

TRABAJO FINAL DE MAESTRIA

Evidencia para Precios Spot y Futuros de Bitcoin: Un Análisis de Cointegración y Causalidad

Autor/es:

Szejer Aragonés, Dan – LU: 1056498

Carrera:

Maestría en Economía Aplicada

Tutor:

PhD. Fernando Grosz

Fecha:

Julio 2023

Índice

Abstract	3
1. Introducción	4
2. Contexto e introducción de los contratos futuros de Bitcoin	6
3. Revisión de la literatura	8
4. Datos y Metodología	11
4.1 Datos	11
4.2 Metodología	17
4.2.1 Pruebas de raíces unitarias.....	17
4.2.3 Análisis de tendencia determinística.....	19
4.2.4 Criterio de selección de rezagos	19
4.2.5 Test de Johansen-Juselius.....	20
4.2.6 Modelo de corrección de errores vectorial (VECM)	22
4.2.7 Causalidad en sentido de Granger.....	22
5. Resultados	23
5.1 Pruebas de raíces unitarias.....	23
5.2 Análisis de tendencia determinística.....	25
5.3 Criterio de selección de rezagos	27
5.4 Test de Johansen-Juselius.....	28
5.5 Ecuaciones de cointegración	30
5.6 Modelo de corrección de errores vectorial (VECM)	32
5.7 Causalidad en sentido de Granger.....	33
6. Conclusiones	34
7. Referencias	35
8. Anexo	38

Tabla de Ilustraciones

Figura 2.1: <i>Evolución del precio de Bitcoin 2017.</i>	6
Tabla 2.1: Especificaciones de un contrato futuro de Bitcoin	7
Tabla 4.1.1: <i>Simbología de los contratos futuros utilizados</i>	11
Tabla 4.1.2: <i>Cantidad de observaciones</i>	12
Tabla 4.1.3: Estadística descriptiva del precio Spot y Futuro de Bitcoin para los años 2018 y 2019	13
Tabla 4.1.4: <i>Estadística descriptiva del precio Spot y Futuro de Bitcoin para los años 2020 y 2021</i>	14
Figura 4.1.1: <i>Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Junio 2018</i>	14
Figura 4.1.2: <i>Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Diciembre 2018</i>	14
Figura 4.1.3: <i>Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Junio 2019</i>	15
Figura 4.1.4: <i>Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Diciembre 2019</i>	15
Figura 4.1.5: <i>Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Junio 2020</i>	15
Figura 4.1.6: <i>Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Diciembre 2020</i>	15
Figura 4.1.7: <i>Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Junio 2021</i>	16
Figura 4.1.8: <i>Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Diciembre 2021</i>	16
Tabla 4.1.5: <i>Volúmenes de Trading Totales de los Futuros de Bitcoin</i>	16
Tabla 4.2.1: <i>Criterio de selección de rezagos para cada contrato futuro de Bitcoin</i>	20
Tabla 5.1.1: <i>Pruebas de raíces unitarias para los Futuros de Bitcoin.</i>	24
Tabla 5.1.2: <i>Pruebas de raíces unitarias para el Precio Spot de Bitcoin.</i>	24
Tabla 5.2.1: <i>Análisis de tendencia determinística para los Futuros de Bitcoin</i>	26
Tabla 5.2.2: <i>Análisis de tendencia determinística para el precio Spot de Bitcoin</i>	27
Tabla 5.4.1: <i>Test de Cointegración de Johansen – Juselius entre el Precio Spot y Futuro de Bitcoin</i>	28
Tabla 5.5.1: <i>Ecuaciones de Cointegración</i>	30
Figura 5.5.1: <i>Ecuación de Cointegración - Junio 2018</i>	30
Figura 5.5.2: <i>Ecuación de Cointegración - Diciembre 2018</i>	30
Figura 5.5.3: <i>Ecuación de Cointegración - Junio 2019</i>	31
Figura 5.5.4: <i>Ecuación de Cointegración - Diciembre 2020</i>	31
Figura 5.5.5: <i>Ecuación de Cointegración - Junio 2021</i>	31
Tabla 5.6.1: <i>Vector Error Correction Model</i>	32
Tabla 5.7.1: <i>Causalidad en Sentido de Granger</i>	33
Tabla 8.1.1: <i>Bai-Perron Test</i>	38

Abstract

This study investigates the cointegration between Bitcoin futures and spot prices by employing the Johansen-Juselius methodology on contracts spanning from December 2017 to December 2021. When unit root conditions were met, a Vector Error Correction Model was estimated for each contract, and subsequently, tests for Granger Causality between future and spot prices were performed. It is found that cointegration was not always present, as evidenced in three of the eight contracts studied. For the remaining five contracts, cointegration was found, while evidence of Granger causality and the price discovery process between futures and spot Bitcoin prices showed mixed results.

JEL Classifications: C58, G13, G14, G15

Keywords: *Bitcoin Futures, Bitcoin Reference Rate, Price Discovery, Cointegration Analysis, VECM, Granger Causality.*

1. Introducción

Bitcoin ha experimentado una creciente popularidad y adopción desde su lanzamiento en 2009, debido a sus características únicas de descentralización, seguridad y privacidad. La criptomoneda ha atraído la atención de inversores de todo el mundo, gracias a su alta volatilidad y su potencial para generar grandes ganancias en poco tiempo. Sin embargo, el mercado de Bitcoin también presenta importantes riesgos y desafíos, especialmente para los inversores que buscan minimizar su exposición a la volatilidad.

En este contexto, los contratos futuros de Bitcoin han surgido como una herramienta importante para los inversores que buscan gestionar el riesgo y proteger sus posiciones en el mercado. Estos contratos permiten comprar o vender Bitcoin a un precio determinado en una fecha futura, lo que les permite asegurarse contra la volatilidad del mercado y evitar pérdidas significativas.

La negociación de contratos futuros de Bitcoin comenzó en 2017 cuando la Bolsa de Chicago (CME Group) y la Bolsa de Chicago de Opciones (CBOE) lanzaron sus contratos futuros de Bitcoin. Desde entonces, la negociación de contratos futuros de Bitcoin ha ganado terreno en el mundo financiero.

Los mismos también han generado preocupaciones sobre su impacto en el mercado de criptomonedas. Algunos críticos argumentan que la negociación de contratos futuros de Bitcoin puede afectar negativamente la estabilidad del precio de Bitcoin, ya que los inversores pueden utilizar estos contratos para especular sobre los precios y aumentar la volatilidad del mercado. Por otro lado, se argumenta que la introducción de estos contratos podría llevar a una mayor regulación y supervisión del mercado de criptomonedas, lo que podría tener un impacto negativo en la naturaleza descentralizada de las criptomonedas.

En cualquier caso, los contratos futuros de Bitcoin siguen siendo una herramienta importante para los inversores que buscan disminuir la exposición a la volatilidad del mercado de Bitcoin y reducir su riesgo de fluctuaciones en los precios. A medida que el mercado de criptomonedas continúa madurando, es

probable que la negociación de contratos futuros de Bitcoin siga siendo una opción popular para los inversores interesados en Bitcoin y otras criptomonedas.

Desde el punto de vista académico, a raíz de la introducción de los contratos futuros distintas investigaciones tratan de explicar la causalidad entre el precio spot y futuro como también la relación de las series de tiempo. El presente trabajo tiene como objetivo estudiar la dinámica de precios entre los contratos futuros y el precio spot de Bitcoin, analizando la cointegración y la causalidad de los dos mercados. Para lograr dicho objetivo se usaron las metodologías de Test de raíces unitarias, Cointegración mediante Johansen – Juselius , *Vector Error Correction Model* y Causalidad en sentido de Granger. Dicho esto, se estudiaron ocho contratos futuros de la CME con información diaria al cierre de jornada desde el 18/12/2017 hasta el 31/12/2021.

La motivación de la elección de este tema es aportar un nuevo enfoque a las investigaciones ya existentes estudiando ocho contratos futuros con fechas más actualizadas, llegando el ultimo contrato a finales de 2021.

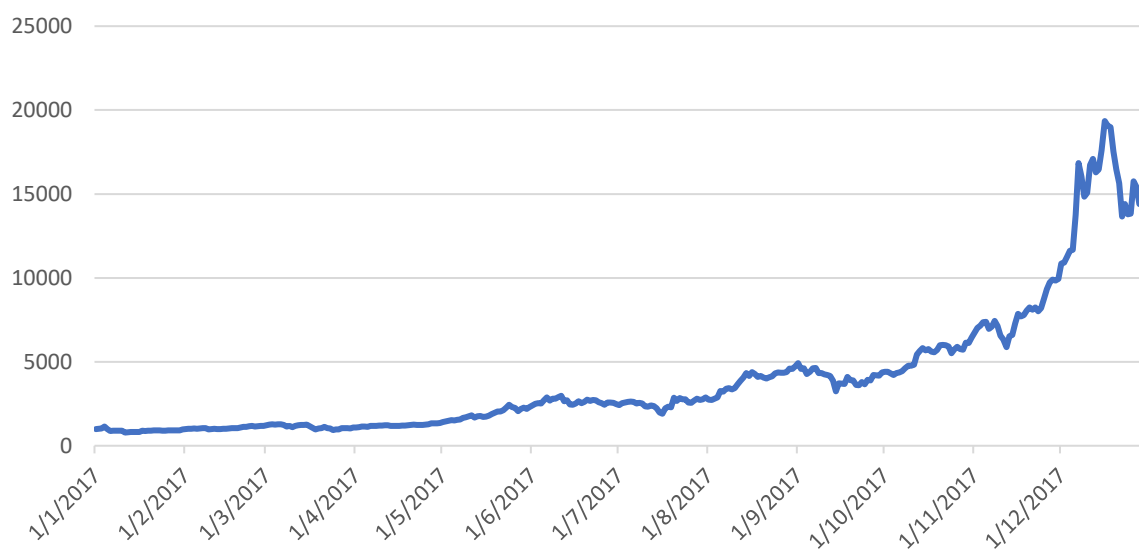
El resto del trabajo de investigación está estructurado de la siguiente manera: la sección 2 habla del contexto e introducción de los contratos futuros de Bitcoin, la sección 3 contiene la revisión de la literatura existente sobre las distintas investigaciones que se hicieron sobre los futuros y el precio Spot de Bitcoin, la sección 4 discute los datos y la metodología econométrica utilizada. La sección 5 presenta los resultados de la metodología y la sección 6 las conclusiones pertinentes. Por último, la sección 7 contiene la bibliografía y la sección 8 el anexo.

2. Contexto e introducción de los contratos futuros de Bitcoin

El 2017 fue un año crucial para Bitcoin; el 1 de enero de 2017 el valor de cierre de un Bitcoin fue 995 dólares estadounidenses, para ese mismo año el 16 de diciembre cerraba a 19345 dólares estadounidenses. En la [figura 2.1](#) podemos ver la evolución del precio de Bitcoin desde el 1 de enero al 31 de diciembre 2017.

Figura 2.1

Evolución del precio de Bitcoin 2017.



Fuente: elaboración propia con datos de www.investing.com

Debido a la alta volatilidad de este año, la CME junto con la CBOE empezaron a ofrecer contratos futuros de Bitcoin. Estos mismos fueron las primeras entidades financieras reguladas por la U.S Commodity Futures Trading Commission (CFTC) en comercializarlos. Sin embargo, la CBOE desistió en seguir ofreciendo futuros en Marzo 2019, siendo su último contrato el de Junio 2019, quedando en la actualidad solo la CME como la única entidad financiera regulada en ofrecerlos. La presente investigación solo tomará los futuros comercializados por la CME siendo estos *cash-settled*¹ en dólares americanos. Los contratos estudiados son los siguientes: junio y diciembre 2018, junio y diciembre

¹ Liquidados en efectivo.

2019, junio y diciembre 2020 y junio y diciembre 2021. Algunos aspectos claves se encuentran en la

Tabla 2.1.

Tabla 2.1

Especificaciones de un contrato futuro de Bitcoin

Especificaciones del contrato	Futuros de la CME
Primer día de Trading	18 de Diciembre 2017
Unidad de Contrato	5 Bitcoin
<i>Contratos</i>	Mensuales enumerados por 6 meses consecutivos, Trimestrales (Marzo, Junio, Septiembre y Diciembre) y un segundo contrato de Diciembre correspondiente al año posterior.
<i>Ticker</i>	CME Globex: BTC
Tipo de contrato	<i>Cash-Settled</i>
Tasa Spot de Referencia	<i>Bitcoin Reference Rate</i>

Fuente: elaboración propia con datos de www.cme.com

A raíz de la introducción de los futuros han surgido numerosas investigaciones acerca de la dinámica de precios entre el precio spot y futuro. Los autores Hu, Hou y Oxley (2020), Kapar y Olmo (2019) y Karkkainen (2018) investigan la dinámica de precios entre el spot y futuro usando tanto futuros de la CME como de la CBOE, las metodologías que utilizan son en su mayoría la de Gonzalo y Granger (1995) y la de Hasbrouck (1995). Los autores mencionados anteriormente concluyen que el precio futuro causa en sentido de Granger al precio spot. Por otro lado, también hay evidencia que la dinámica pasa por el spot. Baur y Dimpfl (2018) estudia 11 futuros diferentes venciendo el último en octubre 2018. La conclusión a la que llegan es que el spot causa en sentido de Granger al futuro.

3. Revisión de la literatura

Los precios son un buen indicador para determinar la relación entre el precio spot y futuro de un activo subyacente. Gran parte de la teoría que respalda la relación spot-futuros se puede ilustrar a través de la siguiente fórmula que fue aceptada por diversos autores como Hull (2014) y Alexander (2011):

$$F_t = S_0 e^{rT}$$

En donde:

$$F_t = \text{Precio Futuro}$$

$$S_0 = \text{Precio Spot}$$

e=Exponencial

r= Tasa libre de riesgo (Risk Free)

T= Tiempo hasta la culminación del futuro

Esta relación teórica entre los precios spot y futuros se contempla empíricamente mediante pruebas de cointegración ya que las series de precios suelen ser no estacionarias. El papel informativo de los contratos futuros se ha estudiado ampliamente investigando posibles relaciones entre los mercados spot y futuros. El concepto de causalidad en sentido de Granger ha sido por excelencia la prueba que más se utiliza ya que la misma explica si los rezagos de una serie de tiempo de la variable llámese "A" pueden predecir otra serie de tiempo de la variable "B". Esta prueba resulta fundamental para determinar si el futuro causa al spot o viceversa. Para esto requiere que los resultados sean robustos y la muestra con datos confiables ya que el mínimo cambio en la misma puede cambiar el resultado que arroja la prueba de Granger.

Agregando a lo anterior, la implicancia de que los futuros estén cointegrados a su precio spot tiene importantes aplicaciones. Que las dos series de tiempo estén cointegradas, significa que tener

conocimiento de una nos permite conocer aproximadamente que valores tomara la otra serie, en otras palabras, comparten una tendencia estocástica común. Además, al estar cointegradas las series, se pueden hacer proyecciones a futuro, como afirman Christoffersen y Diebold (1997) para el Fondo Monetario Internacional. Hay que tener en cuenta que la cointegración se puede romper por shocks macroeconómicos y si se hacen las pruebas econométricas en ese momento los resultados no serían los adecuados.

En la literatura, mayormente el liderazgo de precios pasa por los mercados futuros ya que tienen mayor liquidez y los costos de transacciones son menores. Una de las explicaciones más comunes es que sirven como coberturas ante posibles cambios de precios y/o impactos macroeconómicos, lo cual genera un mayor volumen de trading. En la práctica pueden suceder las dos cosas, sin embargo, es más habitual lo mencionado anteriormente, que los futuros traccionen al spot. Por ejemplo, el autor Asche (2002) investiga en su artículo *“Lead Lag Relationship between Futures and Spot Prices”* la relación del mercado spot y futuro del Gas Oil determina que se evidencia que hay cointegración y que los precios futuros causan en sentido de Granger al precio spot.

La presente investigación está basada en Bitcoin, sin embargo, es importante recalcar que el número de estudios y de criptomonedas gradualmente se ha ido incrementando. Hay muchas investigaciones acerca de la relación entre criptomonedas con acciones, índices bursátiles, tasas de cambio e incluso *commodities* (ver ejemplos: Dirican y Canoz, 2017; Corelli, 2018; Solarin, Gil-Alana y Madigu, 2019)

Agregando al párrafo anterior, Bitcoin se destaca por ser un activo extremadamente volátil en donde proyectar la volatilidad es crucial para sus distintas aplicaciones como el riesgo o cobertura. Hay un sinnúmero de estudios acerca de la volatilidad de Bitcoin.

Bergsli, Lind, Molnár y Polasik (2021) tomaron 1720 observaciones diarias de Bitcoin/USD desde enero 2014 hasta Septiembre 2018 y determinan cuál es el mejor modelo para proyectar la volatilidad en

dónde concluyen que los mejores modelos son los GARCH² en donde se destaca el E-GARCH³ y los modelos HAR⁴. En la mayoría de los casos hay una aceptación común que los modelos GARCH son buenos estimadores de la volatilidad, sin embargo, siempre se puede encontrar algún otro que su performance sea mejor. Por ejemplo, Jecmínek, Kulaková y Moravec (2020) tomaron 2389 observaciones desde abril 2013 hasta noviembre 2019 en el cual modelizan la volatilidad para Bitcoin, Ether y Ripple y concluyen que el mejor modelo es la simulación Montecarlo ya que los resultados son más robustos.

El presente trabajo está relacionado con estudios anteriores que se hicieron sobre la relación de los precios futuros y spot de Bitcoin. Sin embargo, en esta investigación se hará énfasis en el coeficiente de corrección de errores y se toma una muestra más actualizada. Hu, Hou y Oxley (2020) investigan sobre el rol de los futuros en el precio de Bitcoin, trabajando con un análisis de cointegración y causalidad desde una perspectiva de variable de tiempo. La investigación de los autores se basa en los futuros comercializados por la CME y por CBOE tomando una muestra diaria desde 25 de diciembre del 2017 hasta el 29 de julio del 2019 siendo 416 observaciones para CME y con 393 observaciones desde el 18 de diciembre hasta el 16 de junio 2019 para los futuros de CBOE. La conclusión es que tanto los futuros de CME como CBOE causan en sentido de Granger al precio spot, donde se evidencia que hay cointegración.

Mucho de los autores que hacen investigaciones sobre los futuros de Bitcoin y su precio spot tomando datos diarios concluyen en su mayoría que los futuros lideran al spot (por ejemplo: Wu, Zheng y Xu, 2021; Kapar y Olmo, 2019; Karkkainen, 2018). Sin embargo, Baur y Dimpfl (2018) usando datos intradiarios cada 5 minutos y las mismas variables encuentran resultados diferentes. Los autores estudian 11 futuros diferentes venciendo el último en Octubre 2018. La conclusión a la que llegan es que el spot causa en sentido de Granger al futuro.

² Generalized Autoregressive conditional Heteroskedasticity

³ Exponential Generalized Autoregressive conditional Heteroskedasticity

⁴ Heterogeneous Autoregressive

4. Datos y Metodología

4.1 Datos

La CME junto con la CBOE, fueron los primeros entes regulados en comercializar futuros de Bitcoin a partir de finales de 2017. Esta investigación como se mencionó anteriormente solo toma los futuros de la CME que son comercializados de domingos a viernes desde las cinco de la tarde (Hora de Chicago) del domingo hasta las cuatro de la tarde del viernes. Se tomaron en consideración ocho futuros, presentados en la [Tabla 4.1.1](#), con información diaria al cierre de jornada desde el 18/12/2017 hasta el 31/12/2021.

Tabla 4.1.1.

Simbología de los contratos futuros utilizados

Futuros:	Simbología:
Junio 2018	BTM18
Diciembre 2018	BTZ18
Junio 2019	BTM19
Diciembre 2019	BTZ19
Junio 2020	BTM20
Diciembre 2020	BTZ20
Junio 2021	BTM21
Diciembre 2021	BTZ21

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com.

Los futuros comercializados por la CME se basan en la CME CF Bitcoin Reference Rate (BRR), una tasa de referencia calculada diariamente durante una hora a las 4 pm hora de Londres. Durante esta hora, se agregan los flujos de operaciones de los principales mercados spot de Bitcoin, como Coinbase, Bitstamp, itBit y Kraken, y se dividen en 12 intervalos de 5 minutos. BRR se calcula como el precio promedio ponderado de las medianas ponderadas por volumen de todas las 12 particiones.

Esto significa que se toma la mediana de cada intervalo de cinco minutos, se le da un peso en función del volumen de operaciones y se promedia con las otras once medianas de los otros intervalos, cada

una con el mismo peso. El resultado es la tasa de referencia de Bitcoin (BRR) para ese día. Esto genera que el precio spot en donde subyacen los futuros de la CME sea transparente, robusto y evite desvíos anormales.

Para esta investigación se hicieron ocho pruebas econométricas (uno por cada futuro), tomando como precio spot la BRR. Con un total de 1325 observaciones repartidos en ocho contratos, en la [Tabla 4.1.2](#) se pueden ver la cantidad de observaciones para cada contrato analizado. Para la robustez de nuestro análisis se excluyeron los días que no comercializan los futuros.

Tabla 4.1.2

Cantidad de observaciones

Contratos:	N° de observaciones	
	Futuro:	BRR:
Junio 2018	134	134
Diciembre 2018	127	127
Junio 2019	126	126
Diciembre 2019	127	127
Junio 2020	124	124
Diciembre 2020	261	261
Junio 2021	126	126
Diciembre 2021	300	300
Total	1325	1325

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com.

Los datos de los futuros fueron obtenidos por Barchart.com. Por otro lado, el precio spot por CF Benchmark, compañía que en conjunto con la CME calculan la tasa de referencia (BRR). Tanto los precios futuros como los spots han sido transformados en logaritmos naturales. En las [figuras 4.1.1 a la 4.1.8](#) se observan dichas series de tiempo con los retornos logarítmicos y logaritmos de los precios para los distintos contratos. En 2018 observamos alta volatilidad en los meses de noviembre y diciembre en donde los precios se desploman. Por otro lado, en 2019 supera la barrera de los 10 mil dólares. En 2020 vemos una abrupta caída en marzo en consecuencia del desplome de todas las bolsas

del mundo por la pandemia de Covid-19. Sin embargo, vemos como aumenta el precio llegando a sus máximos históricos en diciembre de alrededor 23 mil dólares. Mas aún, en 2021 vuelve a superar el máximo histórico y alcanza un precio superior a los 68 mil dólares.

De todos los gráficos podemos destacar que los dos precios (futuros y spot) siguen una misma tendencia estocástica. También se adjuntan las estadísticas descriptivas para cada futuro en la [Tabla 4.1.3](#) y [Tabla 4.1.4](#). En primer lugar, podemos destacar que la media aumentó significativamente del 2018 al 2021 dado el aumento de precio que tuvo. Por otro lado, los logaritmos de los precios no siguen una distribución normal como indica el estadístico de Jarque – Bera (en todos los casos en mayor a 5,99 con una probabilidad de error tipo uno de 5%).

Tabla 4.1.3

Estadística descriptiva del precio Spot y Futuro de Bitcoin para los años 2018 y 2019

Métricas:	Junio 2018		Diciembre 2018		Junio 2019		Diciembre 2019	
	Log Futuro	Log Spot	Log Futuro	Log Spot	Log Futuro	Log Spot	Log Futuro	Log Spot
Media	9,12	9,11	8,66	8,67	8,52	8,53	9,13	9,11
Mediana	9,08	9,07	8,76	8,76	8,31	8,32	9,15	9,14
Máximo	9,88	9,84	9,02	9,01	9,53	9,46	9,47	9,46
Mínimo	8,68	8,68	8,05	8,08	8,09	8,12	8,79	8,81
Desvío estándar	0,26	0,25	0,25	0,24	0,37	0,36	0,17	0,16
Skewness	0,75	0,71	-1,14	-1,19	0,7	0,72	-0,05	-0,03
Kurtosis	3,05	3	3,02	3,13	2,21	2,22	1,9	1,92
Jarque Bera	12,82	11,42	27,57	30,23	13,56	14,19	6,44	6,13
Probabilidad	0	0	0	0	0	0	0,03	0,04
Observaciones	134	134	127	127	126	126	127	127

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Tabla 4.1.4

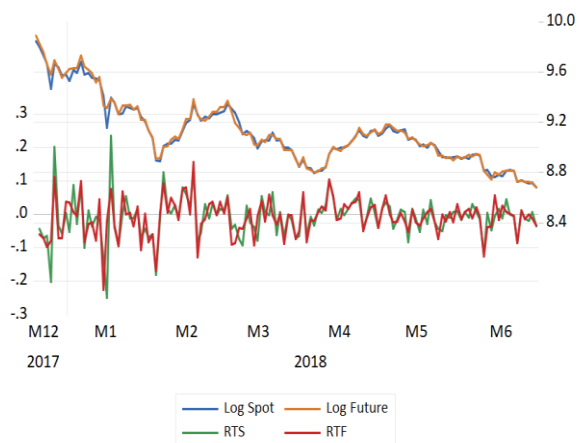
Estadística descriptiva del precio Spot y Futuro de Bitcoin para los años 2020 y 2021

Métricas:	Junio 2020		Diciembre 2020		Junio 2021		Diciembre 2021	
	Log Futuro	Log Spot	Log Futuro	Log Spot	Log Futuro	Log Spot	Log Futuro	Log Spot
Media	9,05	9,02	9,26	9,22	10,73	10,7	10,64	10,59
Mediana	9,11	9,08	9,21	9,17	10,81	10,76	10,75	10,73
Máximo	9,30	9,24	10,06	10,07	11,07	11,05	11,13	11,13
Mínimo	8,50	8,52	8,60	8,52	10,12	10,05	9,55	9,46
Desvío estándar	0,17	0,16	0,29	0,30	0,23	0,24	0,39	0,4
Skewness	-0,98	-1,00	0,66	0,69	-0,29	-0,38	-1,07	-1,16
Kurtosis	3,30	3,23	3,43	3,47	1,79	1,97	3,42	3,54
Jarque Bera	20,50	21,31	21,39	23,39	9,52	8,52	60,55	71,89
Probabilidad	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
Observaciones	124	124	261	261	126	126	300	300

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 4.1.1

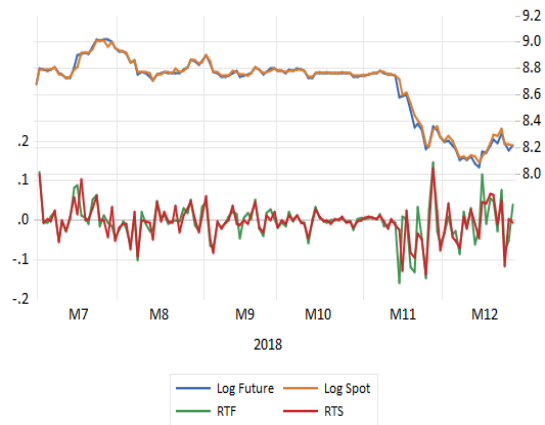
Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Junio 2018



Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 4.1.2

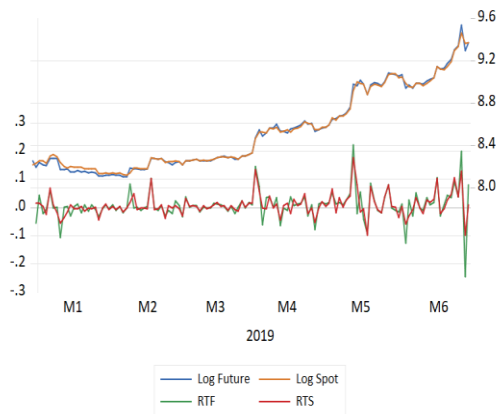
Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Diciembre 2018



Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 4.1.3

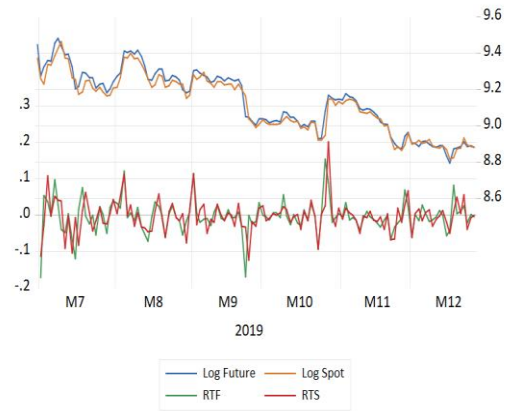
Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Junio 2019



Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 4.1.4

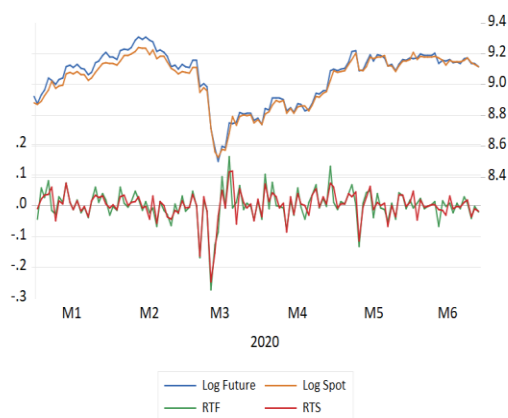
Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Diciembre 2019



Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 4.1.5

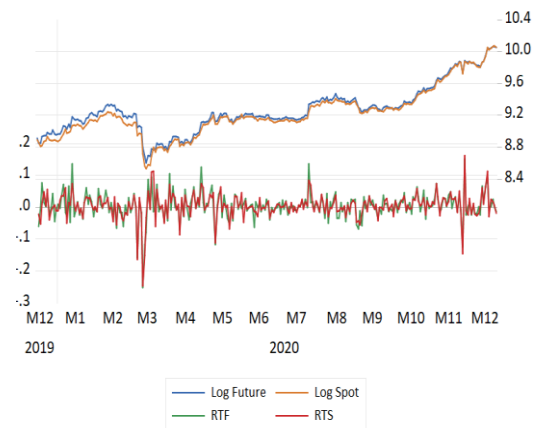
Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Junio 2020



Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 4.1.6

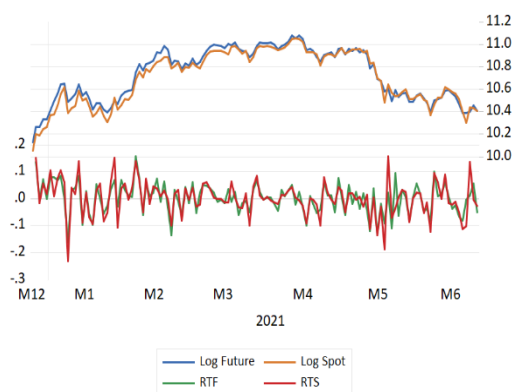
Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Diciembre 2020



Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 4.1.7

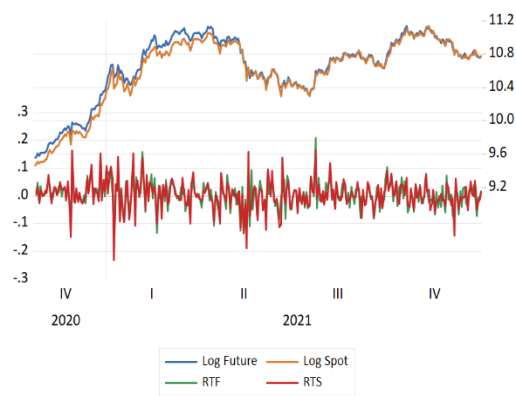
Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Junio 2021



Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 4.1.8

Precios y Retornos Logaritmos para el Precio Spot y Futuro de Bitcoin - Diciembre 2021



Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Es interesante destacar que los volúmenes de *trading* en Junio 2019, donde hubo alta volatilidad, tuvieron un aumento del 96% en comparación con el volumen de Diciembre 2018. Para Diciembre 2020 los volúmenes habían aumentado un 57% con respecto a Junio 2020, por otro lado, en Diciembre 2021 vuelve a aumentar un 17% en relación con Junio 2021. Hay que recalcar que cada transacción es un contrato futuro negociado que, como se mencionó en la introducción, significa cinco Bitcoin negociados. (Ver [Tabla 4.1.5](#)).

Tabla 4.1.5

Volúmenes de Trading Totales de los Futuros de Bitcoin

Futuros:	Símbolo:	Volumen Trading Total
Junio 2018	BTM18	73.025
Diciembre 2018	BTZ18	84.812
Junio 2019	BTM19	166.508
Diciembre 2019	BTZ19	113.252
Junio 2020	BTM20	138.683
Diciembre 2020	BTZ20	217.620
Junio 2021	BTM21	180.313
Diciembre 2021	BTZ21	210.467
Total general		1.184.680

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

4.2 Metodología

4.2.1 Pruebas de raíces unitarias

Las pruebas de raíces unitarias testean la estacionariedad (o no estacionariedad) de la serie de tiempo. La hipótesis nula se centra en si rho es igual a uno contra la hipótesis alternativa de que es menor a uno. Si no se rechaza la hipótesis nula, decimos que la serie de tiempo tiene una raíz unitaria. En este caso se procede a testear por raíces unitarias la serie de tiempo en primeras diferencias y si se rechaza la hipótesis, se concluye que la serie original es integrada de orden uno, es decir es un proceso no estacionario. El punto de partida es que y_t es un proceso AR(1)⁵:

$$y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t; H_0: \rho = 1, H_a: \rho < 1 \quad (4.2.1.1)$$

donde ε_t es un termino de error de ruido blanco. Sabemos que si $\rho = 1$ se convierte en un proceso estocástico no estacionario.

No podemos estimar la ecuación (4.2.1.1) por mínimos cuadrados ordinarios y probar la hipótesis de que $\rho = 1$ por medio de la prueba t acostumbrada porque bajo la hipótesis nula el estimador de rho no tiene la distribución usual ya que bajo esta hipótesis la serie de tiempo es no estacionaria. Por lo que se puede manipular la ecuación anterior restando y_{t-1} de ambos miembros de la ecuación para obtener:

$$y_t - y_{t-1} = \rho y_{t-1} - y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4.2.1.2)$$

La cual también se puede expresar como:

$$\Delta y_t = (\rho - 1)y_{t-1} + \varepsilon_t; H_0: \rho - 1 = 0, H_a: \rho - 1 < 0 \quad (4.2.1.3)$$

⁵ Autorregresivo de Orden Uno

Dickey-Fuller Aumentado

Dickey y Fuller (1984) mostraron que los valores críticos para testear esta hipótesis nula son mayores a los de una prueba “t” convencional. Los valores críticos deben aumentarse en una cantidad que depende del tamaño de la muestra.

Un problema que tiene la prueba de Dickey Fuller es que, si hubiera autocorrelación en los residuos de la regresión, estos valores críticos ya no estarían bien calculados. Por esta razón, Dickey-Fuller propusieron incluir rezagos de la variable dependiente para remover esta potencial autocorrelación serial. Además, se le puede incluir una tendencia determinística y una constante. A esta prueba se lo llama Dickey Fuller Aumentado (ADF). Se ajusta la ecuación anterior (4.2.1.3) por autocorrelación serial obteniendo:

$$\Delta y_t = (\rho - 1)y_{t-1} + dt + c + \beta_1 \Delta y_{t-1} + \beta_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \beta_n \Delta y_{t-n} + \varepsilon_t \quad (4.2.1.4)$$

$$H_0: \rho - 1 = 0, H_a: \rho - 1 < 0$$

Phillips-Perron

Phillips y Perron (1988) propusieron una alternativa (no-paramétrica) para controlar la autocorrelación serial. Al igual que la prueba de Dickey-Fuller Aumentada la prueba de Phillips-Perron admite que las series podrían tener autocorrelación serial, pero se diferencia en que no se le agrega rezagos a la ecuación (4.2.1.3) sino que utiliza métodos estadísticos no-paramétricos para evitar la autocorrelación serial y a su vez le agrega la heterocedasticidad. Como ADF, la hipótesis nula es que hay raíz unitaria, I(1), y la alternativa es que la serie es I(0).

4.2.3 Análisis de tendencia determinística

La dt en la fórmula de ADF es la tendencia determinística. El parámetro “d” es una pendiente (trend) y “t” es literalmente una variable que refleja el tiempo. Desde el punto de vista gráfico, muchas veces es extremadamente difícil diferenciar entre una serie de tiempo con una tendencia determinística y una serie de tiempo con una raíz unitaria.

En esta investigación se incluye una tendencia determinística (dt) en los dos test de raíces unitarias, por ende, se analizará si los respectivos p-values son significativos al 10%, 5% y 1 %. En el caso de que sea significativo se le agrega la tendencia a la ecuación de cointegración.

4.2.4 Criterio de selección de rezagos

Para la obtención apropiada de rezagos se utilizó el test de *Lag Length Criteria* que se hace en base a un VAR sin restricciones. Los criterios para la elección se discuten en el libro de Lütkepohl (1991) en donde se modifica el *likelihood* ratio (LR). Se comienza mediante el máximo *lag* (l), en donde se testea si los coeficientes de estos mismos son conjuntamente 0 usando los estadísticos de chi-cuadrado χ^2 y se continúa disminuyendo un *lag* a la vez hasta obtener uno que se rechaza.

$$LR = (T - m) \{ \log | \sum_{\varepsilon, l-1} | - \log | \sum_{\varepsilon, l} | \} \sim \chi^2 (k^2) \quad (4.2.4.1)$$

donde m es el número de parámetros por ecuación y T el tamaño de la muestra.

En la [Tabla 4.2.1](#) podemos observar cada futuro con la cantidad de rezagos elegida y el indicador de selección. Para todos los casos se utilizó el criterio de Schwarz.

Tabla 4.2.1

Criterio de selección de rezagos para cada contrato futuro de Bitcoin

Futuros:	Lag Lengh Criteria	Indicador de selección
Junio 2018	1	Schwarz Information Criterion
Diciembre 2018	1	Schwarz Information Criterion
Junio 2019	1	Schwarz Information Criterion
Diciembre 2019	1	Schwarz Information Criterion
Junio 2020	2	Schwarz Information Criterion
Diciembre 2020	3	Schwarz Information Criterion
Junio 2021	1	Schwarz Information Criterion
Diciembre 2021	4	Schwarz Information Criterion

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark usando Eviews.

4.2.5 Test de Johansen-Juselius

Los tests de Johansen – Juselius (1990) buscan cuál es la combinación lineal de las variables que es la más estacionaria basada en mínimos cuadrados ordinarios. Partimos de la ecuación de ADF (4.2.1.4) en donde para un sistema de k variables la podemos representar como un VAR de la siguiente manera:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{a} + \mathbf{B}\mathbf{y}_{t-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (4.2.5.1)$$

donde \mathbf{B} es la matriz de coeficientes.

Restando \mathbf{y}_{t-1} en ambos lados obtenemos:

$$\Delta\mathbf{y}_t = \mathbf{a} + \boldsymbol{\Pi}\mathbf{y}_{t-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (4.2.5.2)$$

donde $\boldsymbol{\Pi} = \mathbf{B} - \mathbf{I}$ e \mathbf{I} es la matriz identidad de dimensión k x k.

Si incluimos el número de rezagos para eliminar la autocorrelación serial obtendríamos:

$$\Delta\mathbf{y}_t = \mathbf{a} + \boldsymbol{\Pi}\mathbf{y}_{t-1} + \boldsymbol{\Gamma}_1\Delta\mathbf{y}_{t-1} \dots + \boldsymbol{\Gamma}_q\Delta\mathbf{y}_{t-q} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (4.2.5.3)$$

Ahora bien, estamos en un caso bivariado y como cada una de las variables endógenas \mathbf{y}_1 e \mathbf{y}_2 tiene raíz unitaria o I(1), la variable dependiente en (4.2.5.3) es estacionaria ya que esta en primeras

diferencias de la variable en niveles. Consecuentemente, el lado derecho de la ecuación (4.2.5.3) también debe ser estacionario, y, por lo tanto, Πy_{t-1} tiene que ser estacionario. Por lo que:

- Si el $\text{rango}(\Pi) = 0$, entonces la condición que Πy_{t-1} debe ser estacionario no implica nada acerca de las relaciones entre y_1 e y_2 y consecuentemente no hay cointegración.
- Ahora si el $\text{rango}(\Pi) = 1$ entonces hay una relación linealmente independiente entre y_1 e y_2 que es estacionaria y consecuentemente, las variables van a estar cointegradas.

De modo que el test de cointegración va a ser un test sobre el rango de la matriz Π , en donde el rango de esta matriz indica el número de relaciones o vectores de cointegración.

El procedimiento de Johansen es entonces un test sobre el número de autovalores de la matriz Π que no son cero. Hay dos tests de cointegración que se suelen encontrar en los paquetes econométricos. Por un lado, Johansen y Juselius (1990) recomiendan usar el test de la traza, en donde bajo H_0 , el número de relaciones de cointegración, r , es a lo sumo R .

$$H_0: r \leq R, H_a: r > R \text{ el estadístico es: } Stattrace = -T \sum_{i=R+1}^K \ln(1 - \hat{\lambda}_i)$$

donde $i=R+1$, T es el tamaño de la muestra, k es la cantidad de variables endógenas en el sistema y los autovalores de la matriz Π están ordenados de modo tal que $1 > \hat{\lambda}_1 > \dots > \hat{\lambda}_k \geq 0$, para asegurarse que $Stattrace$ crezca con el número de autovalores que no son cero.

El otro test se llama test de máximo autovalor (*maximal eigenvalue test*), la hipótesis nula es la misma y la alternativa es que el número de relaciones de cointegración es $R+1$, es decir, $H_a: r = R + 1$. El estadístico es: $Statmax = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{R+1})$

4.2.6 Modelo de corrección de errores vectorial (VECM)

Esta es la segunda parte del análisis de cointegración. La primera parte consistía en encontrar relaciones de largo plazo. Los modelos de corrección de errores proveen un análisis de la dinámica entre las variables en el corto plazo.

Teniendo dos series de logaritmos de precios, el modelo de corrección de errores queda expresado de la siguiente manera:

$$\Delta F_t = \alpha_1 + \sum_{i=1}^m \beta_{11}^i \Delta RF_{t-i} + \sum_{i=1}^m \beta_{12}^i \Delta RS_{t-i} + \gamma_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4.2.6.1)$$

$$\Delta S_t = \alpha_2 + \sum_{i=1}^m \beta_{21}^i \Delta RF_{t-i} + \sum_{i=1}^m \beta_{22}^i \Delta RS_{t-i} + \gamma_2 Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4.2.6.2)$$

donde ΔF y ΔS son el retorno logarítmico del futuro y spot respectivamente. Z es el término de desequilibrio expresado por $Z = \Delta F - \alpha \Delta S$, por ende, las magnitudes de los estimadores de γ_1 y de γ_2 representarán la velocidad de ajuste hacia el restablecimiento del equilibrio de largo plazo.

4.2.7 Causalidad en sentido de Granger

Granger (1969) desarrolló un test que consiste en comprobar si los resultados de una variable y sus rezagos pueden explicar otra. En otras palabras, decimos que Log Futuro (y_t) causa en sentido de Granger a Log Spot (x_t), si Log Futuro (y_t) y sus rezagos explican a Log Spot (x_t).

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_l y_{t-l} + \beta_1 x_{t-1} + \dots + \beta_l x_{t-l} + \varepsilon_t \quad (4.2.7.1)$$

$$x_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t-1} + \dots + \alpha_l x_{t-l} + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_l y_{t-l} + \varepsilon_t \quad (4.2.7.2)$$

en donde se corre un test de Wald que en conjunto la

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_l = 0, H_a: \beta_l \neq 0.$$

5. Resultados

Esta sección está organizada de la siguiente manera: en primer lugar, se presentan las pruebas de raíces unitarias_ADF y PP. A continuación se analiza la [tendencia determinística](#). En tercer lugar, se utiliza [criterio de selección de rezagos](#) que nos permite obtener los rezagos óptimos para correr el [test de Johansen–Juselius](#). A partir de este test, la subsección 5.5 se presentan las [ecuaciones de cointegración](#) que revelan la relación a largo plazo. Luego, en la subsección 5.6 se genera la relación a corto plazo y se calcula el término de corrección de errores mediante un [modelo de corrección de errores vectorial \(VECM\)](#) y por último, la subsección 5.7 presentan los resultados de los tests por [Causalidad en sentido de Granger](#).

5.1 Pruebas de raíces unitarias

En este estudio, se procedió a tomar ambas series de datos para analizar las raíces unitarias. Se realizó un análisis separado de los logaritmos de los precios futuros y de los precios del spot. En las tablas [Tabla 5.1.1](#) y [Tabla 5.1.2](#) se presentan los estadísticos t y los p-values asociados para cada contrato, brindando información relevante sobre la significancia estadística de los resultados obtenidos. Estas tablas constituyen una herramienta fundamental para evaluar la presencia de raíces unitarias y su implicancia en la cointegración entre las series de precios analizadas.

Tabla 5.1.1

Pruebas de raíces unitarias para los Futuros de Bitcoin.

Log Futuro	ADF		Phillips - Perron	
	Niveles	Primeras Diferencias	Niveles	Primeras Diferencias
Junio 2018	[-2,9556] 0,1489	[-11,703] 0,0000***	[-3,081] 0,1150	[-11,704] 0,0000***
Diciembre 2018	[-2,2804] 0,4411	[-5,695] 0,0000***	[-2,3983] 0,3786	[-10,761] 0,0000***
Junio 2019	[-2,388] 0,3839	[-13,85] 0,0000***	[-2,184] 0,4936	[-14,15] 0,0000***
Diciembre 2019	[-3,958] 0,0125**	[-9,08] 0,0000***	[-3,530] 0,0404**	[-10,37] 0,0000***
Junio 2020	[-1,707] 0,7422	[-10,10] 0,0000***	[-1,930] 0,6324	[-10,14] 0,0000***
Diciembre 2020	[-1,273] 0,8918	[-16,54] 0,0000***	[-1,374] 0,8664	[-16,54] 0,0000***
Junio 2021	[-2,026] 0,5810	[-12,317] 0,0000***	[-2,015] 0,5871	[-12,311] 0,0000***
Diciembre 2021	[-2,089] 0,5493	[-18,311] 0,0000***	[-2,076] 0,5564	[-18,282] 0,0000***

Nota: estadísticos t entre [] y p-values en decimales. *** p<0,01; **p<0,05; *p<0,10.

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Tabla 5.1.2

Pruebas de raíces unitarias para el Precio Spot de Bitcoin.

Log Spot	ADF		Phillips - Perron	
	Niveles	Primeras Diferencias	Niveles	Primeras Diferencias
Junio 2018	[-3,1308] 0,1035	[-12,562] 0,0000***	[-3,155] 0,0981*	[-12,803] 0,0000***
Diciembre 2018	[-2,148] 0,5136	[-10,479] 0,0000***	[-2,319] 0,4202	[-10,693] 0,0000***
Junio 2019	[-1,563] 0,8017	[-9,506] 0,0000***	[-1,580] 0,7955	[-10,25] 0,0000***
Diciembre 2019	[-3,258] 0,0782*	[-10,74] 0,0000***	[-3,488] 0,0449**	[-10,74] 0,0000***
Junio 2020	[-1,612] 0,7827	[-9,558] 0,0000***	[-1,895] 0,6510	[-9,566] 0,0000***
Diciembre 2020	[-1,183] 0,9111	[-14,88] 0,0000***	[-1,441] 0,8465	[-15,12] 0,0000***
Junio 2021	[-2,090] 0,5458	[-13,081] 0,0000***	[-1,993] 0,5990	[-13,275] 0,0000***
Diciembre 2021	[-2,154] 0,5125	[-19,373] 0,0000***	[-2,105] 0,5404	[-19,403] 0,0000***

Nota: estadísticos t entre [] y p-values en decimales. *** p<0,01; **p<0,05; *p<0,10.

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Las pruebas de raíces unitarias arrojan que, para todos los casos, con excepción de diciembre 2019, que los logaritmos de precios futuros y spot en niveles tienen una raíz unitaria y en diferencias son integradas de orden cero con un nivel de significancia del 1%.

Diciembre 2019 nos da mediante ADF y PP que en niveles es $I(0)$ con un nivel de significancia del 5% para el precio logarítmico futuro. Por otro lado, los logaritmos del precio spot es débilmente $I(0)$ al 10% en ADF e $I(0)$ al 5% mediante PP. Dado los resultados arrojados no podemos seguir considerando que en diciembre 2019 hay cointegración por ende lo tenemos que descartar.

5.2 Análisis de tendencia determinística.

Con el objetivo de determinar la necesidad de agregar una tendencia determinística en la ecuación de cointegración, llevamos a cabo un análisis adicional de los tests de raíces unitarias mencionados previamente, incorporando una tendencia determinística. En caso de que esta tendencia resultara significativa, se consideraría apropiado incluirla en la ecuación de cointegración para el test de Johansen-Juselius.

Las [Tablas 5.2.1](#) y [5.2.2](#) presentan los estadísticos t y los p -values asociados a la tendencia determinística en los tests de raíces unitarias. Estas tablas brindan información crucial para evaluar la significancia estadística de la inclusión de la tendencia determinística en el análisis de cointegración.

Tabla 5.2.1

Análisis de tendencia determinística para los Futuros de Bitcoin

Log Futuro	ADF	Phillips - Perron
Junio 2018	[-1,940] 0,0545*	[-1,940] 0,0545*
Diciembre 2018	[-2,751] 0,006***	[-2,751] 0,006***
Junio 2019	[2,868] 0,0049***	[2,868] 0,0049***
Diciembre 2019	- -	- -
Junio 2020	[-0,076] 0,9395	[-0,076] 0,9395
Diciembre 2020	[1,688] 0,0925*	[1,688] 0,0925*
Junio 2021	[-2,397] 0,018**	[-2,397] 0,018**
Diciembre 2021	[-0,372] 0,7099	[-0,372] 0,7099

Nota: estadísticos t entre [] y p-values en decimales. *** p<0,01; **p<0,05; *p<0,10.

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Tabla 5.2.2

Análisis de tendencia determinística para el precio Spot de Bitcoin

Log Spot	ADF	Phillips - Perron
Junio 2018	[-2,168] 0,0319**	[-2,168] 0,0319**
Diciembre 2018	[-2,764] 0,006***	[-2,764] 0,006***
Junio 2019	[2,269] 0,025**	[2,269] 0,025**
Diciembre 2019	- -	- -
Junio 2020	[0,064] 0,9488	[0,064] 0,9488
Diciembre 2020	[1,731] 0,0845*	[1,731] 0,0845*
Junio 2021	[-1,763] 0,080*	[-1,763] 0,080*
Diciembre 2021	[0,091] 0,9273	[0,091] 0,9273

Nota: estadísticos t entre [] y p-values en decimales. *** p<0,01; **p<0,05; *p<0,10.

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Los resultados arrojan que mediante las pruebas de ADF y PP es apropiado incluir una tendencia determinística en la ecuación de cointegración (EC) para el test de Johansen- Juselius en todos los años con excepción de junio 2020 y diciembre 2021 que los P-values en ambos casos no son significativos y en consecuencia no se debería agregar una tendencia determinística a la EC.

5.3 Criterio de selección de rezagos

La selección de rezagos para el test de Johansen - Juselius se presentó en la Tabla 4.2.1 en el capítulo 4. Como se mencionó en dicho capítulo, la opción elegida fue el criterio de información de Schwarz para todos los casos.

5.4 Test de Johansen-Juselius

Las pruebas de cointegración nos permiten testear cuál es la combinación lineal de las variables que es la más estacionaria. A continuación, en la [Tabla 5.4.1](#) se muestran los resultados. Hay que recalcar que Eviews refleja el 5% y 1% de significatividad para el test de traza y el del máximo autovalor.

Tanto el test de traza y el del máximo autovalor dan una relación de cointegración con una significancia del 5% y 1% para todos los casos con excepción de junio 2020 y diciembre 2021. Esto quiere decir que podemos encontrar una relación de cointegración en los futuros de: junio y diciembre 2018, junio 2019, diciembre 2020 y junio 2021.

Tabla 5.4.1

Test de Cointegración de Johansen – Juselius entre el Precio Spot y Futuro de Bitcoin

Contrato:	Número de Cointegraciones	Estadístico de Traza:	Máximo Autovalor	Resultado:	Número de Cointegraciones:	
					al 5%	al 1%
Junio 2018	Ninguna	[63,09]***	[54,55]***	Rechazo	1	1
	A lo sumo 1 EC	[8,540]	[8,540]	No Rechazo		
Diciembre 2018	Ninguna	[69,75]***	[65,08]***	Rechazo	1	1
	A lo sumo 1 EC	[4,668]	[4,668]	No Rechazo		
Junio 2019	Ninguna	[56,65]***	[49,58]***	Rechazo	1	1
	A lo sumo 1 EC	[7,071]	[7,071]	No Rechazo		
Diciembre 2019	Ninguna	-	-	-	-	-
	A lo sumo 1 EC	-	-	-		
Junio 2020	Ninguna	[11,76]	[8,406]	No Rechazo	0	0
	A lo sumo 1 EC	-	-	-		
Diciembre 2020	Ninguna	[32,96]***	[27,29]***	Rechazo	1	1
	A lo sumo 1 EC	[5,667]	[5,667]	No Rechazo		
Junio 2021	Ninguna	[65,90]***	[56,89]***	Rechazo	1	1
	A lo sumo 1 EC	[9,017]	[9,017]	No Rechazo		
Diciembre 2021	Ninguna	[13,77]	[9,876]	No Rechazo	0	0
	A lo sumo 1 EC	-	-	-		

Nota: estadísticos de Traza y Máximo autovalor entre []. *** p<0,01; **p<0,05; *p<0,10.

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

En el caso del futuro de junio 2020, los resultados indican que no se puede rechazar la hipótesis nula de la ausencia de cointegración entre el precio spot y los contratos futuros de Bitcoin, tanto al 5%

como al 1% de nivel de significancia. La **Figura 4.1.5** muestra claramente cómo la tendencia previa fue interrumpida por la pandemia de Covid-19, lo que provocó una caída en las bolsas de todo el mundo y afectó significativamente a los precios de Bitcoin. Los puntos de ruptura encontrados en las series de tiempo del precio spot y los contratos futuros de Bitcoin sugieren una disrupción en la estructura de las series de tiempo, lo que implica que las relaciones entre estas dos variables pueden ser diferentes antes y después de estas fechas. Estos cambios de tendencia, que pueden ser causados por eventos exógenos, se conocen como puntos de ruptura o *structural breaks*. La identificación de estos puntos de ruptura es importante para la modelización de las series de tiempo y para la comprensión de la dinámica de los precios de Bitcoin en el mercado. El test de Bai – Perron, adjuntado en el anexo, concluye que el día del punto de ruptura fue el 12 de marzo del 2020 con 1% de significatividad que tiene sentido ya que el retorno logarítmico de ese día fue negativo en un -24,70% para el spot y -27,24 % para el futuro.

Por otro lado, en diciembre 2021 también el test de Johansen-Juselius arroja que no hay cointegración. Este mismo año fue marcado por diferentes tendencias para el mismo que se podrían resumir como positivas. Algunos de los sucesos que cambio las tendencias de este fueron:

- El Salvador adoptó Bitcoin como moneda de curso legal.
- China impuso una prohibición general de minar criptomonedas en su territorio.
- Tesla Inc empezó a aceptar Bitcoin para la compra de sus autos.
- La empresa de Software Microstrategy invirtió grandes cantidades de dinero en Bitcoin. A este se le sumo Marathon Patent Group, WeWork, AXA y Substack.
- Mastercard, Bank of New York Mellon, U.S. Bank, State Street, Northern Trust empezaron a ofrecer a sus clientes servicios relacionados con criptomonedas.

A raíz de esto el mismo procedimiento se hizo para detectar si esto se debe a puntos de ruptura en las series de tiempo. En este caso al 5% de significatividad por el test de Bai – Perron concluye que hay 3 puntos de ruptura en las series de tiempo, estos son:

1. 14 de enero del 2021 con retornos positivos de 14% y 8% para el spot y futuro respectivamente.
2. 29 de abril del 2021 con retornos negativos de -2% y -5% para el spot y futuro respectivamente
3. 28 de octubre del 2021 con retornos positivos del 4% para el spot y futuro.

5.5 Ecuaciones de cointegración

En la [Tabla 5.5.1](#) podemos distinguir las ecuaciones de cointegración (EC) en donde el conjunto hace la mejor combinación de las variables estacionaria. Podemos observar en [las figuras del 5.5.1 al 5.5.5](#) la representación de las ecuaciones de cointegración mencionadas anteriormente

Tabla 5.5.1

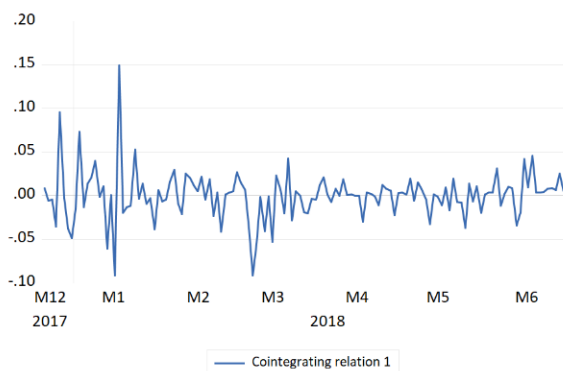
Ecuaciones de Cointegración

Futuros:	Ecuación de Cointegración (EC):
Junio 2018	Log Future - 1,03928 Log Spot + 3,84E-06 TREND + 0,350908 = Z
Diciembre 2018	Log Future - 1,018163 Log Spot + 8,73E-05 TREND + 0,158492 = Z
Junio 2019	Log Future - 0,967862 Log Spot - 0,000578 TREND - 0,234175 = Z
Diciembre 2019	-
Junio 2020	-
Diciembre 2020	Log Future - 1,037310 Log Spot + 0,000424 TREND + 0,247461= Z
Junio 2021	Log Future - 0,995289 Log Spot + 0,000699 TREND - 0,125031= Z
Diciembre 2021	-

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 5.5.1

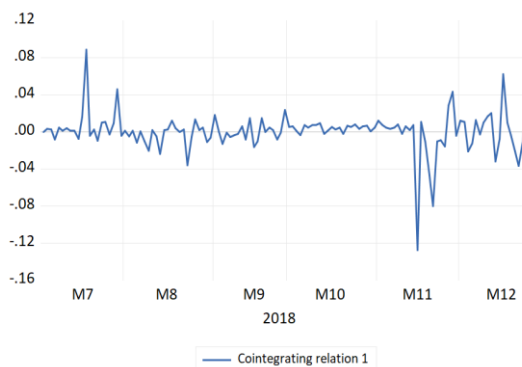
Ecuación de Cointegración - Junio 2018



Fuente: elaboración propia con Eviews usando datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 5.5.2

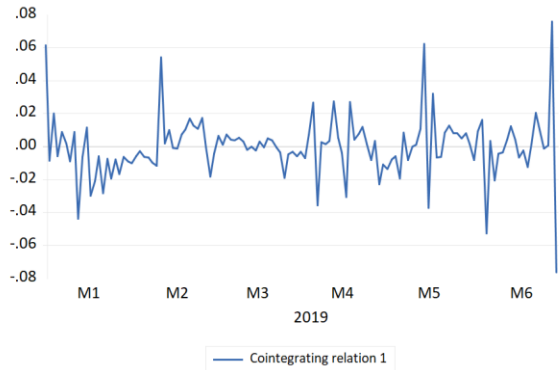
Ecuación de Cointegración - Diciembre 2018



Fuente: elaboración propia con Eviews usando datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 5.5.3

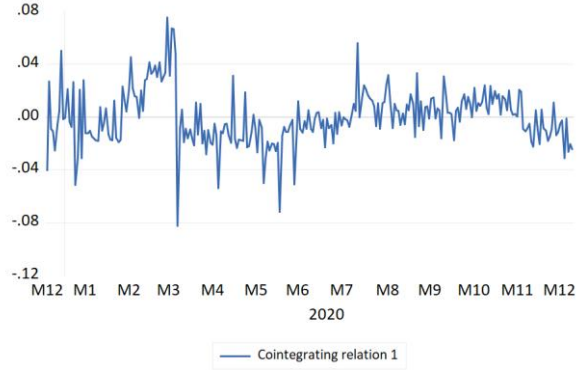
Ecuación de Cointegración - Junio 2019



Fuente: elaboración propia con Eviews usando datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 5.5.4

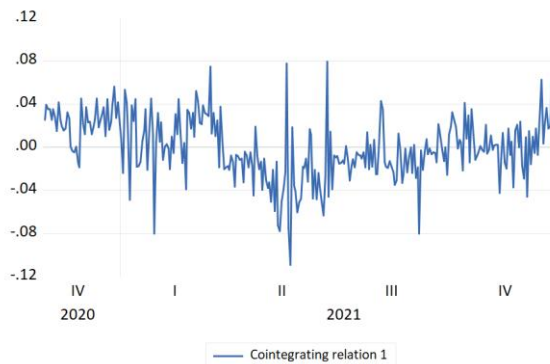
Ecuación de Cointegración - Diciembre 2020



Fuente: elaboración propia con Eviews usando datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Figura 5.5.5

Ecuación de Cointegración - Junio 2021



Fuente: elaboración propia con Eviews usando datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

5.6 Modelo de corrección de errores vectorial (VECM)

Dado que $Z = \Delta F - \alpha \Delta S$, siendo el estimador de los retornos log spot (α) negativo en todos los casos quiere decir que Z es positivo por ende el modelo tiene un mecanismo de corrección de errores pasara por $\gamma_1 < 0$ y $\gamma_2 > 0$ de tal manera que así se corregirán las desviaciones para que la tendencia continúe en el largo plazo. Hay que resaltar que por lo menos una de las gammas tiene que ser significativo. En la [Tabla 5.6.1](#) podemos ver los coeficientes y estadísticos t.

Tabla 5.6.1

Vector Error Correction Model

Error Correction Term			
Retornos:	Coefficientes:	Junio 2018	Diciembre 2018
ΔF	γ_1	0,272	0,092
	Estadístico t	[1,617]	[0,479]
ΔS	γ_2	1,355***	0,988***
	Estadístico t	[9,050]	[6,483]
Retornos:	Coefficientes:	Junio 2019	Diciembre 2019
ΔF	γ_1	-0,958***	-
	Estadístico t	[-4,186]	-
ΔS	γ_2	0,229	-
	Estadístico t	[1,248]	-
Retornos:	Coefficientes:	Junio 2020	Diciembre 2020
ΔF	γ_1	-	-0,415***
	Estadístico t	-	[-2,670]
ΔS	γ_2	-	-0,013
	Estadístico t	-	[-0,095]
Retornos:	Coefficientes:	Junio 2021	Diciembre 2021
ΔF	γ_1	0,258	-
	Estadístico t	[1,356]	-
ΔS	γ_2	1,281***	-
	Estadístico t	[6,708]	-

Nota: estadísticos de t en []. *** p<0,01; **p<0,05; *p<0,10.

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Los resultados para el 2018 nos da que el mecanismo de corrección de errores pasa por los retornos logarítmicos del spot siendo significativos al 1%. En 2019, para Junio el mecanismo pasa por los

retornos del futuro con un nivel de significancia del 1%. Diciembre 2020 el mecanismo de corrección de errores pasa por el futuro y finalmente en Junio 2021 pasa por los retornos logarítmicos del spot.

5.7 Causalidad en sentido de Granger

Tabla 5.7.1

Causalidad en Sentido de Granger

Hipótesis Nula	P - Value				
	Junio 2018	Diciembre 2018	Junio 2019	Diciembre 2020	Junio 2021
Log Spot no causan en sentido de Granger a Log Futuro	0,1061	0,4518	0,0037***	0,0130**	0,0117**
Log Futuro no causan en sentido de Granger a Log Spot	0,0000***	0,0000***	0,0471**	0,0000***	0,0000***

Nota: *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$.

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Tanto Junio como Diciembre 2018 la dinámica de precios pasa por el futuro, es decir que el futuro causa en sentido de Granger al spot por lo que hay carácter unidireccional. En Junio 2019 el spot causa al futuro y viceversa al 5% de significatividad teniendo carácter bidireccional. Finalmente, sucede de manera similar en Diciembre 2020 y Junio 2021 donde la causalidad en sentido de Granger es bidireccional.

6. Conclusiones

El presente trabajo investiga la cointegración y causalidad en sentido de Granger del precio spot y los contratos futuros de Bitcoin, tomando ocho contratos futuros ofrecidos por la CME desde el diciembre 2017 hasta diciembre 2021, con un total de 1325 observaciones.

Los resultados obtenidos indican que no siempre existe una relación de cointegración entre el precio spot y los contratos futuros de Bitcoin. En particular, se encontró que en diciembre de 2019, las series de precios spot y futuros de Bitcoin en niveles son $I(0)$ con una tendencia determinística en ambos casos, lo que sugiere que no existe una relación de largo plazo entre estas series. Además, se identificaron puntos de quiebre en junio de 2020 y diciembre de 2021, que hacen que no haya una relación de cointegración entre el precio spot y futuro de Bitcoin para ambos años.

El mecanismo de corrección de errores para el año 2018 pasa por los retornos logarítmicos del precio spot y la causalidad en sentido de Granger pasa por los futuros (los futuros causan en sentido de Granger al spot). Una potencial explicación de la dominancia de los contratos futuros sobre el mercado spot es que los inversores en estos años esperarían que la corrección esté dada por el mercado spot lo cual ante cualquier movimiento de este mismo que no sea esperado generaría una venta en masa o *sell-off* de los contratos futuros y este en consecuencia se movería más rápido que el mercado spot liderando la dinámica de precios como se muestra en la [Tabla 5.7.1](#).

En Junio 2019 y Diciembre 2020 el mecanismo de corrección de errores pasa por los retornos logarítmicos del futuro; en este caso la causalidad en sentido de Granger es bidireccional al 5%. El liderazgo de precios pasaría tanto por los contratos futuros como el spot. Por último, en Junio 2021 también hay bidireccionalidad y el mecanismo de corrección de errores pasa por los retornos logarítmicos del spot. Si bien la corrección está dada por el mercado spot, cualquier movimiento en cualquiera de los dos mercados generaría inmediatamente un *sell-off* en los mercados justificando la bidireccionalidad.

En conclusión, este trabajo muestra que no siempre existe una relación de cointegración entre el precio spot y los contratos futuros de Bitcoin, y que la causalidad en sentido de Granger puede variar a lo largo del tiempo y entre diferentes contratos. Además, se identificó que en algunos momentos, los contratos futuros lideran la dinámica de precios, mientras que en otros, el precio spot juega un papel más importante y por lo tanto hay evidencia mixta.

7. Referencias

Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis: Volume I Quantitive Methods in Finance*. West Sussex: John Willey & Sons Ltd.

Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis: Volume II Practical Financial Econometrics*. West Sussex: John Willey & Sons Ltd.

Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis: Volume III Pricing, Hedging and Trading Financial Instruments*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.

Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis: Volume IV Value-At-Risk Models*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.

Asche, F. (2002). *Lead Lag Relationships between Futures and Spot Prices*. Stavanger, Noruega: The Research Council of Norway.

Barchart. (s.f.). *Barchart*. Obtenido de <https://www.barchart.com/>

Baur, D. G., & Dimpfl, T. (2018). *Price Discovery in Bitcoin Spot or Futures?* Tübingen, Alemania: University of Tübingen.

Bergsli, L. Ø., Falk Lind, A., Molnár, P., & Polasik, M. (2021). *Forecasting volatility of Bitcoin*. Elsevier B.V.

CF Benchmarks. (s.f.). *CF Benchmarks*. Obtenido de <https://www.cfbenchmarks.com/data/indices/BRR>

Christoffersen, P. F., & Diebold, F. X. (1997). *Cointegration and Long-Horizon Forecasting*.

International Monetary Fund.

CME Group Inc. (s.f.). Obtenido de CME Group Inc:

<https://www.cmegroup.com/markets/cryptocurrencies/bitcoin/bitcoin.html>

CME Group Inc. (s.f.). Obtenido de CME Group Inc :

<https://www.cmegroup.com/education/courses/introduction-to-cryptocurrency-futures/bitcoin/introduction-to-bitcoin-reference-rate.html>

Corelli, A. (2018). Cryptocurrencies and Exchange Rates: A Relationship and Causality Analysis. *Risks*.

Dirican, C., & Canoz, I. (2017). THE COINTEGRATION RELATIONSHIP BETWEEN BITCOIN PRICES AND MAJOR WORLD STOCK INDICES: AN ANALYSIS WITH ARDL MODEL APPROACH. *Journal of Economics, Finance and Accounting*, 377-392.

Gonzalo, J., & Granger, C. (1995). Estimation of Common Long-Memory Components in Cointegrated Systems. *Journal of Business & Economic Statistics*, pp. 27-35 (9 pages).

Hasbrouck, J. (1995). One Security, Many Markets: Determining the Contributions to Price Discovery. *Journal of Finance*, 1175-99.

Hattori, T., & Ishida, R. (2020). *Did the introduction of Bitcoin futures crash Bitcoin market at the end of 2017?* The North American Journal of Economics And Finance.

Hu, Y., Hou, Y. G., & Oxley, L. (2020). What role do futures markets play in Bitcoin pricing? Causality, cointegration and price discovery from a time-varying perspective? *ELSEVIER*, 1-18.

Hull, J. C. (2014). *Options, Futures and Other Derivatives*. Nueva Jersey: Prentice Hall.

Investing.com. (s.f.). Obtenido de <https://es.investing.com/crypto/bitcoin/historical-data>

- JAGATI, S. (2 de Enero de 2022). *COINTELEGRAPH*. Obtenido de <https://es.cointelegraph.com/news/the-year-for-bitcoin-a-2021-roundup-of-the-flagship-crypto>
- Jecmínek, J., Kukulová, G., & Moravec, L. (2020). Volatility Modelling and VaR: The Case of Bitcoin, Ether and Ripple. *Sciendo*, 253-269.
- Kapar, B., & Olmo, J. (2019). *An analysis of price discovery between Bitcoin futures and spot markets*. Southampton: University of Southampton.
- Karkkainen, T. (2018). *Price Discovery in the Bitcoin Futures and Cash Markets*. Glasgow, Escocia: University of Glasgow.
- Mehrara, M., & Hamldar, M. (2014). *The relationship between spot and future prices in brent oil crude market*. . Switzerland: SciPress Ltd.
- Minimol, M. (2017). *Relationship between Spot and Future Prices of Crude Oil: A cointegration analysis*. Kochi, India: Scientific Research Publishing.
- Overland Bergsli, L., Falk Lind, A., Molnár, P., & Polasik, M. (2021). *Forecasting volatility of Bitcoin*. Trondheim, Noruega; Stavanger, Noruega; Torun, Polonia; Praga, Republica Checa: ELSEVIER.
- Solarin, S., Gil-Alana, L., & Madigu, G. (2019). Gold prices and the cryptocurrencies: Evidence of convergence and cointegration. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*.
- Wu, J., Zheng, X., & Xu, K. (2021). Fractional cointegration in bitcoin spot and futures markets. *Journal Of Future Marlets*.

8. Anexo

En este anexo se exponen los resultados del test de Bai-Perron ([Tabla 8.1.1](#)), en donde testeamos los puntos de ruptura en las diferentes series de tiempo.

Tabla 8.1.1

Multiple breakpoint Bai-Perron Test

Break Test	Junio 2020	Diciembre 2021	Valores críticos
	Estadístico F	Estadístico F	
0 vs 1	104,56***	829,57***	8,58
1 vs 2	8,87	11,18**	10,13
2 vs 3		11,47**	11,14
3 vs 4		1,69	11,83

Nota: *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$.

Fuente: elaboración propia con datos de Barchart.com y CME CF Benchmark.

Se identificaron puntos de ruptura en las series de tiempo del precio spot y los contratos futuros de Bitcoin para junio de 2020 y diciembre de 2021. Para junio de 2020, el día del punto de ruptura se estableció en el 12 de marzo de 2020 con un nivel de significación del 1%. Por otro lado, para diciembre de 2021, se encontraron puntos de ruptura en las series de tiempo en las fechas del 14 de enero de 2021, 29 de abril de 2021 y 28 de octubre de 2021, con un nivel de significancia del 5%. Estos puntos de ruptura indican una disrupción en la estructura de las series de tiempo, lo que implica que las relaciones entre el precio spot y los contratos futuros de Bitcoin pueden ser diferentes antes y después de estas fechas. Esta información es relevante para entender la dinámica de los precios de Bitcoin y para la toma de decisiones en el mercado.