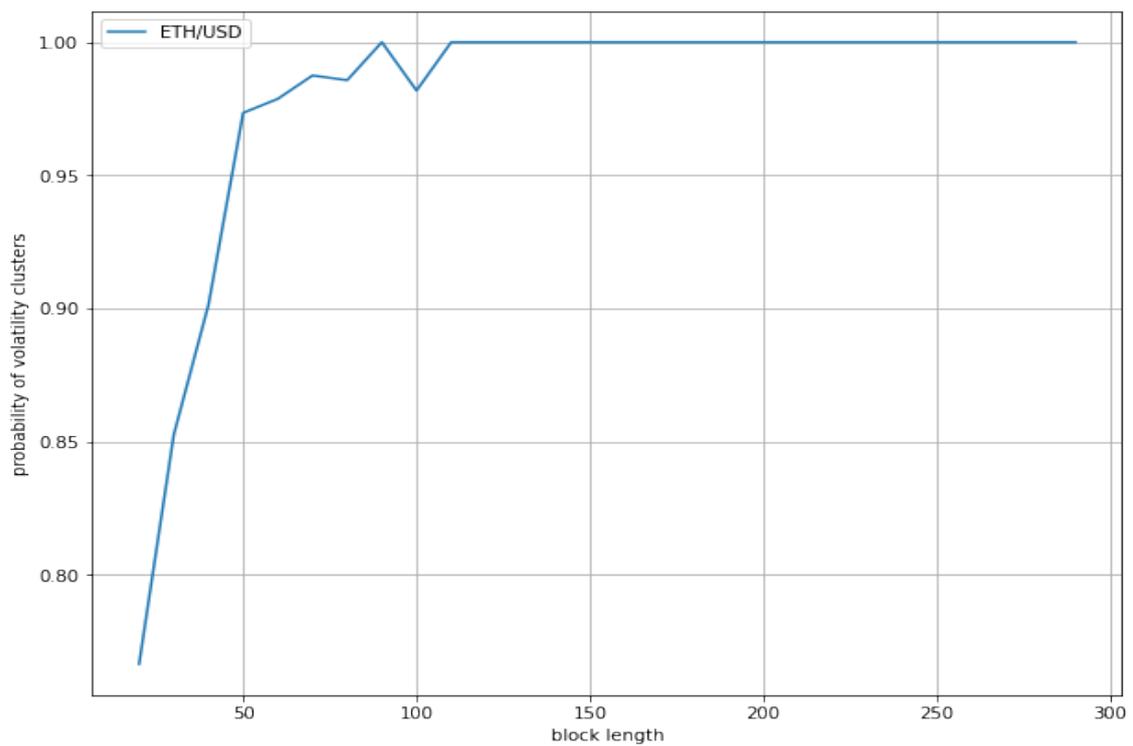
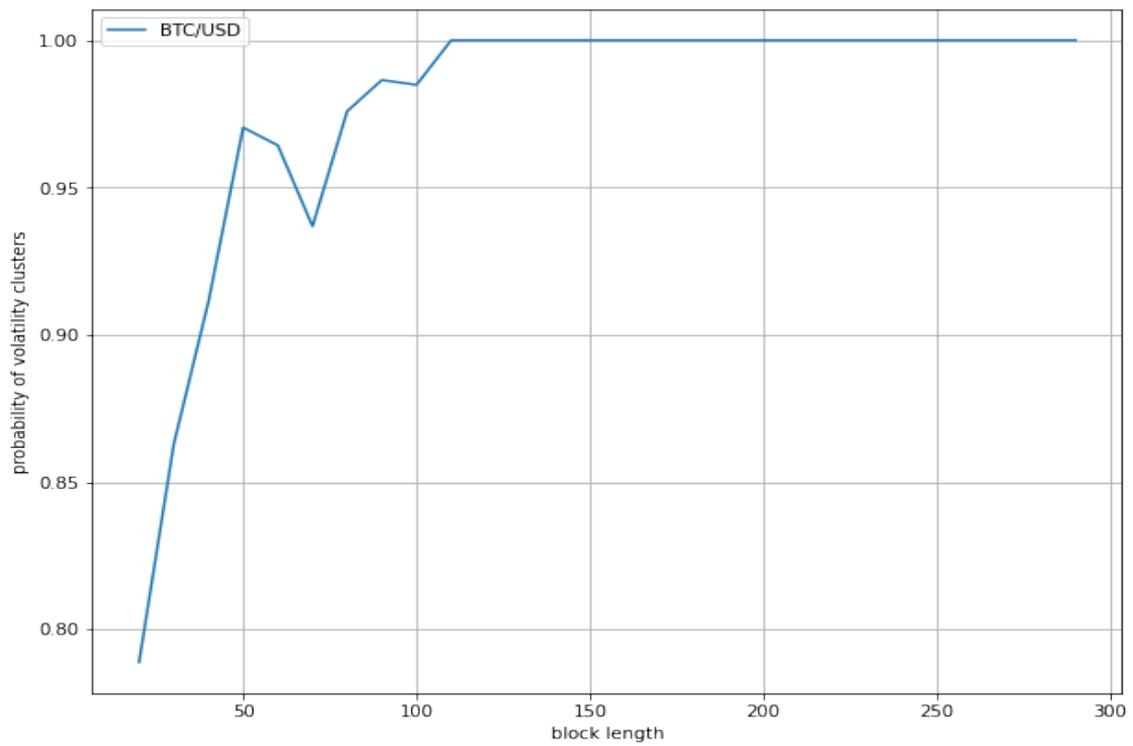


Figura 5.13: Cont.

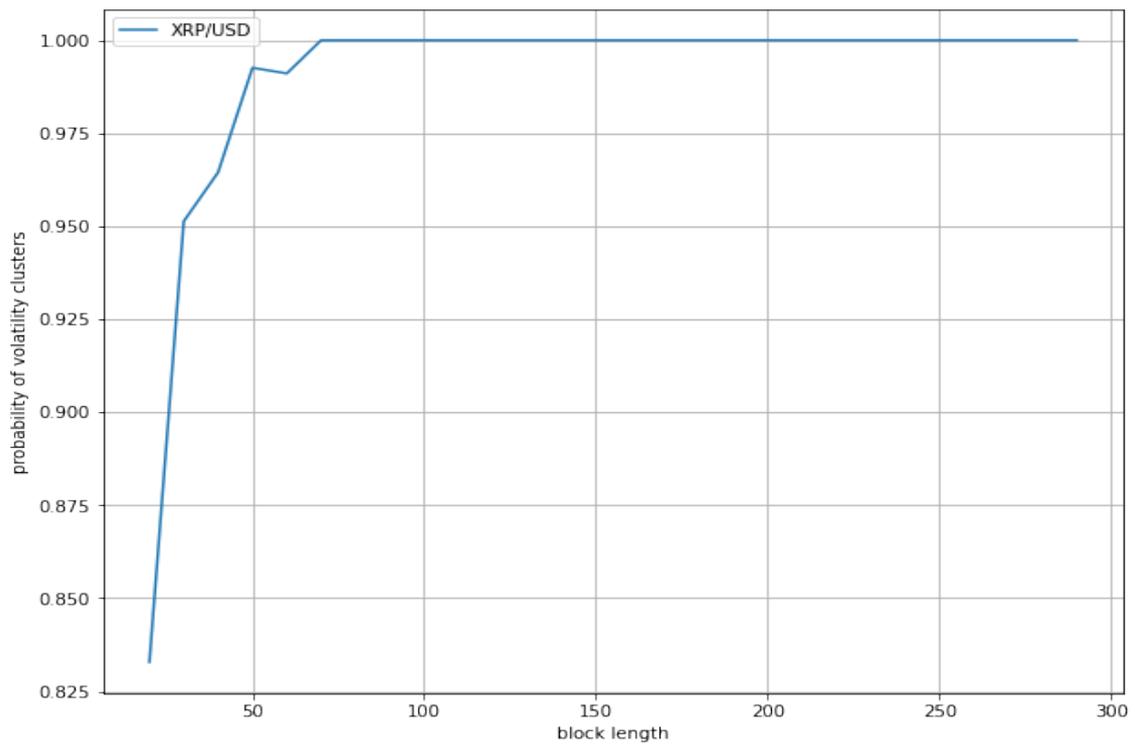


Figura 5.13: Probabilidades de clústeres de volatilidad de las siguientes criptomonedas. De arriba a abajo, Bitcoin/USD, Ethereum/USD, y Ripple/USD.

Capítulo 6

Conclusiones

En este capítulo se exponen las conclusiones extraídas de los resultados obtenidos del trabajo de investigación realizado sobre el mercado de criptomonedas. Recordemos que el análisis se ha centrado principalmente en los siguientes aspectos: la exploración de la (in)eficiencia del mercado continuo de Bitcoin (BTC-USD) y el estudio de los clústeres de volatilidad de las criptomonedas, introduciendo una nueva metodología para el cálculo de la probabilidad de clústeres de volatilidad de una serie mediante el exponente de Hurst de su serie de volatilidad asociada.

En primer lugar, a lo largo del estudio, se ha explorado la (in)eficiencia del mercado continuo de Bitcoin (BTC-USD) desde mediados de 2010 hasta principios de 2019. Con este objetivo, se ha analizado dinámicamente la evolución del exponente de autosimilaridad de los (log) precios diarios de BTC-USD a través del método FD4 usando una ventana deslizante de 512 días con datos superpuestos. Cabe resaltar que no se está asumiendo ningún modelo específico con respecto a la distribución subyacente de las series de precios BTC-USD (resp., S&P500), más allá de las dos hipótesis verificadas para aplicar correctamente el algoritmo FD. De modo que encontramos que el exponente de autosimilaridad del mercado BTC-USD se mantiene mayor que 0,5, prácticamente a lo largo de todo el período analizado. Así pues, se obtiene alguna evidencia empírica sobre un comportamiento persistente de esa serie.

Se han explorado algunas posibles razones para esa persistencia. Para ello, el denominado indicador de *memoria* se ha definido como la diferencia entre el exponente de autosimilaridad de la serie de precios de BTC-USD y el índice de autosimilaridad de sus series aleatorias, es decir, las series temporales obtenidas organizando aleatoriamente los rendimientos de la serie original de BTC-USD.

Se han llevado a cabo análisis similares para explorar la evolución dinámica de los exponentes de autosimilaridad de las series de precios BTC-USD mediante el método FD4 a través de ventanas deslizantes con tamaños iguales a 64, 128, 256 y 1024 días. Los resultados obtenidos eran bastante similares al caso de una ventana deslizante de 512 días. Además, todos los cálculos también han sido desarrollados mediante el algoritmo FD para valores de q igual a 1 y 2 y ventanas deslizantes de 512 días. Se observa que cuanto mayor es el valor de q , menor es su correspondiente exponente de autosimilaridad, $H(q)$ y, en este caso, los exponentes de autosimilaridad de ambas series BTC-USD y sus series aleatorias no siempre

se mantienen por encima de 0,5.

Como resultado, se obtiene que el exponente de autosimilaridad de las series de precios BTC-USD se sitúa por encima de 0,5. Sin embargo, esto no se debe a la presencia de memoria significativa en las series, sino a la distribución de los incrementos subyacente. De hecho, se ha encontrado que el exponente de autosimilaridad de las series de precios BTC-USD es más bajo que el índice de autosimilaridad de una serie aleatoria con la misma distribución, es decir, hay varios períodos con memoria antipersistente significativa en las series de precios BTC-USD.

Finalmente, también se ha explorado la evolución dinámica del exponente de autosimilaridad de las series del índice S&P500 en el mismo período de tiempo. Para ello, se ha aplicado el método FD4 (con $q = 0,01$) con ventanas deslizantes de tamaños iguales a 256 y 512 días. Los resultados obtenidos (c.f. Fig. 5.5) son bastante similares a los proporcionados por el análisis de la evolución del indicador de memoria en las series de precios BTC-USD (utilizando ventanas deslizantes de diferentes tamaños). Más específicamente, encontramos que el exponente de autosimilaridad de las series del índice S&P500 (en formato log) es mayor de 0,5 en todo el período analizado, pero esto no se debe a la presencia de memoria significativa en la serie, sino a la distribución de los incrementos subyacente. Así pues, se concluye que hay varios períodos con memoria antipersistente significativa en las series de precios S&P500.

En segundo lugar, teniendo en cuenta que una de las principales características de las criptomonedas es la alta volatilidad de sus tipos de cambio y considerando un trabajo de investigación publicado en el año 2019 de Trinidad Segovia, Fernández Martínez y Sánchez Granero [161], en el cual los autores descubrieron que un proceso con clústeres de volatilidad muestra una serie de volatilidad con un *alto* exponente de Hurst, se ha procedido al estudio de los clústeres de volatilidad de las criptomonedas.

De modo que, en el capítulo anterior se proporciona una metodología novedosa para calcular la probabilidad de clústeres de volatilidad de una serie mediante el exponente de Hurst de su serie de volatilidad asociada. Este enfoque, que generaliza los modelos (G)ARCH, se probó para una clase de procesos generados artificialmente con clústeres de volatilidad de un tamaño fijo y determinado. Además, se proporciona un criterio explícito para determinar computacionalmente si existen clústeres de volatilidad de un tamaño fijo. Este criterio se basa

en el comportamiento del exponente de Hurst (calculado usando el algoritmo FD4) de la serie de volatilidad correspondiente.

Respecto a los resultados obtenidos del análisis realizado, por una parte, se descubre que las probabilidades de clústeres de volatilidad de un índice (S&P500) y una acción (Apple) muestran un perfil similar, mientras que la probabilidad de clústeres de volatilidad de un par de divisas (Euro/USD) resulta bastante menor.

Por otra parte, aparece un perfil similar para las criptomonedas Bitcoin/USD, Ethereum/USD y Ripple/USD, que tienen mayor probabilidad de que aparezcan clústeres de volatilidad que los tres activos tradicionales. En consecuencia, los resultados obtenidos sugieren que la volatilidad en las criptomonedas cambia más rápido que en los activos tradicionales, y mucho más rápido que en los pares de divisas.

Cabe destacar que el trabajo de investigación realizado puede ser la base de múltiples futuras líneas de investigación. A pesar del evidente crecimiento del mercado de criptomonedas durante los últimos años y de las diferentes características que presentan los distintos cryptoactivos, nos encontramos ante un campo poco explorado, y por ello, es necesario seguir analizándolo.

En cuanto al crecimiento del mercado, según la tercera edición del estudio *“Global Cryptoasset Benchmarking Study”*¹, realizado por investigadores del Centro de Finanzas Alternativas de Cambridge [29], los usuarios de criptomonedas han pasado de ser 35 millones en el año 2018 a 101 millones en el tercer trimestre del año 2020, mientras que el número total de cuentas abiertas en las diversas plataformas y monederos en la actualidad asciende a 191 millones, frente a las 139 millones de cuentas existentes en 2018 [142]. Además, en su último estudio, los autores destacan que varios estudios recientes ponen de manifiesto el creciente interés de los inversores institucionales en los mercados de cryptoactivos.

En este contexto, cabe mencionar que en el año 2018, ING Bank, B.V. publicó el estudio *“Cracking the code on cryptocurrency”*, realizado en su nombre por la compañía Ipsos [86], sobre la percepción de las criptomonedas en Europa, Estados Unidos y Australia². La encuesta

¹El informe recopila datos de 280 entidades de más de 50 países, que operan en cuatro segmentos principales de la industria: intercambio, pagos, custodia y minería.

²En el estudio se comparan datos de 15 países, siendo la muestra de datos de, aproximadamente, 15.000 encuestados.

revela que el interés general por las criptomonedas se duplicará en el futuro. Además, según la encuesta, el 10 % de los internautas españoles ya posee monedas criptográficas, frente al 9 % de la Unión Europea y el 8 % de Estados Unidos. La lista la encabeza Turquía, con un 18 % de usuarios de criptomonedas. Sin embargo, son muchas más las personas que creen que poseerán criptomonedas en un futuro, en concreto, en España, el 32 % de los encuestados, mientras que en Europa y en U.S.A. las medias son inferiores, un 25 % y un 21 %, respectivamente. Llamen la atención los resultados de los encuestados en Turquía, pues casi la mitad de ellos afirma sus intenciones de adquirir criptomonedas en el futuro. Además, el 35 % de los europeos y el 38 % de los españoles considera que las criptomonedas representan el futuro de las compras online. En Estados Unidos ese porcentaje es ligeramente menor, un 31 %. Sobre la pregunta si las monedas criptográficas son la inversión del futuro, se han obtenido resultados parecidos a los anteriores, el 32 % de los europeos, el 37 % de los españoles y el 29 % de los estadounidenses piensan que lo son.

Desde un punto de vista genérico, los expertos en criptomonedas más optimistas que creen en el potencial del mercado de criptomonedas aseguran que las previsiones para el futuro de las criptomonedas son buenas y que su demanda a nivel internacional aumentará, algunos de ellos incluso se atreven a calificarlas como *“el oro digital”* del siglo XXI.

En realidad, a pesar de las desventajas de las criptomonedas, fundamentadas principalmente en su carácter descentralizado y, en consecuencia, los elevados riesgos asociados a su uso, el elevado crecimiento que experimenta el mercado, su aceptación y respaldo por algunas grandes compañías, entidades financieras e incluso, algunos países y regiones, así como su reciente aparición en bolsas de futuros y su inclusión en las carteras de muchos inversores de activos tradicionales, muestran que las perspectivas sobre el futuro de las criptomonedas son positivas. Es difícil predecir el futuro de las criptomonedas, pero todo apunta a que han llegado para quedarse.

Así mismo, hay que tener presentes los cambios tecnológicos que sufre la sociedad de forma continua. Gracias a la llegada de Internet de las Cosas (IoT)³, vivimos en un mundo

³Con IoT el acceso a Internet está aumentando y el mundo está cada vez más conectado. Los límites entre el mundo real y el mundo virtual están cada vez más difuminados, pues, ya es posible conectar e interactuar con muchos objetos de nuestro entorno. De hecho, actualmente hay cerca de 10 billones de dispositivos conectados en el mundo como, por ejemplo, electrodomésticos, sistemas de seguridad y, en general, todo tipo de productos que están conectados a la red inalámbrica y llevan sensores, y se prevé que en el 2020 alcanzarán los 50 billones. Estas innovaciones tecnológicas suponen grandes cambios en la vida cotidiana de las personas y en

hiperconectado que está transformando los hábitos de la sociedad.

En general, la naturaleza de las finanzas es cada vez más digital y el sector financiero está cambiando constantemente, observándose en la actualidad un progreso sin precedentes. Prueba de ello es la transformación que están experimentando las entidades financieras en los últimos años, debido a la fuerte influencia de la innovación económica. El Internet móvil, los análisis de Big Data, el IoT y la tecnología Blockchain están transformando por completo la industria financiera tradicional. De hecho, muchas entidades financieras se adaptan a los constantes y complejo cambios provocados por la rapidez y la interconectividad, empleando la criptografía.

En definitiva, en un mundo digital es de esperar que la economía digital no solo permanezca en el tiempo, sino que siga avanzando hacia nuevos modelos financieros. Las soluciones tecnológicas en finanzas son múltiples, y muchas de ellas se convierten en importantes ecosistemas de pagos, sin oficinas físicas. Sin embargo, estos sistemas varían en función de la cultura, la infraestructura, la tecnología, las características demográficas y los intereses de las distintas regiones. El avance tecnológico estimula la economía global gracias a las nuevas soluciones que plantea y al alcance a mayor número de usuarios. Debido a ello, es fundamental que se siga innovando y avanzando en este campo, ya que existe un vínculo estrecho entre la innovación, el crecimiento económico y la estabilidad financiera (Chuen y Deng 2018b) [49].

sus costumbres, lo que aumenta sus necesidades digitales. El perfil del consumidor actual es muy diferente al de antes, ya que es fortalecido por la tecnología y dispone de acceso ininterrumpido a Internet y, por tanto, a información de todo tipo. Debido a ello, los consumidores demandan cada vez más inmediatez y personalización.

Bibliografía

- [1] AHARONY, J. y SWARY, I., Quarterly dividend and earnings announcements and stockholder's return: An empirical analysis. *Journal of Finance*, 1980, p. 1-12.
- [2] ALFARANO, S., LUX, T. y WAGNER, F., Estimation of Agent-Based Models: The Case of an Asymmetric Herding Model. *Computational Economics*, 2005, vol. 26, p. 19-49.
- [3] ALVAREZ-RAMIREZ, J., RODRIGUEZ, E. y IBARRA-VALDEZ, C., Long-range correlations and asymmetry in the Bitcoin market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, vol. 492, p. 948-955.
- [4] ASQUITH, P. y MULLINS, D. W., The impact of initiating dividend payments on shareholders wealth. *Journal of Business*, 1983, vol. 56, p. 77-96.
- [5] AUTORIDAD BANCARIA EUROPEA, *EBA Opinion on "virtual currencies"* [en línea], Paris, julio de 2014 [consulta: 22 de agosto de 2020]. Disponible en: <https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/657547/81409b94-4222-45d7-ba3b-7deb5863ab57/EBA-Op-2014-08%20Opinion%20on%20Virtual%20Currencies.pdf?retry=1>.
- [6] AUTORIDAD EUROPEA DE VALORES Y MERCADOS, *ESMA highlights ICO risks for investors and firms* [en línea], Paris, noviembre de 2017 [consulta: 22 de agosto de 2020]. Disponible en: <https://www.esma.europa.eu/press-news/esma-news/esma-highlights-ico-risks-investors-and-firms>.
- [7] AUTORIDAD EUROPEA DE VALORES Y MERCADOS, *ESMA alerts firms involved in Inicial Coin Offerings (ICOs) to the need to meet relevant regulatory requirements* [en línea], Paris, noviembre de 2017 [consulta: 22 de

- agosto de 2020]. Disponible en: <https://www.esma.europa.eu/document/esma-alerts-firms-involved-in-initial-coin-offerings-icos-need-meet-relevant-regulation>
- [8] AUTORIDAD EUROPEA DE VALORES Y MERCADOS, *Advice: Initial Coin Offerings and Crypto-Assets* [en línea], Paris, enero de 2019 [consulta: 22 de agosto de 2020]. Disponible en: https://www.esma.europa.eu/sites/default/files/library/esma50-157-1391_crypto_advice.pdf.
- [9] BACHELIER, L., *Théorie de la spéculation*. Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure, Paris: Gauthier-Villars, 1900.
- [10] BACKUS, D. y ZIN, S. E., Long-memory inflation uncertainly: evidence from the term structure of interest rates. *J. Money Credit Bank*, 1993, vol. 25, no 3, p. 681-700.
- [11] BAILLIE, R. T., BOLLERSLEV, T. y MIKKELSEN, H. O., Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 1996, vol. 74, no 1, p. 3-30.
- [12] BAILLIE, R. T., CHUNG, C. F. y TIESLAU, M. A., Analysing inflation by the fractionally integrated ARfIMA-GARCH model. *Journal of Applied Econometrics*, 1996, vol. 11, no 1, p. 23-40.
- [13] BALCILAR, M., BOURI, E., GUPTA, R. y ROUBAUD, D., Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*, 2017, vol. 64, p. 74-81.
- [14] BANCO CENTRAL EUROPEO (BCE), *Report on a digital euro*, [en línea], Fráncfort del Meno, octubre de 2020 [consulta: 03 de septiembre de 2020]. Disponible en: https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/Report_on_a_digital_euro~4d7268b458.en.pdf.
- [15] BANCO CENTRAL EUROPEO (BCE), *Virtual currency schemes* [en línea], Fráncfort del Meno, octubre de 2012 [consulta: 3 de septiembre de 2020]. Disponible en: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/virtualcurrencyschemes201210en.pdf>.
- [16] BANCO CENTRAL EUROPEO (BCE), *Virtual currency schemes - a further analysis* [en línea], Fráncfort del Meno, febrero de 2015 [consulta: 3 de septiembre de 2020]. Dispo-

- nible en: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/virtualcurrencyschemesen.pdf>.
- [17] BANCO CENTRAL EUROPEO (BCE), Crypto-Assets: Implications for financial stability, monetary policy, and payments and market infrastructures. *ECB Occasional Paper Series* [en línea], Fráncfort del Meno, mayo de 2019, vol. 223, [consulta: 3 de septiembre de 2020]. Disponible en: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecb.op223~3ce14e986c.en.pdf>.
- [18] BARABÁSI, A. L. y VICSEK, T., Multifractality of self-affine fractals. *Physical Review A*, 1991, vol. 44, no 4, p. 2730-2733.
- [19] BARDE, S., Direct comparison of agent-based models of herding in financial markets. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2016, vol. 73, p. 329-353.
- [20] BARIVIERA, A. F., The inefficiency of Bitcoin revisited: A dynamic approach. *Economics Letters*, 2017, vol. 161, p. 1-4.
- [21] BARIVIERA, A. F., BASGALL, M. J., HASPERUÉ, W. y NAIOUF, M., Some stylized facts of the Bitcoin market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2017, vol. 484, p. 82-90.
- [22] BARKOULAS, J. T. y BAUM, C. F., Long-term dependence in stock returns. *Economic Letters*, 1996, vol. 53, no 3, p. 253-259.
- [23] BARTOS, J., Does Bitcoin follow the hypothesis of efficient market? *International Journal of Economic Sciences*, 2015, vol. 4, no 2, p. 10-23.
- [24] BAUR, D. G., HONG, K. y LEE, A. D., Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 2018, vol. 54, p. 177-189.
- [25] BEBEN, M. y ORLOWSKI, A., Correlations in financial time series: established versus emerging markets. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 2001, vol. 20, no 4, p. 527-530.

- [26] BENTES, S. R., Long memory volatility of gold price returns: How strong is the evidence from distinct economic cycles? *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2016, vol. 443, p. 149-160.
- [27] BIONDO, A. E., Order book microstructure and policies for financial stability. *Studies in Economics and finance*, 2018, vol. 35, no 1, p. 196-218.
- [28] BIONDO, A. E., Order book modeling and financial stability. *Journal of Economic Interaction and Coordination* , 2019, vol. 14, no 3, p. 469-489.
- [29] BLANDIN, A., PIETERS, G., WU, Y., EISERMANN, T., DEK, A., TAYLOR, S. y NJOKI, D., 3rd Global cryptoasset benchmarking study. *Cambridge Centre for Alternative Finance* [en línea], septiembre de 2020 [consulta: 17 de octubre de 2020]. Disponible en: <https://www.jbs.cam.ac.uk/wp-content/uploads/2020/09/2020-ccaf-3rd-global-cryptoasset-benchmarking-study.pdf>.
- [30] BOBO, I. y DINICA, M., An algorithm for testing the efficient market hypothesis. *PLOS ONE*, 2013, vol. 8, no 10, e78177.
- [31] BOLLERSLEV, T., Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 1986, vol. 31, no 3, p. 307-327.
- [32] BOUOUIYOUR, J. y SELMI, R., Bitcoin: a beginning of a new phase? *Economics Bulletin*, 2016, vol. 36, no 3, p. 1430-1440.
- [33] BOURI, E., AZZI, G. y DYHRBERG, A. H., On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013. *Economics*, 2017, vol. 11, no 2, p. 1-16.
- [34] BRAUNEIS, A. y MESTEL, R., Price discovery of cryptocurrencies: Bitcoin and beyond. *Economics Letters*, 2018, vol. 165, p. 58-61.
- [35] CAJUEIRO, D. y TABAK, B., Ranking efficiency for emerging equity markets II. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2005, vol. 23, p. 671-675.
- [36] CAMPBELL, J., LO, A. Y MACKINLAY, A., *The econometrics of financial markets*, Princeton: Princeton University Press, 1997.

-
- [37] CAPORALE, G. M., GIL-ALANA, L. y PLASTUN, A., Persistence in the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*, 2018, vol. 46, p. 141-148.
- [38] CARBONE, A., Information measure for long-range correlated sequences: the case of the 24 human chromosomes. *Scientific Reports*, 2012, vol. 3, 2721.
- [39] CARBONE, A. y STANLEY, H. E., Scaling properties and entropy of long-range correlated time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2007, vol. 384, no 1, p. 21-24.
- [40] CARBONE, A., CASTELLI, G. y STANLEY, H. E., Analysis of clusters formed by the moving average of a long-range correlated time series. *Physical Review E*, 2004, vol. 69, no, 026105.
- [41] CHAN, S., CHU, J., NADARAJAH, S. y OSTERRIEDER, J., A statistical analysis of cryptocurrencies. *Journal of Risk and financial Management*, 2017, vol. 10, no 2, p. 12.
- [42] CHARLES, A. y DARNÉ, O., The random walk hypothesis for chinese stock markets: Evidence from variance ratio tests. *Economic Systems*, 2009, vol. 33, no 2. p. 117-126.
- [43] CHEAH, E. T., MISHRA, T., PARHI, M. y ZHANG, Z., Long memory interdependency and inefficiency in Bitcoin markets. *Economics Letters*, 2018, vol. 167, p. 18-25.
- [44] CHEN, J. J., TAN, L. y ZHENG, B., Agent-based model with multi-level herding for complex financial systems. *Scientific Reports*, 2015, vol. 5, 8399.
- [45] CHEN, J. J., ZHENG, B. y TAN, L., Agent-based model with asymmetric trading and herding for complex financial systems. *PLOS ONE*, noviembre de 2013 [consulta: 23 de marzo de 2020]. Disponible en: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0079531>.
- [46] CHEONG, C., Estimating the Hurst parameter in financial time series via heuristic approaches. *Journal of Applied Statistics*, 2010, vol. 37, no 2, p. 201-214.
- [47] CHU, J., CHAN, S., NADARAJAN, S. y OSTERRIEDER, J., GARCH Modelling of cryptocurrencies. *Journal of Risk and Financial Management*, 2017, vol. 10, no 4, p. 17.

- [48] CHUEN, D. L. K. y DENG, R. (Eds.), *Handbook of blockchain, digital finance, and inclusion: Cryptocurrency, finTech, InsurTech and regulation*. Reino Unido y Estados Unidos: Academic Press, 2018, vol. 1.
- [49] CHUEN, D. L. K. y DENG, R. (Eds.), *Handbook of blockchain, digital finance, and inclusion: ChinaTech, mobile security, distributed ledger and blockchain*. Reino Unido y Estados Unidos: Academic Press, 2018, vol. 2.
- [50] COMISIÓN EUROPEA, *Plan de acción en materia de tecnología financiera: por un sector financiero europeo más competitivo e innovador* [en línea], Bruselas, marzo de 2018 [consulta: 5 de septiembre de 2020]. Disponible en: <https://ec.europa.eu/transparency/regdoc/rep/1/2018/ES/COM-2018-109-F1-ES-MAIN-PART-1.PDF>.
- [51] COMISIÓN NACIONAL DEL MERCADO DE VALORES, *Consideraciones de la CNMV sobre “criptomonedas” e “ICOs” dirigidas a los profesionales del sector financiero* [en línea], Madrid, febrero de 2018 [consulta: 5 de septiembre de 2020]. Disponible en: <http://cnmv.es/portal/verDoc.axd?t=%7B9c76eef8-839a-4c19-937f-cfde6443e4bc%7D>.
- [52] COMISIÓN NACIONAL DEL MERCADO DE VALORES, *ESMA alerta de los riesgos de las denominadas “ICO” (“Initial Coin Offerings”)* [en línea], Madrid, noviembre de 2017 [consulta: 5 de septiembre de 2020]. Disponible en: <https://www.cnmv.es/portal/verDoc.axd?t=%7Bd1d37c47-84fd-4a9b-8251-3186085e0c86%7D>.
- [53] COMISIÓN NACIONAL DEL MERCADO DE VALORES y BANCO DE ESPAÑA, *Comunicado conjunto de la CNMV y del Banco de España sobre “criptomonedas” y “ofertas iniciales de criptomonedas” (ICOs)* [en línea], Madrid, febrero de 2018 [consulta: 5 de septiembre de 2020]. Disponible en: <https://www.cnmv.es/loultimo/NOTACONJUNTAriptoES%20final.pdf>.
- [54] CONT, R., Volatility clustering in financial markets: empirical facts and agent-based models, In: Teyssière G., Kirman A.P. (eds) Long Memory in Economics. Springer, Berlin/Heidelberg, Alemania, 2007.
- [55] COOTNER, P., *The random character of stock market prices*. Cambridge: Mass., MIT Press, 1964.

- [56] COUILLARD, M. y DAVISON, M., A comment on measuring the Hurst exponent of financial time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2005, vol. 348, p. 404-418.
- [57] CROMWELL, J. B., LABYS, W. C. y KOUASSI, E., What color are commodity prices? A fractal analysis. *Empirical Economics*, 2000, vol. 25, no 4, p. 563-580.
- [58] DANIELSSON, J., VALENZUELA, M. y ZER, I., Learning from history: volatility and financial crises. *The Review of Financial Studies*, 2018, vol. 31, no 7, p. 2774-2805.
- [59] DEMIR, E., GOZGOR, G., LAU, C. K. M. y VIGNE, S. A., Does economic policy uncertainty predict the Bitcoin returns? An empirical investigation. *Finance Research Letters*, 2018, vol. 26, p. 145-149.
- [60] DESJARDINS, J., All of the World's money and markets in one visualization. *The Money Project* [en línea], mayo de 2020 [consulta: 24 de octubre de 2020]. Disponible en: <https://www.visualcapitalist.com/all-of-the-worlds-money-and-markets-in-one-visualization-2020/>.
- [61] DIMITROVA, V., FERNÁNDEZ MARTÍNEZ, M., SANCHEZ GRANERO, M. A. y TRINIDAD SEGOVIA, J. E., Some comments on Bitcoin market (in)efficiency. *PLOS ONE*, 2019, vol. 14, no 7: e0219243.
- [62] DOWLING, M., CUMMINS, M. y LUCEY, B. M., Psychological barriers in oil futures markets. *Energy Economics*, 2016, vol. 53, p. 293-304.
- [63] DWYER, G. P., The economics of Bitcoin and similar private digital currencies. *Journal of Financial Stability*, 2015, vol. 17, p. 81-91.
- [64] DYHRBERG, A. H., Bitcoin, gold and the dollar - A GARCH volatility analysis. *finance Research Letters*, 2016, vol. 16, p. 85-92.
- [65] DYHRBERG, A. H., Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*, 2016, vol. 16, p. 139-144.
- [66] ENGLE, R.F., Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 1982, vol. 50, no 4, p. 987-1007.

- [67] ENGLE, R.F. y BOLLERSLEV, T., Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric Reviews*, 1986, vol. 5, no 1, p. 1-50.
- [68] FAMA, E. F., Efficient capital markets: II. *The journal of Finance*, 1991, vol. 46, no 5, p. 1575-1617.
- [69] FAMA, E. F., Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics*, 1998, vol. 49, no 3, p. 283-306.
- [70] FAMA, E. F., The behavior of stock-market prices. *Journal of Business* 1965, vol. 38, no 1, p. 34-105.
- [71] FAMA, E. F. y BLUME, M., filter rules and stock-market trading. *Journal of Business* 1966, vol. 39, p. 226-241.
- [72] FAMA, E. y FRENCH, K. R., Dividend yields and expected stock returns *Journal of financial Economics*, 1988, vol. 22, p. 3-25.
- [73] FERNÁNDEZ MARTÍNEZ, M. y SÁNCHEZ GRANERO, M. A., Fractal dimension for fractal structures: A Hausdorff approach. *Topology and its Applications*, 2012, vol. 159, no 7, p. 1825-1837.
- [74] FERNÁNDEZ MARTÍNEZ, M., SÁNCHEZ GRANERO, M. A., TRINIDAD SEGOVIA, J. E. y ROMÁN SÁNCHEZ, I. M., An accurate algorithm to calculate the Hurst exponent of self-similar processes. *Physics Letters A*, 2014, vol. 378, no 32-33, p. 2355-2362.
- [75] FERREIRA, P., DIONÍSIO, A. y CORREIA, J., Non-linear dependencies in African stock markets: Was subprime crisis an important factor? *Physica A*, 2018, vol. 505, p. 680-687.
- [76] FIFIELD, G. M. y JETTY, J., Further evidence on the efficiency of the chinese stock markets: A note. *Research in International Business and finance*, 2008, vol. 22, p. 351-361.
- [77] GLOBALWEBINDEX, *Understanding cryptocurrency holders in Europe* [en línea], julio de 2019 [consulta: 10 de octubre de 2020]. Disponible en: <https://panda-assets.ams3.digitaloceanspaces.com/research/downloads/bitpanda-globalwebindex-report-cryptocurrency-holders-in-europe.pdf>.

- [78] GREENE, M. T. y FIELITZ, B. D., Long-term dependence in common stock returns. *Journal of Financial Economics*, 1977, vol. 4, no 3, p. 339-349.
- [79] GROSSMAN, S. y STIGLITZ, J., On the impossibility of informationally efficient markets. *American Economics Review* 70, 1980, p. 393-408.
- [80] HAMPTON, J., Rescaled range analysis: Approaches for the financial practitioners. Part 3. *Neuro Vest Journal*, 1996, vol. 4, no 4, p. 27-30.
- [81] HARRIS, L., Stock price clustering and discreteness. *Review of Financial Studies*, 1991, vol. 4, p. 389-415.
- [82] HE, X. Z., LI, K. y WANG, C., Volatility clustering: A nonlinear theoretical approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2016, vol. 130, p. 274-297.
- [83] HILEMAN, G. y RAUCHS, M., Global cryptocurrency benchmarking study. *Cambridge Centre for Alternative Finance* [en línea], 2017 [consulta: 19 de enero de 2019]. Disponible en: <https://www.jbs.cam.ac.uk/wp-content/uploads/2020/08/2017-04-20-global-cryptocurrency-benchmarking-study.pdf>.
- [84] HURST, H.E., Long-term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 1951, vol. 116, p. 770-799.
- [85] HURST, H.E., Methods of using long-term storage in reservoirs. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers*, 1956, vol. 5, no 5, p. 519-543.
- [86] ING, *Cracking the code on cryptocurrency - ING international survey mobile banking - cryptocurrency* [en línea], junio de 2018, [consulta: 19 de enero de 2019]. Disponible en: https://think.ing.com/uploads/reports/ING_International_Survey_Mobile_Banking_2018.pdf.
- [87] JEGADEESH, N., Evidence of the predictable behavior of security returns. *Journal of Finance*, 1990, vol. 45, p. 881-898.
- [88] JEGADEESH, N. y TITMAN, S., Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *Journal of Finance*, 1993, vol. 48, p. 65-91.

- [89] JIANG, Y., NIE, H. y RUAN, W., Time-varying long-term memory in Bitcoin market. *Finance Research Letters*, 2018, vol. 25, p. 280-284.
- [90] JOHANSEN, S. y NIELSEN, M. O., Likelihood inference for a fractionally cointegrated vector autoregressive model. *Econometrica*, 2012, vol. 80, p. 2667-2732.
- [91] KALAY, A. y LOEWENSTEIN, U., The informational content of the timing of dividend announcements. *Journal of Financial Economics*, 1986, vol. 16, p. 373-388.
- [92] KANCS, D., RAJCANIOVA, M. y CIAIAN, P., The price of Bitcoin: GARCH evidence from high frequency data. *Publications Office of the European Union*, 29598 EN, Luxembourg, 2019, ISBN 978-92-7998570-6, JRC115098.
- [93] KANDELHARDT, J. W., ZSCHIEGNER, S. A., KOSCIELNY-BUNDE, E., HAVLIN, S., BUNDE, A. y STANLEY, H. E., Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2002, vol. 316, no 1-4, p. 87-114.
- [94] KASMAN, S., TURGUTLU, E. y AYHAN, A. D., Long memory in stock returns: Evidence from the major emerging central European stock markets. *Applied Economics Letter*, 2009, vol. 16, no 17, p. 1763-1768.
- [95] KATSIAMPA, P., Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 2017, vol. 158, p. 3-6.
- [96] KHUNTIA, S. y PATTANAYAK, J. K., Adaptive market hypothesis and evolving predictability of bitcoin. *Economics Letters*, 2018, vol. 167, p. 26-28.
- [97] KIM, Y. S., RACHEV, S. T., BIANCHI, M. L. y FABOZZI, F.J., financial market models with Lévy processes and time-varying volatility. *Journal of Banking & Finance*, 2008, vol. 32, no 7, p. 1363-1378.
- [98] KRAWIECKI, A., HOLYST, J. A. y HELBING, D., Volatility clustering and scaling for financial time series due to attractor bubbling. *Physical Review Letters*, 2002, vol. 89, no 15, 158701.
- [99] KRISTOUFEK, L., On Bitcoin markets (in)efficiency and its evolution. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, vol. 503, p. 257-262.

- [100] KRISTOUFEK, L. y VOSVRDA, M., Measuring capital market efficiency: Global and local correlations structure. *Physica A*, 2013, vol. 392, no 1, p. 184-193.
- [101] KRISTOUFEK, L. y VOSVRDA, M., Measuring capital market efficiency: Long-term memory, fractal dimension and approximate entropy. *The European Physical Journal B*, 2014, vol. 87, no 7, p. 162.
- [102] KURIHARA, Y. y FUKUSHIMA, A., The market efficiency of Bitcoin: A weekly anomaly perspective. *Journal of Applied Finance and Banking*, 2017, vol. 7, no 3, p. 57-64.
- [103] LETRA, I., What drives cryptocurrency value? A volatility and predictability analysis. *Master' Thesis of Economic and Corporate Decisión-Making* [en línea], junio de 2016 [consulta: 24 de marzo de 2020]. Disponible en: <https://www.repository.utl.pt/handle/10400.5/12556>.
- [104] LI, G., *Chapter 8: Robust Regression of the book Exploring data tables, trends, shapes*. Estados Unidos: Princeton University y At&T Bell Laboratories, 1985.
- [105] LILLO, F. y FARMER, J. D., The long memory of the efficient market. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 2004, vol. 8, no 3, p. 1-19.
- [106] LIM, K. P., Ranking market efficiency for stock markets: A nonlinear perspective. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2007, vol. 376, p. 445-454.
- [107] LIMA, E. J. A. y TABAK, B. M., Tests of the random walk hypothesis for equity markets: evidence from China, Hong Kong and Singapore. *Applied Economics Letters*, 2004, vol. 11, no 4, p. 255-258.
- [108] LO, A. W., Long-term memory in stock market prices. *Econometrica*, 1991, vol. 59, no 5, p. 1279-1314.
- [109] LO, A. W. y MACKINLAY, A. C., *Long-term memory in stock market prices*. A non-random walk down Wall Street. Estados Unidos: Princeton University Press, 1999.
- [110] LO, A. W. y MACKINLAY, A. C., Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *The Review of financial Studies* 1, 1988, vol. 1, p. 41-66.

- [111] LUX, T. y MARCHESI, M., Volatility clustering in financial markets: a microsimulation of interacting agents. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 2000, vol. 3, no 4, p. 675-702.
- [112] LUX, T., Long-term stochastic dependence in financial prices: evidence from the German stock market. *Applied Economics Letters*, 1996, vol. 3, no 11, p. 701-706.
- [113] MALKIEL, B. G. y FAMA, E. F., Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The journal of Finance*, 1970, vol. 25, no 2, p. 383-417.
- [114] MANDELBROT, B. B. *Gaussian self-affinity and fractals*, Selected Works of Benoit B. Mandelbrot, New York: Springer-Verlag, 2002.
- [115] MANDELBROT, B. B., The variation of certain speculative prices. *Journal of Business*, 1963, vol. 36, no 4, p. 394-419.
- [116] MANDELBROT, B. B. y WALLIS, J. R., Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of noncyclic long run statistical dependence. *Water Resources Research*, 1969, vol. 5, no 5, p. 967-988.
- [117] DI MATTEO, T., ASTE, T. y DACOROGNA, M. M., Long-term memories of developed and emerging markets: Using the scaling analysis to characterize their stage of development. *Journal of Banking and Finances*, 2005, vol. 29, no 4, p. 827-851.
- [118] MBANGA, C. T., The day-of -the-week pattern of price clustering in Bitcoin. *Applied Economics Letters*, 2018, vol. 26, no 10, p. 807-811.
- [119] MCLEAY, M, RADIA, A., THOMAS, R., El dinero en la economía moderna: una introducción. *Revista de Economía Institucional*, 2015, vol. 17, no 33, p. 333-353.
- [120] METGHALCHI, M., MARCURRI, J. y CHANG, Y. H., Are moving average trading rules profitable? Evidence from the European stock markets. *Applied Economics*, 2012, vol. 44, no 12, p. 1539-1559.
- [121] MICHAELY, R., THALER, R. H. y WOMACK, K., Price reaction to dividend initiations and omissions: Overreaction or drift. *Journal of Finance*, 1995, vol. 50, p. 573-608.

- [122] MINISTERIO DE HACIENDA *Anteproyecto de ley de medidas de prevención y lucha contra el fraude fiscal, de transposición de las Directivas (UE) 2016/1164, del Consejo, de 12 de julio, por la que se establecen normas contra las prácticas de elusión fiscal que inciden directamente en el funcionamiento del mercado interior, y 2017/1852, del Consejo de 10 de octubre de 2017, relativa a los mecanismos de resolución de litigios fiscales en la Unión Europea, y de modificación de diversas normas tributarias.* [en línea], octubre de 2018 [consulta: 1 de noviembre de 2018]. Disponible en: <https://www.hacienda.gob.es/Documentacion/Publico/NormativaDoctrina/Proyectos/Tributarios/ANTEPROYECTO%20LEY%20ATAD.pdf>.
- [123] MLAMBO, C. y BIEKPE, N., The efficient market hypothesis: Evidence from ten african stock markets. *Investment Analysis Journal*, 2007, vol. 36, no 66, p. 5-17.
- [124] MOMTAZ, P. P., Token sales and Initial Coin Offerings: Introduction. *SSRN 3277707* [en línea], noviembre de 2018 [consulta: 20 de diciembre de 2018]. Disponible en: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3277707.
- [125] MOMTAZ, P. P., Initial Coin Offerings. *Hamburg Financial Research Center*, 2018, Working Paper Series no 31.
- [126] MOUGAYAR, W., *The business blockchain: promise, practice, and application of the next Internet technology*. Nueva Jersey y Canadá: John Wiley & Sons, 2016.
- [127] NADARAJAH, S. y CHU, J., On the inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 2017, vol. 150, p. 6-9.
- [128] NAIR, M. y CACHANOSKY, N., Bitcoin and entrepreneurship: breaking the network effect. *The Review of Austrian Economics*, 2017, vol. 30, no 3, p. 263-275.
- [129] NAKAMOTO, S., *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*. [en línea], enero de 2009 [consulta: 22 de abril de 2018]. Disponible en: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.
- [130] NELSON, B., Financial stability and monetary policy issues associated with digital currencies. *Journal of Economics and Business*, 2018, vol. 100, p. 76-78.
- [131] NIKOLOVA, V., TRINIDAD SEGOVIA, J. E., FERNÁNDEZ MARTÍNEZ, M. y SÁNCHEZ GRANERO, M. A., A Novel Methodology to Calculate the Probability of

- Volatility Clusters in financial Series: An Application to Cryptocurrency Markets. *Mathematics*, 2020, vol. 8, 1216.
- [132] OLSON, D., Have trading rule profits in the currency markets declined over time? *Journal of Banking and Finance*, 2004, vol. 28, p. 85-105.
- [133] ORGANIZACIÓN INTERNACIONAL DE COMISIONES DE VALORES, *IOSCO board communication on concerns related to Initial Coin Offerings (ICOs)*, Madrid, enero de 2018.
- [134] PATTERSON, G. A., SORNETTE, D. y PARISI, D. R., Properties of balanced flows with bottlenecks: Common stylized facts in finance and vibration-driven vehicles. *Physical Review E*, 2020, vol. 101, no 4, 042302.
- [135] PENG, C. K., BULDYREV, S. V., HAVLIN, S., SIMONS, M., STANLEY, H. E. y GOLDBERGER, A. L., Mosaic organization of DNA nucleotides. *Physical Review E*, 1994, vol. 49, no 2, p. 1685.
- [136] PETERS, E. E., *Chaos and order in the capital markets: a new view of cycles, prices, and market volatility*. John Wiley & Sons, 1996.
- [137] PETTIT, R. R., Dividend announcements, security performance, and capital market efficiency. *Journal of Finance*, 1972, vol 27, p. 993-1007.
- [138] PHILIPPATOS, G. C. y WILSON, C. J., Entropy, market risk, and the selection of efficient portfolios. *Applied Economics*, 1972, vol. 4, no 3, p. 209-220.
- [139] PHILLIP, A., CHAN, J. S. K. y PEIRIS, S., A new look at cryptocurrencies. *Economics Letters*, 2018, vol. 163, p. 6-9.
- [140] PONTA, L. y CARBONE, A., Information measure for financial time series: Quantifying short-term market heterogeneity. *Physica A*, 2018, vol. 510, p. 132-144.
- [141] RABERTO, M. CINCOTTI, S. FOCARDI, S. M. Y MARCHES, M., Agent-based simulation of a financial market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2001, vol. 299, no 1-2, p. 319-327.

- [142] RAUCHS, M., BLANDIN, A., KLEIN, K., PIETERS, G., RECANATINI, M. y ZHANG, B., 2nd Global cryptoasset benchmarking study. *Cambridge Centre for Alternative Finance* [en línea], diciembre de 2018 [consulta: 17 de octubre de 2020]. Disponible en: <https://www.jbs.cam.ac.uk/wp-content/uploads/2020/08/2019-09-ccaf-2nd-global-cryptoasset-benchmarking.pdf>.
- [143] ROSILLO, R., DE LA FUENTE, D. y BRUGOS, J. A., Technical analysis and the spanish stock exchange: testing the RSI, MACD, momentum and stochastic rules using spanish market companies. *Applied Economics*, 2013, vol. 45, no 12, p. 1541-1550.
- [144] SAMUELSON, P. A., Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. *Industrial Management Review*, 1965, vol. 6, no 2, p. 41-49.
- [145] SÁNCHEZ GRANERO, M. A., FERNÁNDEZ MARTÍNEZ, M. y TRINIDAD SEGOVIA, J. E., Introducing fractal dimension algorithms to calculate the Hurst exponent of financial time series. *The European Physical Journal B*, 2012, vol. 85, no 3, p. 86.
- [146] SÁNCHEZ GRANERO, M. A., TRINIDAD SEGOVIA, J. E. y GARCÍA PÉREZ, J., Some comments on Hurst exponent and the long memory processes on capital markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2008, vol. 387, no 22, p. 5543-5551.
- [147] SÁNCHEZ GRANERO, M. A., TRINIDAD SEGOVIA, J. E., GARCÍA PÉREZ, J. y FERNÁNDEZ MARTÍNEZ, M., The effect of the underlying distribution in Hurst exponent estimation. *PLOS ONE*, 2015, vol. 10, no 5, e0127824.
- [148] SÁNCHEZ GRANERO, M. A., BALLADARES, K. A., RAMOS REQUENA, J. P. Y TRINIDAD SEGOVIA, J. E., Testing the efficient market hypothesis in Latin American stock markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2020, vol. 540, 123082.
- [149] SCHMITT, N. y WESTERHOFF, F., Herding behaviour and volatility clustering in financial markets. *Quantitative Finance*, 2017, vol. 17, no 8, p. 1187-1203.
- [150] SENSOY, A. y HACIHASANOGU, E., Time-varying long range dependence in energy futures markets. *Energy Economics*, 2014, vol. 46, p. 318-327.

- [151] SHEA, G. S., Uncertainly and implied variance bounds in long-memory models of the interest rate term structure. *Empirical Economics*, 1991, vol. 16, no 3, p. 287-312.
- [152] SHI, Y.i, LUO, Q. y LI, H., An agent-based model of a pricing process with power law, volatility clustering and jumps. *Complexity*, 2019, vol. 3, p. 1-10.
- [153] SHYNKEVICH, A., Performance of technical analysis in growth and small cap segments of the US equity market. *Journal of Banking and Finance*, 2012, vol. 36, p. 193-208.
- [154] SPURJEON, K. S., SAHU, S. K. y DUTTA, A., Survey on cryptocurrency technology. *International Journal of Advanced in Management, Technology and Engineering Sciences*, 2018, vol. 8, no 3, p. 642-645.
- [155] SQUALLI, J., A non-parametric assessment of weak form efficiency in the UAE financial markets. *Applied financial Economics*, 2006, vol. 16, no 18, p. 1365-1373.
- [156] SUESHIGE, T., SORNETTE, D., TAKAYASU, H. y TAKAYASU, M., Classification of position management strategies at the order-book level and their influences on future market-price formation. *PLOS ONE*, 2019, vol. 14, e0220645.
- [157] TAYLOR, S. J. *Modelling financial Time Series*, John Wiley & Sons: Chichester, Reino Unido, 1986.
- [158] TIWARI, A. K., JANA, R. K., DAS, D. y ROUBAUD, D., Informational efficiency of Bitcoin - An extension. *Economics Letters*, 2018, vol. 163, p. 106-109.
- [159] TOLVI, J., Long memory and outliers in stock market returns. *Applied Financial Economics*, 2003, vol. 13, no 7, p. 495-502.
- [160] TRINIDAD SEGOVIA, J. E., FERNÁNDEZ MARTÍNEZ, M. y SÁNCHEZ GRANERO, M. A., A note on geometric method-based procedures to calculate the Hurst exponent. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2012, vol. 391, no 6, p. 2209-2214.
- [161] TRINIDAD SEGOVIA, J. E., FERNÁNDEZ MARTÍNEZ, M. y SÁNCHEZ GRANERO, M. A., A novel approach to detect volatility clusters in financial time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2019, vol. 535, 122452.

- [162] TSENG, J. J. y LI, S. P., Asset returns and volatility clustering in financial time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2011, vol. 390, no 7, p. 1300-1314.
- [163] UNIÓN EUROPEA *Directiva 2009/110/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 16 de septiembre de 2009 sobre el acceso a la actividad de las entidades de dinero electrónico y su ejercicio, así como sobre la supervisión prudencial de dichas entidades, por la que se modifican las Directivas 2005/60/CE y 2006/48/CE y se deroga la Directiva 2000/46/CE* [en línea], octubre de 2009 [consulta: 05 de abril de 2020]. Disponible en: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/PDF/?uri=CELEX:32009L0110&from=ES>.
- [164] URQUHART, A., Price clustering in Bitcoin. *Economics Letters*, 2017, vol. 159, p. 145-148.
- [165] URQUHART, A., The inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 2016, vol. 148, p. 80-82.
- [166] VALENTI, D., FAZIO, G.Y SPAGNOLO, B., The stabilizing effect of volatility in financial markets. *Physical Review E*, 2018, vol. 97, no 6, 062307
- [167] VERMA, A., BUONOCORE, R. J. y DI MATTEO, T., A cluster driven log-volatility factor model: a deepening on the source of the volatility clustering. *Quantitative Finance*, 2019, vol. 19, no 6, p. 981-996.
- [168] VIDAL-TOMÁS, D. e IBÁÑEZ, A., Semi-strong efficiency of Bitcoin. *Finance Research Letters*, 2018, vol. 27, p. 259-265.
- [169] WERON, R. y PRZYBYLOWICZ, B., Hurst analysis of electricity price dynamics *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2000, vol. 283, no 3-4, p. 462-468.
- [170] WILLINGER, W., TAQQU, M. S. y TEVEROVSKY, V., Stock market prices and long-range dependence. *Finance and Stochastics*, 1999, vol. 3, no 1, p. 1-13.
- [171] WRIGHT, J., Long memory in emerging market stock returns. *Emerging Market Quarterly*, 2001, vol. 5, p. 50-55.
- [172] ZHANG, W., WANG, P., LI, X. y SHEN, D., Some stylized facts of the cryptocurrency market. *Applied Economics*, 2018, vol. 50, no 55, p. 5950-5965.

- [173] ZHOU, R, CAI, R. y TONG, G., Applications of entropy in finance: A review. *Entropy*, 2013, vol. 15, no 11, p. 4909-4931.
- [174] ZUNINO, L., ZANIN, M., TABAK, B. M., PÉREZ, D. G. y ROSS, O. A., Complexity-entropy causality plane: A useful approach to quantify the stock market inefficiency. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2010, vol. 389, no 9, p. 1891-1901.

