



¿Es el efecto de las ventas en corto un factor determinante en la formación de precios? El caso del Bitcoin¹

**Leonardo García Sánchez
Guido Valderrama Herrera**

Agosto de 2019

Resumen:

Este trabajo analiza la relación que tienen las ventas en corto, [los sesgos de los agentes junto la interacción de](#) los fundamentales de oferta y demanda respecto la formación de precios en el mercado del Bitcoin. Dentro del análisis encontramos que las tendencias aportadas en la literatura se mantienen en cuanto a las ventas en corto y sus restricciones a pesar de no encontrar evidencia estadística.

Deleted: las restricciones a estas y

Palabras clave: Bitcoin, Cortos, fundamentales de oferta y demanda, ventas en corto, indicadores financieros

¹ Trabajo presentado para optar al título de Magister en Economía de la Pontificia Universidad Javeriana

Introducción

El Bitcoin es un activo digital que fue creado en 2009, es el primer exponente y el más reconocido de las llamadas Criptomonedas, no se negocia mediante el sistema financiero tradicional, sino que es tranzado mediante una red peer to peer (es una red en la que todos los ordenadores funcionan sin servidores fijos, son una serie de nodos que se comportan como iguales entre sí), la cual se sustenta en una tecnología de programación llamada "Blockchain", la cual ha tenido un creciente auge en el sistema financiero tradicional debido a su efectividad para procesar transacciones financieras a un bajo costo.

Ante la exorbitante capitalización bursátil que ha tenido el Bitcoin se han motivado varios estudios que argumentan que hay una burbuja especulativa en el precio de este activo, así como también sustentan que el precio fundamental del Bitcoin es cero. No obstante, una de las características de esta Criptomoneda es que al no ser emitida por ninguna entidad gubernamental y no ser parte del sistema financiero actual no cuenta con una tasa de interés que regule la oferta y la demanda de este activo.

Sin embargo, los agentes que tranzan esta moneda se encuentran dispuestos a pagar una tasa de interés por los excesos de liquidez en Bitcoins, esto con fines especulativos como las ventas en corto. Este mecanismo que permite que los agentes se beneficien de una diferencia de opinión en momentos de sobrevaloración, suelen tener un efecto sobre la estabilización de precios, pues permiten a los inversionistas tomar posiciones cortas sobre dichos activos sin tener un subyacente, e inclusive permiten tomar posiciones apalancadas en contra de la valorización del activo subyacente.

Por lo cual, en este artículo buscamos indagar si detrás de la reciente caída y estabilización en el precio del Bitcoin, las ventas en corto han tenido un

protagonismo o si se debe a otras condiciones de dicho mercado, como la falta de información por parte de los agentes.

Lo que resta de este artículo se organizará de la siguiente manera, en la **Sección 2** se discutirá acerca de los antecedentes en la literatura respecto al efecto de las ventas en corto y la literatura sobre sobrevaloración en el precio de las criptomonedas. La **Sección 3** introducirá un modelo econométrico de series de tiempo que buscará explicar el efecto de las ventas en corto, en la **Sección 4** se presentará toda la metodología econométrica empleada. En la **Sección 5** se discutirá toda la evidencia estadística relacionada con el modelo y por último en la **Sección 6** evidenciará la conclusión.

2. Antecedentes

El Bitcoin es un activo digital que fue creado en 2009, es el primer exponente de las llamadas Criptomonedas y hoy en día goza de una capitalización de billones de dólares, sustentado sobre una tecnología llamada Blockchain la cual brinda una infraestructura para tener un registro contable público para procesar transacciones sin que medie alguna autoridad gubernamental, a diferencia de las monedas tradicionales las cuales dependen de los Bancos Centrales, las Criptomonedas se sustentan en una red descentralizada de computadores para validar las transacciones y hacer crecer la oferta monetaria.

Inicialmente el Bitcoin tenía la finalidad de ser una forma alternativa de dinero basada en la confianza y eliminando la necesidad de un tercero para realizar las transacciones, usando una red que mediante pruebas criptográficas las cuales consisten en una cadena de firmas digitales que se transfieren de dueño a dueño, sin que medie un intermediario o haya un registro independiente, disminuyen los costos de transacción.

Al no ser intermediados por ningún agente son activos descentralizados que tienen un valor gracias a su oferta y demanda, una oferta limitada que no varía a través del tiempo, que es determinada por la capacidad potencial que tenga la red, que en el caso del Bitcoin son 21'000.000 de monedas (este número fue designado por los creadores sin razón alguna). En el 2009 el precio de este activo era en promedio de 0,01 dólar por Bitcoin y hoy en día cada uno se cotiza en promedio a 8000 dólares. (Coinmarketcap.com.(2019)).

En 2012 el Banco Central Europeo realizó un estudio acerca de las monedas digitales, motivados por el gran incremento de transacciones en este tipo de monedas. Concluyendo, que las Criptomonedas no representan un riesgo para la estabilidad de precios ni financiera, pues, aunque es un activo inherentemente inestable no es capaz de afectar la economía real, porque la oferta monetaria es muy poca, el volumen tranzado de este activo es muy pequeño y aún no hay una amplia aceptación por parte del público, así esto solo representa un riesgo para los usuarios de estos sistemas transaccionales alternativos.

Sin embargo, reconocen que es un reto para autoridades públicas pues al no poder ser monitoreadas las transacciones se prestan para cualquier tipo de actividades ilícitas, lo cual eventualmente podría afectar la reputación de los bancos centrales y dadas las características que comparte este activo con los medios de pago tradicionales, cualquier incidente respecto a este puede ser tomado como responsabilidad de las autoridades monetarias. Además, esperan que su uso siga incrementando por sus bajos costos, el anonimato de las transacciones, la penetración del internet y crecimiento del comercio digital. (European Central Bank, 2012).

2.1 Efecto de las ventas en corto en momentos de sobrevaloración

Diether, Lee & Werner (2009) encuentran que los vendedores en corto suelen ser más activos luego que las acciones han sufrido presiones alcistas por flujos de compra y frente altos niveles de información asimétrica, siendo estos consistentes con determinadas estrategias de inversión. Además, que los vendedores en corto son participantes activos del NYSE y el Nasdaq, sus trades corresponden al 31% y al 24% del volumen de negociación del Nasdaq y NYSE, respectivamente.

También *Harubiy & Noussair (2006)* realizan un modelo de economía experimental en donde generan series de datos que siguen una distribución de burbuja y crash, encontrando que las ventas en corto en lugar de introducir expectativas racionales al mercado, distorsionan únicamente la oferta y la demanda de un activo mostrando que dichas desviaciones reducen los precios de mercado de los activos. Así, en los mercados que tienen pocas restricciones a las ventas en corto los precios suelen desviarse de su valor fundamental ocasionalmente en breves intervalos y relativamente en pequeñas magnitudes.

Por otro lado, *Bai, Chang y Wang (2006)* muestran que las restricciones a las ventas en corto pueden llevar a los mercados financieros a momentos de sobrevaloración que eventualmente se conviertan en “crashes”. Pues los inversionistas mejor informados saldrían del mercado incrementando el volumen de transacciones, los precios dejarían de ser informativos y el riesgo medido como una mayor cantidad de inversionistas menos informados haría que eventualmente los precios disminuyeran sin haber nuevas noticias, provocando incertidumbre y mayor volatilidad.

2.2 [Sesgos de los agentes por restricciones a las ventas en corto](#)

Aunque varios autores han demostrado el efecto que tienen las ventas en corto, estas dependen de las restricciones que haya en los mercados para efectuarlas, *Miller (1970)* argumenta que las restricciones a las ventas en corto mantienen a los inversionistas pesimistas fuera del mercado, provocando que los precios [tengan sesgos](#) al alza pues solo reflejan el valor de mercado de los inversionistas más optimistas del mercado.

Asquith, Pathak y Ritter (2005) sostienen que las acciones que tienen restricciones a las ventas en corto, definidas como aquellas que tienen altas tasas de interés para realizar la venta en corto y una baja tenencia por parte de institucionales, es decir, no están concentradas en pocas manos, tienen menores retornos anormales, es decir tuvieron retornos más bajos respecto aquellas acciones que no se encuentran restringidas. También encuentran que las tasas de interés para acortarse caen luego de periodos de altos retornos de mercado.

Saffi & Sigurdsson (2008) usan dos medidas para cuantificar las restricciones a las ventas en corto, que es la oferta de acciones para ser prestadas y la tasa de interés a las que estarían dispuestos los agentes a prestar estas acciones en un análisis que abarca datos para 26 países, en donde encuentran que las restricciones a las ventas en corto están asociados con menos eficiencia de mercado [además](#) que las acciones con una oferta limitada y altas tasas de interés para ser prestadas tienen mayores rezagos a la hora de reaccionar a choques sistémicos en el mercado, así como que pocas restricciones a las ventas en corto incrementan la velocidad a la cual la información es incorporada a los precios [eliminando sesgos en la formación de precios](#).

Chen, Hong & Stein (2002), desarrollan un modelo basado en las diferencias de opinión y el efecto de las restricciones a las ventas en corto. Concluyendo, en primer lugar, que las restricciones a las ventas en corto importan en los precios

de equilibrio de las acciones y sus retornos esperados, así las acciones que han experimentado una reducción en su número de propietarios, es decir, aquellas que se han visto restringidas para hacer ventas en corto suelen tener retornos más bajos en contraste con aquellas en las que este número ha aumentado.

En segundo lugar, concluyen que de las variables conocidas para pronosticar los retornos de una acción tales como book-to-market, earnings-to-price, y momentum (medido como los retornos de una acción sobre el año anterior), es el más relacionado con la aparición de restricciones a las ventas en corto por los inversionistas pues estos tienen expectativas de mayores valorizaciones por lo tanto no están dispuestos a prestar o vender estos activos sino a un alto costo.

2.3 Formación de precios en el mercado de Bitcoin

Aunque los artículos relacionados con el mercado de Bitcoin son limitados *Ciaian, Rajcaniova and Kancs (2014)*, encuentran que la formación de precios del Bitcoin encaja dentro de los modelos tradicionales de divisas, pues oferta y demanda tienen un impacto significativo en la formación de precios y su estabilidad. Teniendo mayor significancia los fundamentales del lado de la demanda como el tamaño del mercado de Bitcoin y la velocidad de circulación del mismo, a pesar de estos hallazgos los autores no pueden rechazar la hipótesis que el precio del Bitcoin se ha visto inflado por el comportamiento de agentes especuladores.

2.4 Formación de burbujas especulativas y momentos de sobrevaloración en el mercado de Bitcoin

Cheah, E. T., & Fry, J. (2015), buscan probar la existencia de burbujas especulativas en el precio del Bitcoin pues ante su exorbitada valorización en los últimos años no se sabe si hay un componente especulativo o si es un tema de valor real, empleando un modelo de Asset Pricing basado en cálculo estocástico

de saltos y cambios estructurales, que se sustenta empíricamente mediante modelos econométricos, mostrando que el Bitcoin es propenso a generar burbujas especulativas y que el valor fundamental es cero.

Otro antecedente importante es el realizado por *Cheung, A., Roca, E., & Su, J. J. (2015)*, donde incentivados por la gran evolución del precio y grandes oscilaciones en su volatilidad argumentan que el Bitcoin se ha caracterizado por burbujas que pueden explotar en cualquier momento.

En este caso, se realizó un análisis econométrico basado en una técnica desarrollada recientemente denominada prueba de Phillips, Shi y Yu. Encontrando una serie de burbujas especulativas en los diferentes periodos de análisis (como la de mayor duración de 66 a 106 días que conllevó a la desaparición de la plataforma de Mt Gox).

3. Marco Teórico

Para abordar esta temática hay que identificar la naturaleza de las criptomonedas y que enfoque se podría adoptar para acercarse al análisis, lo primero es entender que si bien el uso transaccional de este instrumento ha incrementado, no es claro si el Bitcoin es una moneda, un activo o un commodity, pues para ser una moneda debería cumplir con las tres funciones del dinero que son medio de pago, medio de cambio y depósito de valor y unidad de cuenta o de cambio.

Desde esta perspectiva las criptomonedas podrían ser vistas como monedas pues su capacidad y la finalidad con la que fueron creadas están en línea con estas funciones, no obstante ante su exorbitante volatilidad impide que cumplan con estas, por esto *Baur, Hong y Lee (2015)* concluyen que el propósito es ser un medio de cambio pero también puede ser usado como un activo con fines de

inversión pues no se ha masificado su uso transaccional aunque también tiene características diferentes a los activos tradicionales.

En contraste, para algunos reguladores como es el caso de los entes gubernamentales en Estados Unidos este es considerado como un commodity en la medida que este puede asemejarse mucho al oro o la plata en la medida que estos cumplen con las tres funciones del dinero aunque su uso como medio de cambio no es masivo y en momentos de riesgo sistémico su precio tiene una alta volatilidad. Así adoptamos una metodología que se acerca a la de los commodities, puntualmente al oro pues es lo que más se aproxima por sus características.

3.1 Interacciones entre oferta y demanda

Según *Kristoufek (2013)*, la formación de precios del Bitcoin no puede ser explicada por teorías económicas estándar, porque los fundamentales de oferta y demanda que usualmente son la base para la formación de precios no existen de la manera como los conocemos en el mercado de Bitcoin, porque este no es emitido por un banco central o gobierno y esta desvinculado de la economía real al ser digital, por otra parte, la oferta y la demanda está orientada por el comportamiento especulativo de los inversionistas, porque no hay una tasa de interés que regule las monedas digitales y por lo tanto los beneficios solo se darán por cambios en el precio de la moneda digital.

En el modelo de *Ciaian, Rajcaniova & Kancs (2014)* donde proponen una versión alternativa para el modelo de *Barro (1979)* del oro estándar, se propone un modelo alternativo que incorpore el efecto especulativo sobre los precios que pueden tener las ventas en corto y sus restricciones.

Dentro de nuestro modelo denominamos la base monetaria como la cantidad total de Bitcoins en circulación, como en el modelo de *Barro (1979)* asumimos

que los inversionistas necesitan convertir sus Bitcoins a dólares o a otras monedas, dado que estos agentes necesitan el dinero para comprar bienes y servicios en la economía.

Suponga que B representa el total de Bitcoins en circulación y que P^B denota la tasa de cambio del Bitcoin en dólares, así toda la oferta monetaria de Bitcoins M^S es dada por:

$$M^S = P^B B \quad (1)$$

La demanda por los Bitcoins circulantes en dólar M^d depende del precio general de los bienes y servicios P , el tamaño del mercado del Bitcoin Y , y la velocidad de circulación del Bitcoin, V . En este caso, la velocidad de circulación mide la frecuencia a la cual una unidad de Bitcoins es usada para comprar bienes o servicios y esta depende del costo de oportunidad de mantener los Bitcoins en el portafolio (inflación y la tasa de interés de oportunidad).

$$M^D = \frac{PY}{V} \quad (2)$$

El equilibrio entre la oferta de Bitcoin (1) y su demanda (2) implica que la siguiente relación de equilibrio:

$$P^B = \frac{PY}{VB} \quad (3)$$

Bajo la hipótesis de mercados eficientes dada la ecuación (3) implica que el precio del BitCoin decrece con la velocidad y la cantidad de Bitcoins disponibles, pero aumenta con el tamaño del mercado de Bitcoin y el nivel de precios. Aplicando una transformación logarítmica a la ecuación (3) y colocando las variables en letra minúscula, podemos reformular la ecuación (3) dentro de un modelo econométrico que pueda estimar el precio del Bitcoin de la siguiente manera:

$$p_t^B = \beta_0 + \beta_1 p_t + \beta_2 y_t + \beta_3 v_t + \beta_4 b_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

Donde ε_t es el término de error. De acuerdo con el marco teórico de *Barro (1979)* se espera que β_1 y β_2 sean positivos, donde β_3 y β_4 pueden ser negativos.

3.2 Efecto de las Ventas en Corto en la formación de precios

Son varios los autores que sostienen que las ventas en corto brindan eficiencia a los mercados financieros, y que son claves dentro del proceso de descubrimiento de precios, como *Boehmer y Wu (2013)* encuentran que los vendedores en corto ayudan a que los precios se mantengan en línea con sus fundamentales, es decir, con más ventas en corto los precios de transacción siguen una distribución más cercana a la caminata aleatoria.

También *Bai, Chang y Wang (2006)* sostienen que en la ausencia de ventas en corto los inversionistas mejor informados saldrían del mercado pues no pueden obtener beneficios de noticias negativas acerca del mercado, provocando que los precios dejen de ser informativos provocando incertidumbre y mayor volatilidad.

Diether, Lee & Werner (2009) demuestran que cuando los vendedores en corto son más activos las acciones suelen tener menores retornos anormales, es decir, sufren fluctuaciones de precio abruptas al alza o la baja generando volatilidad en los mercados.

Es por esto que para ver el efecto que tienen las ventas en corto dentro de la formación de precios del Bitcoin, dentro del modelo convirtiendo la ecuación (4) de la siguiente forma:

$$p_t^B = \beta_0 + \beta_1 p_t + \beta_2 y_t + \beta_3 v_t + \beta_4 b_t + \beta_5 a_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

Donde a_t captura el monto en dólares de los cortos hechos por el mercado al día de negociación.

Esa variable corresponde al monto total en dólares de los cortos hechos durante el día (24hrs) a través de cuentas de margen dentro de la plataforma www.bitfinex.com, la cual provee un sistema de fondeo o préstamo, en donde los agentes pueden pedir prestados dólares o Bitcoins con el fin de ser usados mediante un sistema de cuentas de margen siendo la plataforma encargada de la custodia, compensación y el cumplimiento de las operaciones.

Es así como esta variable mide las condiciones de liquidez del mercado de préstamo, pues las ventas en corto realizadas a través de esta plataforma son hechas necesitando de la criptomoneda para enajenarla en el mercado y no se usan instrumentos como los futuros, en donde no se requiere del subyacente, sino que solo se da la liquidación financiera. Por esta razón, dicha variable demuestra el apetito de los agentes en realizar ventas en corto, e implícitamente incorpora las condiciones de liquidez de este mercado de préstamos afectando directamente la oferta y la demanda de este activo.

El mercado en mención funciona gracias a que los diferentes agentes que intervienen en esta plataforma, la cual en su mayoría son personas naturales que tienen conocimientos en finanzas y en el mercado del Bitcoin, colocan sus intenciones ya sea de prestar o de tomar prestados dólares o Bitcoins a determinada tasa de interés. Esta tasa se forma gracias a que los oferentes y demandantes colocan la tasa de interés a la que estarían dispuestos a tomar o prestar las posiciones y al plazo al que estarían dispuestos a tomar o dar el préstamo, siendo esta tasa formada libremente por el mercado para cada plazo.

No obstante, estas operaciones son negociadas también a lo que se denomina *Flash Return Rate*, la cual corresponde al promedio de todas las tasas de interés para todos los plazos ponderadas por la cantidad ofrecida. Esta tasa es

actualizada una vez por hora. Siendo también la tasa a la cual los inversionistas que no pasan por el mercado de fondeo, sino que hacen la operación directamente en la cuenta de margen, terminan siendo fondeados por la plataforma automáticamente.

Respecto la compensación y cumplimiento de las operaciones, el sistema funciona de una manera muy simple, pues los inversionistas al pedir prestado los dólares dejan en garantía los Bitcoins que tienen en la cuenta, o si necesitan Bitcoins ponen los dólares como prenda de la operación, y luego la plataforma compensa y liquida las operaciones en virtud de la garantía que poseen de acuerdo a las fluctuaciones del mercado.

Este mecanismo de mercado es relativamente líquido, pero con poca profundidad, es decir, siempre hay intenciones de compra y venta, aunque no hay mucha profundidad es decir no es un mercado que aglutine un gran volumen de Bitcoins. Para dar un soporte sobre la liquidez lo fundamentamos en el hecho que los préstamos se pueden hacer o deshacer inmediatamente, pues medidas de liquidez como el bid/ask spread son difíciles de cuantificar y analizar dado que no contamos con la disponibilidad de los datos, pues la plataforma solo permite descargar las operaciones realizadas en el último mes, por lo tanto, es difícil aseverar dichas condiciones sobre este mercado más allá de nuestra percepción.

3.3 [Sesgos por restricciones a las ventas en Corto en el mercado de Bitcoin](#)

Es claro que los mercados financieros tienen muchas restricciones para hacer ventas en corto que dependen muchas veces de las condiciones del mercado como el momentum, la amplitud de la propiedad de dichos activos o de la tasa de interés a la cual dichos activos puedan ser prestados. Estas restricciones generalmente ocasionan que los precios de los activos [se vean afectados por los sesgos de los agentes ocasionando](#) momentos de sobrevaloración pues los

agentes no tienen la manera de beneficiarse de una opinión contraria. [e.g. *Asquith, Pathak y Ritter (2005), Chen, Hong & Stein (2002)*].

Muchas de estas restricciones [sesgan](#) la formación de precios en mercados financieros desarrollados porque se tranzan entre grandes jugadores del mercado como lo son los inversionistas institucionales, que son inversionistas que conocen las implicaciones de hacer una venta en corto, se mueven en un mercado en donde los volúmenes negociados son altos y hay una suficiente profundidad de mercado.

En contraste, el mercado de Bitcoin está menos desarrollado, los inversionistas que se mueven en este mercado no son inversionistas institucionales debido a que es un mercado relativamente nuevo y tiene muchas restricciones de entrada como falta de regulación, el movimiento de capitales de origen ilícito, la incertidumbre a futuro acerca del activo, entre otros.

Ante estas restricciones son personas las que operan en este mercado, muchas de ellas no entienden las implicaciones que tienen las ventas en corto, dadas las complejidades que explicamos en la sección anterior, por lo cual el mercado de Bitcoins en préstamo es sumamente ilíquido en comparación con las cantidades tranzadas en el mercado spot. Es por esto que tenemos la hipótesis que la falta de información respecto este tipo de operaciones es una restricción más significativa que las tasas de interés a las que prestan Bitcoins en el mercado o la oferta de este [porque generan sesgos al alza en la cotización de estos activos](#).

Para efectos de este artículo se construirá un índice de información acerca de las ventas en corto en el mercado de Bitcoin, el cual se va a construir como la razón entre el número de búsquedas en google vinculadas a tranzar Bitcoins en el mercado sobre el número de búsquedas relacionadas con ventas en corto. Esta relación de información al incrementar muestra que tan restringidas están las ventas en corto por falta de información de los agentes del mercado.

En este orden de ideas para incluir dentro del modelo estas restricciones de información convertimos la ecuación (5) de la siguiente forma:

$$p_t^B = \beta_0 + \beta_1 p_t + \beta_2 y_t + \beta_3 v_t + \beta_4 b_t + \beta_5 a_t + \beta_6 m_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

Donde m_t captura el efecto que tienen las restricciones de información sobre las ventas en corto sobre los precios mediante un índice de información construido por nosotros.

Aunque hay varios estudios que formalizan la incorporación de nueva información sobre el nivel de precios y hacen distinciones sobre información pública y privada. Manejando diferentes supuestos sobre como los agentes perciben los acontecimientos y la incidencia que esta tiene sobre el nivel de precios. La mayoría de estos estudios han demostrado que los agentes si son sensibles a la información que tienen y la formación de precios reacciona a estos cambios e.g. [*Cheng, Jiang (2005)*, *Vega (2006)* y *Fleming, Remolona (2002)*]

No obstante, los estudios que hemos visto en cuanto a información no han tratado las restricciones de conocimiento que tienen los agentes si no como los precios reaccionan a la nueva información y las restricciones que modelos como el de *Cheng, Hong & Stein (2002)* tratan, son aquellas inherentes a condiciones de mercado como la liquidez del activo, la profundidad e inclusive la amplitud de la propiedad dentro de activo. De la misma manera hay muchos estudios que en materia financiera buscan incorporar el interés de los agentes a través de búsquedas en motores como [Google](#) y Wikipedia a los niveles de precio.

Puntualmente hablando del Bitcoin los estudios que esbozan el comportamiento que tiene la incorporación de tendencias de búsqueda, prueban que el interés de los inversionistas medido como la variación en la tendencia de búsquedas si tiene incidencias sobre el precio de dicha criptomoneda. *Cheah y Fry (2015)* demuestran que las búsquedas en google tienen una incidencia en la formación

de precios y que estos cuando llegan a valores extremos parecen estar relacionados con la formación de burbujas en este activo.

También *Kristoufek (2013)* usa dentro de su análisis las búsquedas de google trends y Wikipedia, encontrando que existe una correlación significativa entre las búsquedas y los precios, mostrando una asimetría entre el efecto del incremento del interés en la criptomoneda cuando esta se encuentra por encima o por debajo de su línea de tendencia. Quizás el análisis más parecido al nuestro es el de *Yelowitz and Wilson (2015)*, que intenta encontrar las características de los usuarios de Bitcoin a través de las búsquedas de google trends aunque este no explora a fondo las características de estos agentes, ni que tan bien informados están [los mismos](#). Como mencionamos anteriormente si comparamos el número de posiciones que toman los [agentes](#) de mercado mediante cuentas de margen y el mercado el spot la diferencia es abismal, esto lleva a pensar que los agentes no tienen la información suficiente [por lo que están sesgados a no](#) realizar este tipo de operaciones. Ante esta situación nuestro índice de información es una variable que busca cuantificar que tan informados están los agentes respecto las ventas en corto pues esta falta de información se convierte en [un sesgo](#) para los agentes pesimistas pues no saben cómo materializar su opinión a través del mercado.

Saber que tan informados están los agentes respecto determinado tema es muy complicado a no ser que se pudieran encuestar a estos agentes, no obstante, si podemos tener datos respecto el comportamiento de los agentes en la web lo cual nos permite intentar cuantificar que tanta información tienen los agentes. Es así que para la construcción nuestro índice utilizamos las búsquedas de google trends la cual es una variable que mide el comportamiento de los agentes en este motor de búsqueda de información.

Para poder incorporar estos datos en nuestro análisis nos basamos en que al ser el Bitcoin un activo digital que nació en los últimos años la mejor manera que tienen los agentes de mercado para buscar información sobre este activo es buscando en internet dado que no hay mucha literatura ni libros acerca de este tema. Adicionalmente, soportándonos en el estudio de *Kristoufek (2013) el cual* demuestra que las búsquedas en estos motores tienen un efecto sobre el nivel de precios por el interés que tengan los agentes respecto del activo, nos parece que el interés que tienen los agentes en hacer ventas en corto es análogo a la falta de información.

De esta manera, construir un índice que nos permita saber que tanta es la proporción de agentes que buscan información sobre ventas en corto en comparación con comprar o vender Bitcoins, nos muestra como hay una diferencia de información, porque partiendo de un marco de información simétrica los agentes deberían tener el mismo interés cuantificado por el número de búsquedas en ambos lados de la posición, y en este caso donde la diferencia es significativa, pero que fluctúa con el transcurso del tiempo, [como este sesgo](#) de información [afecta](#) el nivel de precios del Bitcoin.

Es por esto que nos vimos motivados a tratar de incorporar estos datos de google para intentar aproximarnos a las restricciones de información respecto a realizar ventas en corto.

4. Selección de datos y metodología

4.1 Datos

Los datos usados son el precio del Bitcoin, denominado en dólares y usando la data histórica del número total de Bitcoins la cual ha sido minada el total de Stock de Bitcoins en circulación. Todos los datos son extraídos de <https://www.bitfinex.com/stats>, <https://www.quandl.com> y

<https://www.bitmex.com/> cubriendo un periodo de un año de septiembre 2017 a septiembre de 2018. El mayor limitante para tener en los datos son las posiciones cortas en el mercado ya que las cuentas de margen son un mecanismo más reciente y se cuenta con menos información.

Las variables asociadas son la oferta, el número de transacciones, el valor de transacción total, el precio estimado y la tasa de interés de los cortos. Estas variables hacen parte del stock total de Bitcoins pues son las que directamente podemos observar con información fiable, pues en el caso de la oferta, aunque se cree que muchos Bitcoins se han perdido esto también ocurre con el dinero que actualmente usamos, pues también se puede extraviar y saber exactamente cuánto hay en circulación es complicado, teniendo en cuenta que la información sobre el Bitcoin es menos confiable y existe mucha especulación al respecto.

De este modo estas son las variables que están en nuestro modelo explicadas de la siguiente manera:

t_{btc}: Oferta existente de Bitcoins, son los Bitcoins minados en ese momento (variable exógena), el comportamiento de esta variable es creciente dado que a medida que el tiempo aumenta la oferta va creciendo (como se muestra en el gráfico 1). Si bien hay una discusión en cuanto al tiempo de minado también es cierto que cada día se usan computadores más potentes para resolver los criptogramas, lo cual no impacta la oferta el comportamiento creciente de la oferta, pero si impacta los costos de minar un Bitcoin.

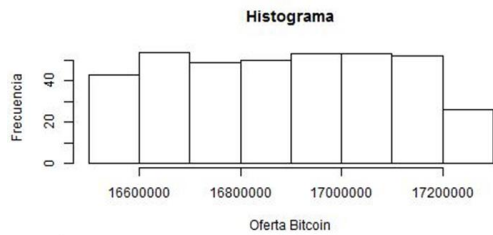
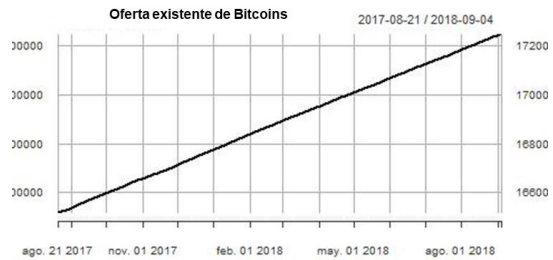


Gráfico 1:

- La gráfica representa los Bitcoins minados durante el periodo de tiempo estudiado (agosto 2017 – agosto 2018)
- El Histograma representa la frecuencia en la que los Bitcoins son minados

Tabla 1 – Oferta Bitcoins

| t_btc | |
|--------------|-------------|
| Min. : | 16518125 |
| 1st Qu.: | 16697019 |
| Median : | 16887481 |
| Mean: | 16884183 |
| 3rd Qu.: | 17067594 |
| Max.: | 17248188 |
| Var: | 45106146168 |

Min: valor mínimo, 1st Qu: primer cuartil, Median: mediana, Mean: promedio, 3rd Qu: tercer cuartil, Max: valor máximo, Var: Varianza

Esta variable revela un comportamiento creciente y constante en el periodo de tiempo estudiado. Desde el inicio del periodo estudiado (agosto de 2017) existía una oferta de 16,518,125 de Bitcoins y al final del periodo estudiado (septiembre de 2018) la oferta de Bitcoins fue de 17,248,188, esto quiere decir que para el periodo estudiado se minaron 730,063.

n_transunq: El número total de transacciones de Bitcoins por día. Durante el periodo estudiado se observa que a principios de 2018 las transacciones diarias de Bitcoins disminuyeron significativamente, aunque después este número volvió a incrementarse en mayor proporción (puede existir un cambio estructural), respecto el inicio del periodo estudiado.

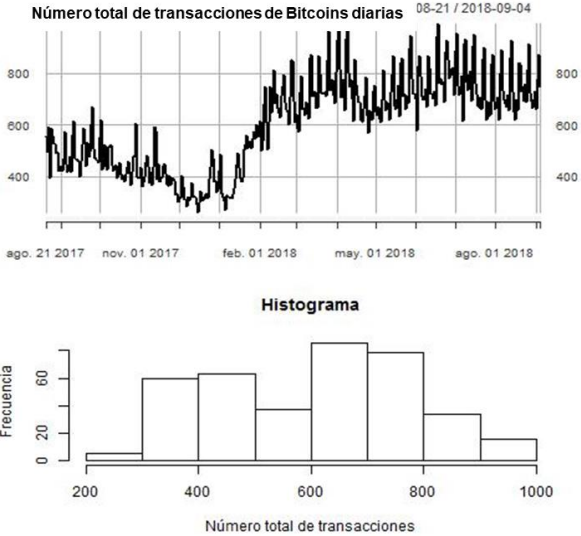


Gráfico 2:

- La gráfica representa el número total de transacciones de Bitcoins realizadas diariamente
- El histograma representa la frecuencia de transacciones realizadas diariamente

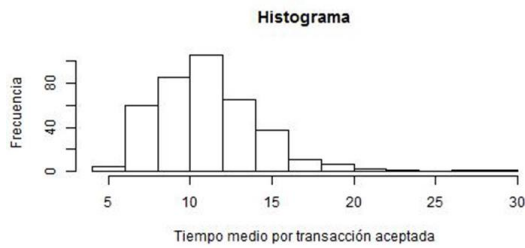
Tabla 2 – Número de transacciones realizadas diariamente

| n_transunq |
|-------------------|
| Min. :263.0 |
| 1st Qu.:443.1 |
| Median :636.8 |
| Mean :605.0 |
| 3rd Qu.:726.7 |
| Max. :992.9 |
| Var: 31046.1 |

Min: valor mínimo, 1st Qu: primer cuartil, Median: mediana, Mean: promedio, 3rd Qu: tercer cuartil, Max: valor máximo, Var: Varianza

Durante el periodo estudiado el número de transacciones diarias varió mucho ya que se el día en el que hubo menos transacciones diarias fue de 263, mientras que el mayor fue de 993 aproximadamente, el aumento significativo de las transacciones diarias puede ser explicado a la popularidad que ha venido ganando el Bitcoin día tras día, dado que a mayor tiempo más número de transacciones en promedio.

tm_trans: Es el tiempo medio que toma cada transacción para ser aceptada en dentro del bloque y esta medida en minutos. En general el tiempo medio en el que las transacciones son aceptadas (10.8 minutos) no es muy cambiante, solo se observan unos "outliers" en el periodo de tiempo estudiado, es decir, el mayor tiempo que se tardó haciendo una transacción fue de 29 minutos aproximadamente.



- Gráfico 3:**
- El grafico representa el tiempo medio que toma cada transacción para ser aceptada en dentro del bloque, medida en minutos
 - El histograma representa la frecuencia media en la que una transacción es aceptada

Tabla 3 – Tiempo medio por transacción

| tm_trans |
|--|
| Min. : 5.700 |
| 1st Qu.: 8.629 |
| Median :10.883 |
| Mean :11.123 |
| 3rd Qu.:12.787 |
| Var: 10.41 |
| Min: valor mínimo, 1st Qu: primer cuartil, Median: mediana, Mean: promedio, 3rd Qu: tercer cuartil, Max: valor máximo, Var: Varianza |

p_btcbifit: El precio estimado de Bitcoins (\$) en dólares por día extraído de la plataforma Bitfinex. En el periodo de tiempo estudiado el precio del Bitcoin se incrementó hasta \$19,210 dólares a finales de 2017, pero a principios de 2018 este disminuyó significativamente y al día de hoy no ha superado su máximo histórico.

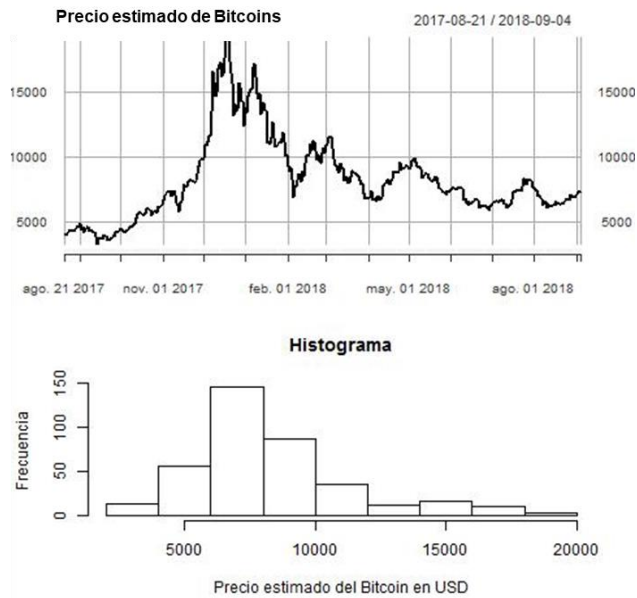


Gráfico 4:

- El gráfico representa el precio estimado de Bitcoins (\$) en dólares por día extraído de la plataforma Bitfinex.
- El histograma representa la frecuencia de precios estimados de Bitcoins

| p_btcbtffi |
|---------------|
| Min. : 3297 |
| 1st Qu.: 6368 |
| Median : 7568 |
| Mean : 8241 |
| 3rd Qu.: 9338 |
| Max. : 19210 |
| Var: 9919644 |

Min: valor mínimo, 1st Qu: primer cuartil, Median: mediana, Mean: promedio, 3rd Qu: tercer cuartil, Max: valor máximo, Var: Varianza

Como es bien conocido una de las características del Bitcoin desde que fue creado ha sido su volatilidad en el precio y como se puede observar en el gráfico. Durante el periodo en estudio el precio del Bitcoin empezó en \$ 3,297 USD hasta un valor de \$ 19, 210 en el periodo de un año, lo cual demuestra su gran variación en el precio.

btc_shortpositions: Esa variable corresponde al monto total en dólares de los cortos hechos durante el día (24hrs) a través de cuentas de margen dentro de la plataforma www.bitfinex.com. Este monto corresponde al valor de las posiciones cortas abiertas en el mercado de Bitcoin a través de cuentas de margen dentro de la plataforma mencionada.

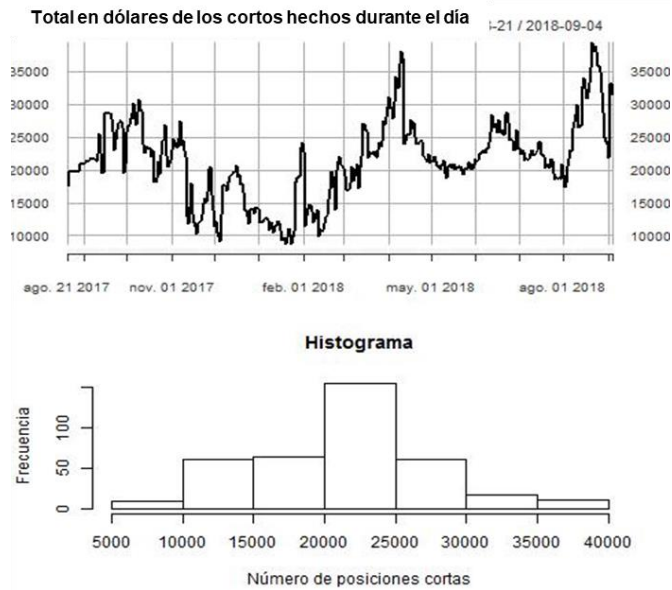


Gráfico 5:

- El gráfico representa el valor de las posiciones cortas abiertas en el mercado de Bitcoin a través de cuentas de margen
- El histograma representa la frecuencia de posiciones cortas diarias

Tabla 5 – Posiciones cortas en USD

| btc_shortpositions |
|---------------------------|
| Min. : 8685 |
| 1st Qu.: 18251 |
| Median : 21451 |
| Mean : 21392 |
| 3rd Qu.: 24615 |
| Max. : 39593 |
| Var: 37410648 |

Min: valor mínimo, 1st Qu: primer cuartil, Median: mediana, Mean: promedio, 3rd Qu: tercer cuartil, Max: valor máximo, Var: Varianza

Durante del periodo de estudio el monto total en dólares de los cortos hechos durante el día a través de cuentas de margen tuvo grandes variaciones de que en un día ya que en un día hubo posiciones cortas por \$ 8.685 USD (el día que menos posiciones cortas hubo), hasta \$ 39.593 USD (el día que mayores posiciones cortas hubo).

p_dxy: Este es el índice dxy el cual mide la fortaleza del dólar respecto una canasta de monedas de países desarrollados (euro, yen, libra esterlina, dólar canadiense, franco suizo y coronas suecas). En este caso nos permitiría determinar el nivel de precios respecto otras economías teniendo el dólar como referencia

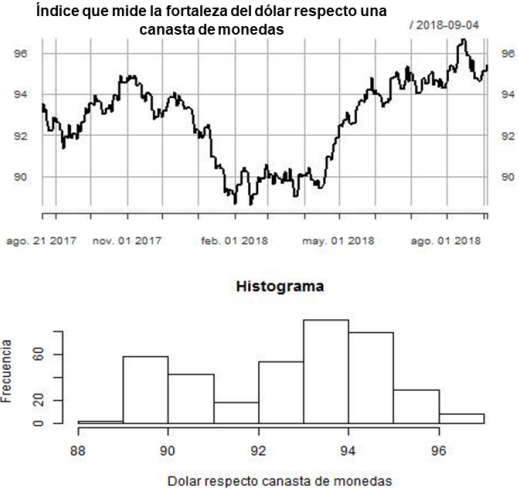


Gráfico 6:

- El gráfico representa el comportamiento del dólar respecto una canasta de monedas de países desarrollados
- El histograma representa la frecuencia del precio del dólar frente a otras economías

Tabla 6 – Índice DXY

| p_dxy |
|---------------|
| Min. :88.59 |
| 1st Qu.:90.73 |
| Median :93.20 |
| Mean :92.71 |
| 3rd Qu.:94.29 |
| Max. :96.73 |
| Var :3.98 |

Min: valor mínimo, 1st Qu: primer cuartil, Median: mediana, Mean: promedio,
3rd Qu: tercer cuartil, Max: valor máximo, Var: Varianza

La grafica representa el comportamiento del índice, esta muestra que durante el periodo estudiado el dólar se debilitó frente a las otras monedas alrededor de febrero a mayo de 2018, después de este periodo volvió a obtener fortaleza.

shtr_rstr: Es un índice construido a partir de la búsqueda de “short Bitcoin” y “buy sell bitcoin” en google trends, el índice se construye dividiendo el número de búsquedas que obtuvo “buy sell bitcoin” sobre las de “short bitcoin”, significando que entre menos búsquedas haya de “short bitcoin” las restricciones a las ventas en corto se hacen más fuertes [implicando un mayor sesgo por parte de los agentes.](#)

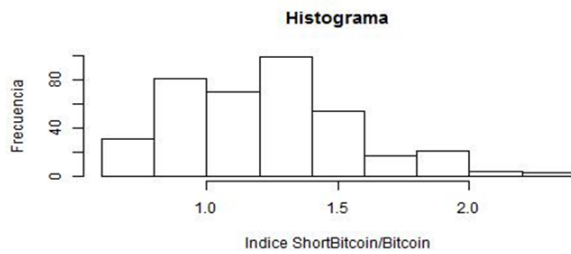
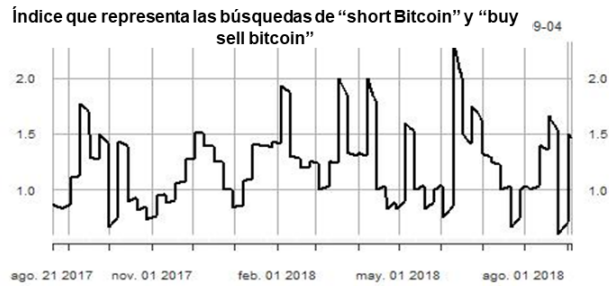


Gráfico 7:

- El gráfico representa la relación entre las búsquedas "buy sell bitcoin" sobre "short bitcoin"
- El histograma representa la frecuencia de la relación entre las búsquedas "buy sell bitcoin" sobre "short bitcoin"

Tabla 7 – Índice de información

| sht_rstr1 |
|----------------|
| Min. :0.6000 |
| 1st Qu.:0.9225 |
| Median :1.2289 |
| Mean :1.2077 |
| 3rd Qu.:1.4042 |
| Max. :2.3333 |
| Var: 0.1178 |

Min: valor mínimo, 1st Qu: primer cuartil, Median: mediana, Mean: promedio, 3rd Qu: tercer cuartil, Max: valor máximo, Var: Varianza

4.2. Metodología

Siguiendo el enfoque general de (*Lütkepohl, H., Krätzig, M., & Phillips, P. C. (Eds.). (2004).*) para analizar la posible causalidad entre series de tiempo endógenas y especificar un modelo de vectores autorregresivos (VAR) y evitar regresiones espurias demostraremos las propiedades de las series de tiempo involucradas. Así en el primer paso se prueba la estacionariedad de cada una de las variables y usamos pruebas de raíz unitaria: prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF) y la prueba de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin (KPSS).

Otro aspecto importante es determinar el número óptimo de rezagos, por lo cual se usa el criterio de información Akaike (AIC). Según *Engle y Granger 1987*, si dos series de tiempo no son estacionarias, la combinación de las mismas podría serlo. En el caso de que las series están cointegradas implica que existe una relación de largo plazo entre las variables.

Seguido lo anterior, se emplea el método de cointegración de Johansen para examinar si las variables están cointegradas y de ser así el número de relaciones de cointegración del modelo. Este hallazgo indicaría que, aunque las variables no sean estacionarias, estas tienen un equilibrio de largo plazo, o en otras palabras este grupo de variables no se desplazan o no correlacionadas en el largo plazo.

En el tercer paso se estima un modelo de corrección de error (VEC) para las series que se encuentren cointegradas.

4.2.1. Test de Dickey-Fuller Aumentado

Una serie estacionaria puede ser definida como una que tiene media constante, varianza constante y covarianza constante para cada rezago dado. Para detectar

este tipo de series se usa un test de raíz unitaria de Dickey and Fuller (1976, 1979), del cual existen tres versiones:

Test de raíz unitaria:

$$\Delta y_t = \varphi^* y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \varphi_i y_{t-i} + u_t$$

Test de raíz unitaria con constante:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \varphi^* y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \varphi_i y_{t-i} + u_t$$

Test de raíz unitaria con constante y tendencia determinística:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varphi^* y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \varphi_i y_{t-i} + u_t$$

Donde Y_t denota el valor de la variable en cierto momento del tiempo t ; $\Delta Y_t = y_t - y_{t-1}$; B_0 es una constante, t es una tendencia lineal de tiempo y U_t es el término de error. El objetivo básico de esta prueba es examinar la hipótesis nula y la alternativa en las ecuaciones anteriores.

$$H_0 : \varphi^* = 0 \quad \text{La serie contiene raíz unitaria.}$$

$$H_1 : \varphi^* < 0 \quad \text{La serie es estacionaria.}$$

Para probar la presencia de raíz unitaria, necesitamos calcular el estadístico T $\tau = \frac{\varphi^*}{\sqrt{\text{Var}(\varphi^*)}}$ luego compararlo con el valor crítico correspondiente a los diferentes niveles de significancia. Si la hipótesis nula es rechazada, se concluye que la serie y_t la cual incluye deriva, tendencia o ninguna contiene raíz unitaria.

Cuando se usa la prueba hay que decidir cuál de todos los test se va a aplicar, sin embargo, generalmente se usa la versión que incluye deriva y tendencia dado que las primeras versiones son casos especiales del último caso. Por otro lado, también se debe escoger el número de rezagos que se va a usar para la variable dependiente basados en los criterios de información como el de Akaike y el de Schwartz.

4.2.2. Test de estacionariedad – Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, and Shin (KPSS)

Este test nace como respuesta al problema que tiene la prueba de Dickey – Fuller dado que tiene poco poder, en donde estos autores proponen un test en contra de la hipótesis alternativa de raíz unitaria.

El test KPSS es un multiplicador de Lagrange y el estadístico de la prueba puede ser computado regresando la variable dependiente y_t sobre una constante o una constante y una tendencia temporal t . Luego, se guardan los residuos ε_t de la regresión por MCO y se hacen las sumas parciales para todos los t .

$$S_t = \sum_{s=1}^t \varepsilon_s$$

$$KPSS\ LM = \frac{\sum_{t=1}^T S_t^2}{\hat{\sigma}_\varepsilon^2}$$

Donde $S_t = \sum_{s=1}^t \varepsilon_s$ y $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ es el error estimado de la varianza de la siguiente regresión.

$$y_t = \alpha + \varepsilon_t \quad \text{O} \quad y_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t$$

4.2.3 El modelo de vector autorregresivo VAR

El modelo de vector autorregresivo es propuesto por Sims (1980) y es desarrollado como una extensión del modelo autorregresivo univariado. Sin

embargo, el VAR es frecuentemente usado para capturar los comportamientos dinámicos de la economía y las finanzas usando análisis de series de tiempo.

El caso más simple de representación del modelo VAR es el modelo que contiene dos variables $[y_{1t}, y_{2t}]$. Los valores actuales dependen de los valores anteriores de y_{1t} y y_{2t} y de los términos de error. Y puede ser escrito como:

$$\begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_{10} \\ \beta_{20} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_{11} & \alpha_{11} \\ \alpha_{21} & \beta_{21} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix}$$

Donde u_{1t} es un término de ruido de ruido blanco con $E(u_{1t}) = 0$ y $E(u_{1t}, u_{2t}) = 0$. El sistema arriba también puede ser extendido con g variables $y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{gt}$, y cada valor actual depende de combinaciones diferentes de valores previos de k de g y los términos de error.

Uno de los problemas del VAR es poder calcular los rezagos óptimos, generalmente las aproximaciones más usadas son el criterio de Akaike y el criterio de Schwarz's. El criterio seleccionado para este análisis es el criterio Schwarz's, la razón es que es un modelo con pocos rezagos, mientras que el criterio de Akaike en promedio escoge un modelo óptimo con muchos más rezagos.

4.2.4 Prueba de Cointegración

Si se corre una variable x no estacionaria sobre una variable y no estacionaria, puede surgir una regresión espúrea, lo cual arrojaría estimaciones incorrectas. Sin embargo, existe una excepción, una combinación de dos o más variables de series de tiempo no estacionarias pueden ser estacionarias, entonces las series estarán cointegradas. Cointegración en economía es una técnica econométrica que examina la correlación entre variables de series de no estacionarias.

En la práctica, muchas series económicas que contienen raíz unitaria y que se mueven juntas a través del tiempo, pueden llegar a tener un equilibrio de largo plazo. La prueba de cointegración puede demostrarlo basado en la prueba de los residuales en dos etapas de Engle y Granger y la aproximación de Johansen.

4.2.5. Metodología de Johansen Basada sobre un modelo VAR

El método de cointegración de Johansen y sus estimaciones se hacen restringiendo un modelo VAR. Suponiendo que teniendo n ($n \geq 2$) variables que son no estacionarias e integradas de orden 1 (1) y que están estrictamente cointegradas, podemos obtener un modelo VAR con K rezagos y puede ser dado por:

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_k Y_{t-k} + u_t$$

Donde Y_t es un vector de $N \times 1$ columnas de variables dependientes las cuales son cointegradas de orden uno. U_t denota un vector de innovaciones de $N \times 1$ columnas.

Para poder realizar un modelo VAR todas las variables incluidas en el sistema deben ser estacionarias. Así para poder usar el test de Johansen, el VAR debe ser transformado en un modelo de vector de corrección de error VECM porque este modelo ofrece el requerimiento de estacionariedad de los datos. El VECM contiene los términos en primera diferencia y las relaciones de cointegración pueden escribirse como:

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-k} + \Gamma_1 \Delta Y_{t-1} + \Gamma_2 \Delta Y_{t-2} + \dots + \Gamma_{k-1} \Delta Y_{t-k-1} + u_t$$

Donde: $\Pi = (\sum_{i=1}^k \beta_i) - I_n$ and $\Gamma_i = (\sum_{i=1}^j \beta_i) - I_n$

La matriz de cointegración de largo plazo Π determina el número de vectores de cointegración, r . Entonces, el test de Johansen se centra en la estimación del coeficiente de la matriz Π , definimos dos matrices α ($N \times R$) y β ($N \times R$) y el coeficiente Π es producto de α y β . Si existe una relación de equilibrio de largo plazo, todo los $\Delta Y_{t-i} = 0$, ajustando el termino de error U_t , a su valor esperado de 0 lo que llevaría a $\Pi Y_{t-k} = 0$. Así los vectores de cointegración entre las diferentes variables se da por el rango de Π mediante sus eigenvalores. El rango de la matriz es igual al número de los valores propios que son diferentes de cero. Los valores propios están denotados por λ_i . Si las variables no están cointegradas, el rango de Π no va a ser muy diferente de cero, $\lambda_i = 0$.

Johansen y Juselius (1990) sugieren la prueba de la traza y el máximo valores propios del estadístico t haciendo la inferencia del número de vectores de cointegración, los cuales están formulados como:

$$\lambda_{\text{trace}}(r) = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i) \quad \text{y} \quad \lambda_{\text{max}}(r, r+1) = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1}).$$

Donde r es el número de vectores de cointegración bajo la hipótesis nula T es el tamaño de la muestra y λ son los eigen valores. La hipótesis nula de que como mucho r vectores de cointegración contra la hipótesis alternativa de más de r vectores de cointegración se prueba mediante los estadísticos de traza. Así la hipótesis nula de r vectores de cointegración en contra la hipótesis alternativa de $r+1$ es probada maximizando el estadístico de los valores propios.

Cuando aplicamos el método de Johansen, tenemos que saber si los elementos determinísticos del modelo como constante y tendencia están contenidos en niveles de datos o es una ecuación de cointegración. Esto es importante porque los vectores de cointegración pueden ser muy sensibles a la especificación empírica de los componentes determinísticos y la distribución de los estadísticos es diferente para cada combinación posible.

Para determinar estos criterios se usa el principio de Pantula, el cual consiste en estimar los tres modelos, presentando los resultados desde el más restringido hasta el que tenga menos restricciones, así se empieza por el modelo que no tiene componentes determinísticos, el rango del estadístico es comparado con el respectivo valor crítico.

Si el modelo es rechazado, se continua con el modelo restringido por un intercepto en la ecuación de cointegración, si es rechazado, seguimos con el modelo con una constante sin restricción y una tendencia lineal, si es rechazado el procedimiento se repite hasta el siguiente rango. El test se detiene cuando la hipótesis nula no es rechazada en el primer intento. (*Irandoost and Ericsson, 2004*).

4.2.6. Vector de corrección de error

La regresión de cointegración solo considera relaciones de largo plazo entre las variables en niveles, mientras que el modelo de error de corrección de errores (ECM) es desarrollado para medir cualquier dinámica entre las primeras diferencias de las variables, un término de corrección de error es definido por:

$$\varepsilon_y = y_t - \beta x_t$$

Donde β es el coeficiente de cointegración y ε_t es el termino de error de a regresión de y_t sobre x_t . Entonces modelo de corrección de errores (ECM) de forma simplificada es definido por:

$$\Delta y_t = \alpha \varepsilon_{t-1} + \gamma \Delta x_t + u_t$$

Donde u_t es i.i.d y la primera diferencia de y_t puede ser explicada por el rezago ε_{t-1} y Δx_t . ε_{t-1} es el valor de un periodo de rezago de la estimación de los residuales del termino de error del equilibrio, en otras palabras del desequilibrio del error ocurrido en el periodo anterior. Para las series de cointegración, el

termino de error ε_{t-1} , que representa la velocidad de ajuste de los valores de largo plazo, ofrece una variable explicativa adicional para explicar la primera diferencia de y_t .

5. Resultados

5.1. Prueba de raíz unitaria y prueba de estacionaridad

Como mencionamos en la metodología la versión que escogimos para realizar la prueba ADF, la seleccionamos graficando cada serie y de acuerdo a esto realizamos las pruebas. Luego se verificó la estacionariedad de cada una de las series usando las pruebas de Dickey Fuller Aumentado (tabla 8).

| Variable | Valor P (0,05) | Estacionario |
|-----------------|-----------------------|---------------------|
| n_transunq | 0.66 | Raíz Unitaria |
| tm_trans | 0.01 | Estacionario |
| t_btc | 0.44 | Raíz Unitaria |
| p_btcbtffi | 0.63 | Raíz Unitaria |
| p_dxy | 0.90 | Raíz Unitaria |
| sht_rstr1 | 0.01 | Estacionario |

Solo mostrando que las series *tm_trans*, *btc_shortrate* y *sht_rstr1* son estacionarias. Para corregir el problema de raíz unitaria se pueden diferenciar las series con el propósito de convertirlas en series estacionarias, pero al usar diferencias en regresiones no permite determinar el potencial de las relaciones de largo plazo entre las variables.

Para validar los resultados de la prueba ADF, hicimos la prueba de estacionariedad KPSS la cual arrojo que todas las series presentan raíz unitaria al menos a un nivel de significancia del 5%.

Tabla 10 - Prueba KPSS

| Variable | Valor P (0,05) | Estacionario |
|--------------------|-----------------------|---------------------|
| n_transunq | 0.01 | Raíz Unitaria |
| tm_trans | 0.01 | Raíz Unitaria |
| t_btc | 0.01 | Raíz Unitaria |
| p_btcbtffi | 0.01 | Raíz Unitaria |
| btc_shortpositions | 0.01 | Raíz Unitaria |
| p_dxy | 0.01 | Raíz Unitaria |
| sht_rstr1 | 0.10 | Estacionaria |

5.2. Prueba de cointegración de Johansen

Habiendo verificado que todas las series son integradas de orden uno I (1), y teniendo en cuenta que tenemos un modelo multivariado vamos a usar la metodología propuesta por *Johansen, S. (1988)* y *Johansen, S., & Juselius, K. (1990)* para determinar si existen relaciones de largo plazo entre los fundamentales de oferta y demanda, las ventas en corto y las restricciones a estas. Esta prueba la hacemos antes de desarrollar VECM dado que los vectores de cointegración serán utilizados por VECM.

El siguiente paso del análisis es determinar el número de rezagos apropiados, pues si el número de rezagos no es el óptimo, el término de error puede ser no gaussiano y la inferencia de la estimación será invalido. Para esto, estimamos

| AIC(n) | HQ(n) | SC(n) | FPE(n) |
|---------------|--------------|--------------|---------------|
| 8 | 1 | 1 | 8 |

un modelo VAR sin restricciones incluyendo todas las variables, y comparamos los criterios de información de Akaike y Schwarz, en el caso en que obtengamos resultados diferentes entre ambos criterios preferimos el criterio Schwarz para seleccionar el rezago óptimo.

Tabla 11 – Selección óptima de rezago

| AIC(n) | HQ(n) | SC(n) | FPE(n) |
|---------------|--------------|--------------|---------------|
| 8 | 1 | 1 | 8 |

De acuerdo a estos criterios corrimos el test de cointegración de Johansen, en donde encontramos que el estadístico ($51.48 > 44.91$) es superior al valor crítico de la hipótesis nula para todas las variables, por lo cual encontramos que todas las series están cointegradas.

Tabla 12 – Test de cointegración de Johansen

| Hipótesis Nula | Hipótesis alternativa | Estadísticos | Valor Critico (5%) |
|-----------------------|------------------------------|---------------------|---------------------------|
| $r \leq 6$ | $r > 6$ | 0.6966 | 8.18 |
| $r \leq 5$ | $r > 5$ | 5.0458 | 14.90 |
| $r \leq 4$ | $r > 4$ | 9.9465 | 21.07 |
| $r \leq 3$ | $r > 3$ | 14.1790 | 27.14 |
| $r \leq 2$ | $r > 2$ | 18.9283 | 33.32 |
| $r \leq 1$ | $r > 1$ | 37.5599 | 39.43 |
| $r = 0$ | $r > 0$ | 51.4829 | 44.91 |

5.2.1 Prueba de residuales de cointegración

Así como se revisó la prueba de Johansen, en la siguiente tabla presentamos los resultados de la prueba de residuos para cointegración de *Engle, R. F., & Granger, C. W. (1987)*. El precio del Bitcoin es regresada contra el número de transacciones, tiempo medio por transacción, oferta de Bitcoins, las posiciones

cortas abiertas, el índice dxy y el índice de restricciones a las ventas en corto por el método de MCO.

El estadístico de la prueba ADF es -6.93 es menor que -1.95 a un nivel de significancia de 95%, aunque también resulto menor a un nivel de significancia de 99%. Se rechaza la hipótesis nula de que los residuales de mínimos cuadrados son no estacionarios, y concluimos que son estacionarios indicando que existe una relación de cointegración entre ellos.

Tabla 13 – Test de cointegración de Johansen en los residuales

| Variable dependiente | Variables independiente | Estadístico ADF | Residuales |
|----------------------|---|-----------------|---|
| $p_btcbitfi$ | $n_transunq$ tm_trans t_btc $btc_shortpositions$ p_dxy sht_rstr1 | -6.9316 | $I(0)$ Se rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria al 95% de significancia |

5.3 Estimación del vector de cointegración

$$p_{btc} = 39.51n_{trans} - 517.37tm_{trans} - 0.029t_{btc} + 1379.8p_{dxy} - 0.016btc_{short} + 259.49sht_rstr$$

La metodología que escogimos para aproximarnos al problema llega a un modelo lineal, aunque los modelos lineales son restrictivos en muchos casos, para nuestro trabajo encaja correctamente porque las variables que incorporamos en el modelo conectan linealmente con el precio dado que oscilan tendencias, algunas son estacionarias y otras crecen linealmente.

Por otro lado, teóricamente nos hemos fundamentado en modelos construidos bajo la teoría cuantitativa del dinero que generalmente se utiliza desde un enfoque lineal y es comúnmente aceptada en este tipo de modelos aportando importantes conclusiones para la teoría económica, a pesar de haber sido

criticada por ser un modelo lineal. Este enfoque cumple con uno de los objetivos de nuestro trabajo y es intentar llegar a las mismas conclusiones que se han llegado con otros activos tradicionales dentro del mercado de Bitcoin usando un enfoque similar.

Luego de encontrar la especificación del modelo se puede interpretar: Primero, un incremento marginal (“ceteris paribus”) en cualquiera de las variables tiene un impacto medido en dólares sobre el precio del Bitcoin. Así, el número de transacciones (n_trans) tiene un impacto de 39.51 dólares, el tiempo medio por transacción (tm_trans) registró un efecto de -517.37 dólares, la oferta total de bitcoins (t_btc) tuvo un efecto de -0.029 dólares, el índice dxy (p_dxy) mostró un impacto de 1379.8 dólares, las posiciones cortas (btc_short) mostraron un efecto de -0.016 dólares y [el sesgo](#) de información a las ventas en corto (sht_rstr) tuvo un efecto positivo de 259.4 dólares sobre el precio del bitcoin.

Segundo, el tiempo medio por transacción (tm_trans), la oferta monetaria (t_btc), el número de posiciones cortas (btc_short) tienen un efecto negativo sobre el precio del Bitcoin ([p_btc](#)). Dicho de otra manera, esto significa que en el largo plazo una reducción en el precio de este activo es relacionada con el incremento de estas variables. Por otro lado, un incremento del precio estaría relacionado con un incremento del número de transacciones (n_trans), que tan restrictivas sean las restricciones a las ventas en corto (sht_rstr) y la fortaleza del dólar expresada como un incremento en el nivel de precios respecto esta variable (p_dxy).

Tercero, los hallazgos mencionados anteriormente están alineados con el modelo de *Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. A. (2016)* pues se observa que la velocidad de las transacciones (tm_trans) y la oferta de Bitcoin tienen un efecto negativo sobre el precio de este, lo cual es consistente con estos autores, aunque en cuanto al número de transacciones (n_trans) difiere con estos

autores, pero está en línea con el modelo de *Barro, R. J. (1979)*, demostrando así un comportamiento que sigue el de las monedas y los commodities tradicionales.

Respecto el nivel de precios (p_{dxy}) dado por índice *DXY*, muestra un efecto positivo sobre el precio del Bitcoin, esto entra en contraposición a los hallazgos de *Van Wijk (2013)* el cual encontró que una apreciación del dólar respecto al euro tendría un efecto negativo sobre el precio de este activo. Desde nuestra óptica esto no tiene sentido dado que no son sustitutos pues para poder comprar bienes en la economía real el Bitcoin suele cambiarse por dólares o otras monedas, lo cual implica que aquellos que quieran comprar Bitcoins deban primero comprar dólares.

Respecto, las posiciones cortas abiertas (*btc_short*) en el mercado de Bitcoin tienen un efecto negativo sobre el precio contribuyendo a la correcta formación de precios. Varios estudios han demostrado que las ventas en corto ayudan a que los precios se comporten en línea con sus fundamentales *Boehmer y Wu (2013)*, y que en algunos casos funcionen como un mecanismo de disminución de precios en un momento de sobrevaloración disminuyendo los retornos anormales *Diether, K. B., Lee, K. H., & Werner, I. M. (2009)*.

El índice de [sesgo a las ventas en corto](#) (*sht_rstr*) que busca cuantificar que tan informados están los agentes respecto las ventas en corto en el mercado de Bitcoin y hacer una aproximación a las restricciones de conocimiento de los agentes, muestra que en la medida que incrementaron las búsquedas de la palabra "*Buy Sell Bitcoin*" en google trends, es decir, el índice incremento o sea hubo más gente interesada en comprar o vender que en hacer un corto, el precio de este activo incremento.

En línea, con los estudios de [e.g. *Asquith, Pathak y Ritter (2005)*, *Chen, Hong & Stein (2002)*]. Como también los estudios de *Ciaian, P., Rajcaniova, M., &*

Kanacs, D. A. (2016) que encuentran que el ciclo de precios de este activo reacciona positivamente frente al interés de los inversionistas medido por las búsquedas en wikipedia y google trends, como también es reactivo a la manipulación de noticias difundidas en la web generando ciclos explosivos de precios. Lee (2014).

Esto también congruente con el modelo de Chang, E. C., Bai, Y., & Wang, J. (2006), donde los inversionistas mejor informados salen del mercado, provocando que los precios dejen de ser informativos y un incremento en el volumen de transacciones generando que el riesgo medido como una mayor cantidad de inversionistas menos informados provoque que los precios se desinflen sin que haya nueva información disponible.

5.4. Modelo de corrección de error para ajustes dinámicos

Tabla 14 – Estimación de corrección de error para ajustes dinámicos

| Ecuación | Intercepto | ECT | p_btcbifitf -1 | n_transq -1 | tm_trans -1 | t_btc -1 | btc_shortp ositions -1 | p_dxy -1 | sht_rstr1 - 1 |
|--------------------|-----------------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|---------------------------|------------------------|-------------------------|
| p_btcbifitf | -7591.2987 (3238.1654)* | -0.0213 (0.0094)* | 0.0618 (0.0518) | 0.5352 (0.3499) | -9.344 (7.3136) | 0.0830 (0.1221) | 0.0241 (0.0128) | 64.7619 (94.3524) | 178.3616 (160.2329) |
| n_transq | -5219.2459 (477.2231)*** | -0.0150 (0.0014)*** | 0.0029 (0.0076) | 0.1270 (0.0516)* | -3.044 (1.0778)** | -0.0081 (0.0180) | 0.0023 (0.0019) | 25.6943 (13.9051) | -12.7241 (23.6143) |
| tm_trans | 68.0075 (21.4860)** | 0.0002 (6.3e-05)** | -0.0001 (0.0003) | -0.0042 (0.00023)* | -0.4005 (0.0485)*** | 0.0006 (0.0008) | 2.8e-05 (8.5e-05) | -0.2438 (0.6261) | -0.2471 (1.0632) |
| t_btc | -2114.9231 (1333.0373) | -0.0099 (0.0039)* | 0.0137 (0.0213) | 0.2562 (0.1440) | -4.0832 (3.0107) | 0.3004 (0.0503)*** | -0.0013 (0.0053) | -62.3054 (38.8415) | -91.9616 (65.9622) |
| btc_shortpositions | 14418.1022 (13059.3850) | 0.0472 (0.0380) | 0.3016 (0.2090) | -0.0257 (1.4111) | 29.5404 (29.4954) | 1.07204 (0.4925)* | 0.0458 (0.0515) | 366.3509 (380.5191) | 1073.6976 (646.2126) |
| p_dxy | -1.5946 (1.7900) | -4.6e-06 (5.2e-06) | -2.1e-05 (2.9e-05) | -3.1e-05 (0.0002) | -0.0072 (0.0040) | -6.8e-06 (6.8e-05) | -1.9e-06 (7.1e-06) | 0.0148 (0.0522) | -0.0055 (0.0886) |
| sht_rstr1 | -0.9138 (1.0553) | -2.5e-06 (3.1e-06) | 9.4e-06 (1.7e-05) | 8.7e-05 (0.0001) | -0.0012 (0.0024) | 1.8e-05 (4.0e-05) | -3.1e06 (4.2e-06) | 0.0098 (0.0307) | -0.0098 (0.0522) |

Dado que las variables ($p_btcbifitf$), (n_trans), (tm_trans), (t_btc), ($btc_shortpositions$), (p_dxy) y (sht_rstr) están cointegradas en el largo plazo, utilizamos el vector de cointegración para construir el modelo de corrección de error, el cual se estimó mediante los estimadores de máxima verosimilitud de Johansen.

Si bien la variable de interés es el ($p_btcbiff$), dentro del análisis se contemplan las otras relaciones de largo plazo en el modelo respecto las otras variables, porque aquellas variables fundamentales que definen la formación de precios del Bitcoin muestran relaciones de largo plazo frente a sus rezagos, lo cual sustenta que estas variables se comportan adecuadamente dentro del modelo, a pesar que las relaciones de largo plazo respecto la variable explicada no tengan significancia. Esta falta de significancia es congruente con el momento de sobre valoración que estamos analizando, pues esto provoca que la varianza y covarianza de los estimadores sean muy altas provocando que las pruebas de hipótesis pierdan potencia.

6. Conclusiones

Debido a la popularidad que ha ganado en los últimos años el Bitcoin y la gran volatilidad, existe gran interés por los usuarios y académicos de poder comprender más a fondo el sistema que se ha creado alrededor de las criptomonedas en especial del Bitcoin y en general de la formación de sus precios.

El análisis de este ejercicio intenta dar luces sobre la reciente estabilización del precio del Bitcoin y si las ventas en corto han tenido algún efecto o solo se debe a condiciones de mercado. El documento analiza la relación entre los fundamentales de Oferta y demanda del Bitcoin junto con indicadores financieros, tasa de interés de las ventas en corto para el periodo de septiembre de 2017 a septiembre de 2018, usando un enfoque de estimación VEC para identificar los efectos causales entre el precio y sus determinantes.

Nuestro estudio empírico realizado fortalece la idea que los fundamentales del Bitcoin tienen un impacto directo en el precio del mismo, comportándose como

un activo tradicional, obedeciendo a las leyes de oferta y demanda, sin embargo, es un activo nuevo el cual se ve afectado por tendencias especulativas dada la poca penetración que tiene en la economía real y que se ve muy influenciado por el interés desbordado de los inversionistas y la falta de conocimiento respecto los mecanismos para aprovecharse de una opinión negativa.

Dado nuestro análisis para explicar el precio del Bitcoin se encuentra que el número de transacciones, tiempo medio por transacción, total de Bitcoins muestran un efecto negativo sobre el precio de este. Mientras que el número de posiciones cortas, las restricciones a las ventas en corto y el índice de precios *DXY* tienen un efecto positivo en la explicación sobre el precio del Bitcoin. Si bien estas relaciones no son significativas en largo plazo, esto es producto del horizonte de análisis estudiado, en donde la muestra tiene una varianza y covarianza muy altas dado el momento especulativo que estamos analizando y el cual se encuentra limitado por la falta de datos y la creación de nuevos instrumentos en este mercado.

No obstante, nuestro análisis es congruente con las conclusiones alcanzadas en estudios anteriores respecto al comportamiento de la teoría macroeconómica, los mercados financieros y los fundamentales propios de este activo puntual. Lo cual valida las conclusiones teóricas del modelo a pesar de enfrentarnos a una restricción propia del horizonte de análisis y la distribución de tendencia explosiva en los datos, que debilitan el marco estadístico aunque respaldan las conclusiones alcanzadas por la literatura en estos temas.

Bibliografía

- Baek, C., & Elbeck, M. (2015). Bitcoins as an investment or speculative vehicle? A first look. *Applied Economics Letters*, 22(1), 30-34.
- Barro, R. J. (1979). A capital market in an equilibrium business cycle model.
- Barro, R. J. (1979). Money ante the price level under the Gold Standard.
- [Baur, D. G., & Dimpfl, T. \(2017\). Realized Bitcoin Volatility.](#)
- [Baur, D. D., Hong K., Lee. \(2015\). Bitcoin: Currency or Asset?](#)
- Brito, J., & Castillo, A. (2013). Bitcoin: A primer for policymakers. Mercatus Center at George Mason University.
- Boehmer, E., Fong, K. Y., & Wu, J. (2013). Algorithmic trading and changes in firms' equity capital.
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. A. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799-1815.
- Chang, E. C., Bai, Y., & Wang, J. (2006). Asset prices under short-sales constraints. In Mitsui Life Symposium on Financial Markets. MITSUI LIFE-Financial Research Center.
- Cheah, E. T., & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics Letters*, 130, 32-36.
- Chen, Q., & Jiang, W. (2005). Analysts' weighting of private and public information. *The Review of financial studies*, 19(1), 319-355.

- Cheung, A., Roca, E., & Su, J. J. (2015). Crypto-currency bubbles: an application of the Phillips–Shi–Yu (2013) methodology on Mt. Gox bitcoin prices. *Applied Economics*, 47(23), 2348-2358.
- Coinmarketcap.com. (2018). Bitcoin (BTC) price, charts, market cap, and other metrics|CoinMarketCap. <http://coinmarketcap.com/currencies/bitcoin/>
- Davidson, Russell and James G. MacKinnon (2004), *Econometric Theory and Methods*, p.623
- Diether, K. B., Lee, K. H., & Werner, I. M. (2009). It's SHO time! Short-sale price tests and market quality. *The Journal of Finance*, 64(1), 37-73.
- Engle, R. F., & Granger, C. W. (1987). Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 251-276.
- European Central Bank, 2012. Virtual currency schemes. Preprint. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/virtualcurrencyschemes201210en.pdf>.
- Fleming, M. J., & Remolona, E. M. (1999). Price formation and liquidity in the US Treasury market: The response to public information. *The journal of Finance*, 54(5), 1901-1915.
- Huhtinen T. P. (2014). Bitcoin as a monetary system: Examining attention and attendance. Master's thesis, Department of Finance, Aalto University School of Business.
- Johansen, A., Ledoit, O., & Sornette, D. (2000). Crashes as critical points. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 3(02), 219-255.

- Johansen, S., & Juselius, K. (1990). Maximum likelihood estimation and inference on cointegration—with applications to the demand for money. *Oxford Bulletin of Economics and statistics*, 52(2), 169-210.
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of economic dynamics and control*, 12(2-3), 231-254.
- Kristoufek, L. (2013). BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. *Scientific reports*, 3, 3415.
- Lee, T.B. (2014). "These four charts suggest that BitCoin will stabilize in the future." *Washington Post*, <http://www.washingtonpost.com/blogs/the-switch/wp/2014/02/03/these-four-charts-suggest-that-bitcoin-will-stabilize-in-the-future/>
- Lütkepohl, H., Krätzig, M., & Phillips, P. C. (Eds.). (2004). *Applied time series econometrics*. Cambridge university press.
- Nakamoto, S. (2012). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*, 2008.
- Ramírez Solano, E. (2001). Moneda, banca y mercados financieros: instituciones e instrumentos en países en desarrollo (No. 332.4 R35).
- Shiller, R. J. (2014). Speculative asset prices. *American Economic Review*, 104(6), 1486-1517.
- Vega, C. (2006). Stock price reaction to public and private information. *Journal of Financial Economics*, 82(1), 103-133.
- Woo D., Gordon I., Iaralov V. (2013). *Bitcoin: a first assessment*. FX and Rates, December 2013, Bank of America Merrill Lynch

- Yelowitz, A., & Wilson, M. (2015). Characteristics of Bitcoin users: an analysis of Google search data. Applied Economics Letters, 22(13), 1030-1036.

Apéndices

Apéndice A: Resultados Econométricos

Tabla 8:

| Prueba Phillips-Perron | | |
|-------------------------------|---|---------------------|
| Variable | Valor Z-tau (-2.86 con constante), (-3.34 con tendencia) | Estacionario |
| n_transunq | -3.979 | Estacionario |
| tm_trans | -15.9022 | Estacionario |
| t_btc | -1.4406 | Raíz Unitaria |
| p_btcbtffi | -1.4406 | Raíz Unitaria |
| btc_shortpositions | -3.499 | Estacionario |
| p_dxy | -1.0772 | Raíz Unitaria |
| sht_rstr1 | -4.7628 | Estacionario |

Tabla 9:

| Prueba Dickey Fuller Aumentado | | |
|---------------------------------------|-----------------------|---------------------|
| Variable | Valor P (0,05) | Estacionario |
| n_transunq | 0.66 | Raíz Unitaria |
| tm_trans | 0.01 | Estacionario |
| t_btc | 0.44 | Raíz Unitaria |
| p_btcbtffi | 0.63 | Raíz Unitaria |

| | | |
|-----------|------|---------------|
| p_dxy | 0.90 | Raíz Unitaria |
| sht_rstr1 | 0.04 | Estacionario |

Tabla 10:

| Prueba KPSS | | |
|--------------------|----------------|---------------|
| Variable | Valor P (0,05) | Estacionario |
| n_transunq | 0.01 | Raíz Unitaria |
| tm_trans | 0.01 | Raíz Unitaria |
| t_btc | 0.01 | Raíz Unitaria |
| p_btcbifl | 0.01 | Raíz Unitaria |
| btc_shortpositions | 0.01 | Raíz Unitaria |
| p_dxy | 0.01 | Raíz Unitaria |
| sht_rstr1 | 0.01 | Raíz Unitaria |

Tabla 14 – Estimación de corrección de error para ajustes dinámicos:

| Ecuación | Intercepto | ECT | p_btcbifl -1 | n_transq -1 | tm_trans -1 | t_btc -1 | btc_shortpositions -1 | p_dxy -1 | sht_rstr1 -1 |
|--------------------|-----------------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|--------------------------|------------------------|-------------------------|
| p_btcbifl | -7591.2987 (3238.1654)* | -0.0213 (0.0094)* | 0.0618 (0.0518) | 0.5352 (0.3499) | -9.344 (7.3136) | 0.0830 (0.1221) | 0.0241 (0.0128) | 64.7619 (94.3524) | -178.3616 (160.2329) |
| n_transq | -5219.2459 (477.2231)*** | -0.0150 (0.0014)*** | 0.0029 (0.0076) | 0.1270 (0.0516)* | -3.044 (1.0778)** | -0.0081 (0.0180) | 0.0023 (0.0019) | 25.6943 (13.9051) | -12.7241 (23.6143) |
| tm_trans | 68.0075 (21.4860)** | 0.0002 (6.3e-05)** | -0.0001 (0.0003) | -0.0042 (0.00023)* | -0.4005 (0.0485)*** | 0.0006 (0.0008) | 2.8e-05 (8.5e-05) | -0.2438 (0.6261) | -0.2471 (1.0632) |
| t_btc | -2114.9231 (1333.0373) | -0.0099 (0.0039)* | 0.0137 (0.0213) | 0.2562 (0.1440) | -4.0832 (3.0107) | 0.3004 (0.0503)*** | -0.0013 (0.0053) | -62.3054 (38.8415) | -91.9616 (65.9622) |
| btc_shortpositions | 14418.1022 (13059.3850) | 0.0472 (0.0380) | 0.3016 (0.2090) | -0.0257 (1.4111) | 29.5404 (29.4954) | 1.07204 (0.4925)* | 0.0458 (0.0515) | 366.3509 (380.5191) | 1073.6976 (646.2126) |
| p_dxy | -1.5946 (1.7900) | -4.6e-06 (5.2e-06) | -2.1e-05 (2.9e-05) | -3.1e-05 (0.0002) | -0.0072 (0.0040) | -6.8e-06 (6.8e-05) | -1.9e-06 (7.1e-06) | 0.0148 (0.0522) | -0.0055 (0.0886) |
| sht_rstr1 | -0.9138 (1.0553) | -2.5e-06 (3.1e-06) | 9.4e-06 (1.7e-05) | 8.7e-05 (0.0001) | -0.0012 (0.0024) | 1.8e-05 (4.0e-05) | -3.1e06 (4.2e-06) | 0.0098 (0.0307) | -0.0098 (0.0522) |