



Relaciones en el comportamiento de los precios de las criptomonedas: un análisis econométrico a través de modelos VAR y VEC

Relationship in the Cryptocurrencies Price Behavior: An Econometric Analysis through VAR and VEC Models

Jorge Alberto Nájera Salmerón*

Fecha de recepción: 18 de julio de 2018; Fecha de aceptación: 7 de diciembre de 2018

RESUMEN

En el siguiente trabajo se realiza un análisis sobre el comportamiento de los precios de seis criptomonedas: el Bitcoin, el Ethereum, el Dash, el Ripple, el Litecoin y el Zcash, haciendo uso de vectores autorregresivos, funciones de impulso-respuesta, pruebas de causalidad de Granger y la prueba de cointegración de Johansen. El objetivo de la investigación es mostrar si existe relación de corto y/o largo plazo entre las variaciones en los precios de las criptomonedas, de tal forma que cuando los precios de alguna de éstas varían, las otras también fluctúan en relación a la variación de los precios de la criptomoneda en cuestión, y por tanto, intentar anticipar las fluctuaciones en los precios de una criptomoneda a partir de los movimientos de precios de las demás.

Clasificación JEL: B23, B26, C22, C32, C53.

Palabras clave: series de tiempo, rendimientos, procesos autorregresivos, econometría.

ABSTRACT

In this paper an analysis on the behavior of the prices of six cryptocurrencies: Bitcoin, Ethereum, Dash, Rippe, Litecoin and Zcash is carried out, using Autoregressive Vectors, Impulse-response Functions, Granger Causality Test and Johansen's Cointegration Test.

* Departamento de Economía, División de Ciencias Sociales y Humanidades, Universidad Autónoma Metropolitana -Unidad Azcapotzalco Ciudad de México, México.
jans_101194hotmail.com

The objective of the research is to find out if there is a short and/or long term relationship between the variations in the prices of the cryptocurrencies, in such a way that when the prices of some of these vary, the others also fluctuate in relation to the variation of the cryptocurrency in question, and therefore, try to anticipate the fluctuations in one cryptocurrency price derived from the price movements of the others.

JEL classification: B23, B26, C22, C32, C53.

Keywords: *Time Series, Performance, Autoregressive Processes, Econometrics.*

Introducción

La importancia del estudio del tema de las criptomonedas radica no sólo en el peso que tienen éstas en la actualidad para un importante número de transacciones en varios países, sino que además, por el fuerte incentivo y las múltiples ventajas que proporciona su uso. La mayor parte de los estudios y opiniones que han empezado a surgir a raíz de la popularización del tema se han enfocado primordialmente en la nula influencia de las criptomonedas en el mercado real; sin embargo, han empezado a surgir otras investigaciones y opiniones que refutan que, de la mano con el constante mejoramiento de los procesos de automatización, de transacciones y el libre flujo de mercancías entre distintos países, será necesario buscar alternativas que mejoren las formas de pago entre las distintas transacciones, por lo que ciertamente no sería de extrañar que sus efectos tengan consecuencias en el mercado real en algún punto del proceso. Sin embargo, son pocos los estudios que buscan encontrar los efectos y las interrelaciones que las criptomonedas tienen entre sí.

El comportamiento del mercado de divisas, donde el precio de referencia de éstas se establece a partir de los choques de oferta y demanda de divisas en cada país, cuenta a su vez con un incentivo que se desarrolla a partir de la búsqueda de un mejor margen de ganancia para muchos inversionistas,

al aprovechar las disparidades en los tipos de cambio en diferentes países, llegando a un punto de equilibrio en los mercados cambiarios de distintos países. Esta relación entre precios de demanda y oferta, y a su vez, de incentivos para la compra-venta a partir de pequeños márgenes de ganancia, representan las características básicas de las criptomonedas. A partir de estas características se establece como hipótesis que las variaciones en los precios de las criptomonedas se encuentran fuertemente relacionadas, no tanto por los niveles de precios que alcanzan, sino por los márgenes de ganancia que éstas proveen a los inversionistas, de tal forma que los movimientos en los precios de una, puedan explicarse por los movimientos en los precios de otra.

En el siguiente trabajo de investigación, se realiza un análisis sobre el comportamiento de los precios de seis de las principales criptomonedas: el Bitcoin, el Ethereum, el Dash, el Ripple, el Litecoin y el Zcash, haciendo uso de vectores autorregresivos, funciones de impulso-respuesta, pruebas de causalidad de Granger y la prueba de cointegración de Johansen. El objetivo de la investigación, es descubrir si existe relación a corto y/o largo plazo entre las variaciones en los precios de las criptomonedas, de tal forma que cuando los precios de alguna de éstas varíen, los precios de las otras también fluctúen en relación a la variación de la criptomoneda en cuestión, y por lo tanto, intentar anticipar las fluctuaciones a partir de los movimientos de precios de las demás. Para este fin, se usará el tipo de cambio de las criptomonedas en relación con el dólar estadounidense.

Como hace mención Seux (2015), en econometría, al analizar series financieras, es común trabajar con series de tiempo de los rendimientos de los precios porque éstas suelen ser estacionarias. Por otra parte, Brooks (2002) menciona que es preferible no trabajar directamente con las series de precios, sino con las series de rendimientos de los mismos. Mills (1991) hace mención que la aplicación de técnicas de series de tiempo en economía y finanzas se ha vuelto cada vez más importante, tanto para fines de pronóstico como para el análisis empírico de series de tiempo en general. A su vez, la evolución de los modelos autorregresivos multivariados ha generado impacto sobre la cantidad de información y beneficios que se han obtenido de su uso. Sims (1980) considera que si existe simultaneidad verdadera entre las variables de un sistema, todas deberían analizarse sin distinción entre las variables endógenas y exógenas; a partir de esta lógica se crearon los modelos VAR. Por ejemplo, el modelo VAR, el cual considera todas las variables como endógenas para su estimación, supone que cada una de ellas se puede expre-

sar como una función lineal de sus propios valores rezagados, y al mismo tiempo, de los valores rezagados de otras variables, lo que permite capturar de manera más detallada la información de todas las variables, y a su vez, de la interrelación existente entre ellas en el corto (VAR) y/o largo plazo (VEC). Este tipo de información desafortunadamente no es capturada con modelos univariantes como los procesos ARIMA o SARIMA. Es por esta razón, que tanto los modelos VAR como los modelos VEC son técnicas importantes para lograr pronósticos eficientes tanto a corto como a largo plazo. La estimación se realizara utilizando la metodología propuesta por Box y Jenkins (1975) con datos semanales para evitar que las fuertes fluctuaciones diarias afecten las estimaciones de los modelos autorregresivos, comprendiendo el periodo del 21 de noviembre de 2016 al 12 de febrero de 2018.

1. Las Criptomonedas: características generales y su nivel de capitalización

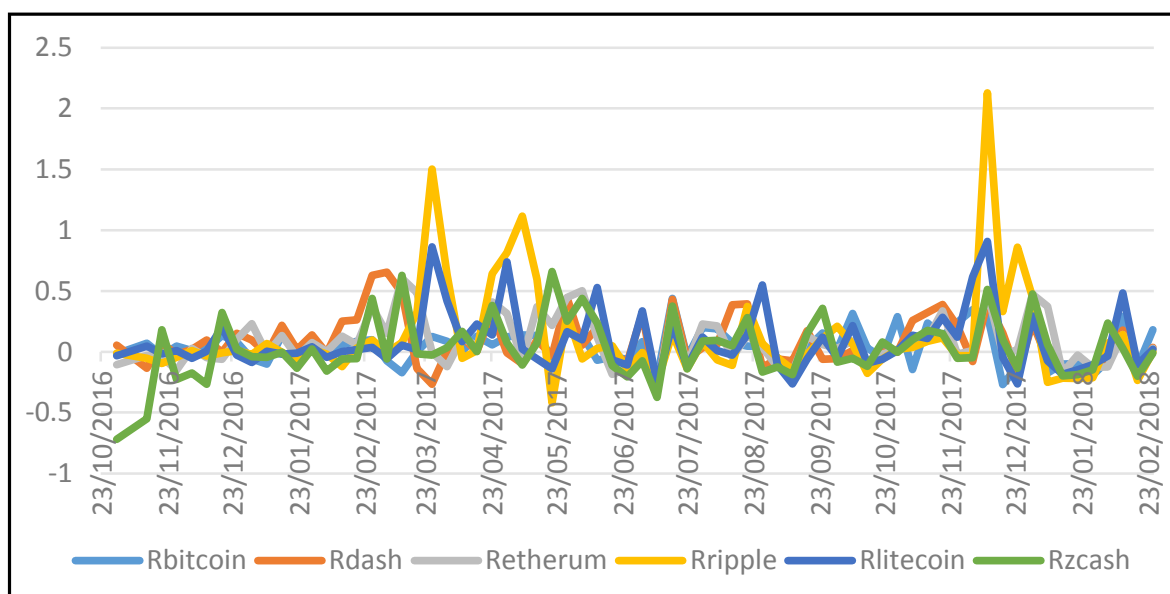
De acuerdo con Márquez (2016), el dinero es una institución social, y es el mecanismo inventado para organizar las actividades económicas de una sociedad, que ha ido evolucionando hasta la creación de las criptomonedas. Éstas son monedas virtuales que presentan, en teoría, las mismas funciones del dinero convencional, con la diferencia de que no cuentan con el respaldo de ningún banco o autoridad central. La principal cualidad que diferencia a las criptomonedas con el dinero convencional es que éstas sólo transfieren su valor de un dueño a otro, y a su vez éstos tienen acceso a la información de quienes poseen dichas monedas en ese momento, a través de un registro virtual sobre las transacciones realizadas en criptomonedas, llamada comúnmente "Blockchain". Estas monedas se desarrollan utilizando diferentes algoritmos criptográficos; y su valor está en función de su fecha de creación, el número de usuarios, la extensión de los volúmenes de red y de transacción. Por tanto, cada criptomoneda es única debido a su proceso de fabricación, el cual impide que se produzca la misma criptomoneda más de una vez, convirtiéndolas en un instrumento muy útil contra la falsificación y el fraude.

Por otro lado, la característica más conocida de las criptomonedas en la actualidad es la fuerte volatilidad que presentan en sus cotizaciones. Las grandes alzas y bajas en los precios de las criptomonedas son lo que, en la mayoría de los casos, incentivan a muchos inversionistas e instituciones financieras a utilizarlas para especular y generar grandes beneficios a través

de la compra-venta de éstas. Es por esto que la volatilidad en los precios está principalmente explicada por los constantes cruces entre las órdenes de compra-venta de inversionistas; es decir, este comportamiento de precios está subordinado a las leyes de oferta y demanda del mercado de criptomonedas, ya que al no estar reguladas por ninguna autoridad central, su fijación de precios está en función de las cantidades demandadas y ofrecidas en el mercado. Así es como varias personas pueden decidir entre comprar o vender, durante un momento determinado, influenciadas por las variaciones de precios, y por la aversión al riesgo que muchos de estos inversionistas presentan. Estos casos en particular son los que producen importantes incrementos o reducciones de precios de las criptomonedas.

Muchas de estas criptomonedas ofrecen elevados rendimientos, atrayendo la atención de inversionistas debido a los márgenes de capitalización que pueden llegar a obtener, a pesar de que también suelen tener caídas bastante pronunciadas, ocasionadas por el pánico que produce la sospecha que su valor caerá de manera abrupta. Las criptomonedas que presentan mejores niveles de capitalización, de acuerdo con los márgenes de rendimiento que se pueden obtener, son el Bitcoin, el Ethereum, la Litecoin, el Ripple, el Dash y el Zcash. Como se observa en la Gráfica 1, la volatilidad es un factor muy importante de todos los rendimientos de las criptomonedas de manera

Gráfica 1. Rendimientos de las criptomonedas



Fuente: elaboración propia con datos de investing.com.

general; sin embargo, los mayores niveles de volatilidad se presentan tanto en los rendimientos del Ripple y la Litecoin. Otro factor importante que se logra observar es que tanto las alzas como las bajas en las variaciones de los precios presentan un comportamiento similar entre las criptomonedas, de tal forma que es posible que éstas compartan las mismas causas o factores que incentivan a estas fluctuaciones.

Con base en estos resultados, el análisis se realizará sobre estas criptomonedas en particular, buscando la existencia de una posible relación causa-efecto en los rendimientos de los precios de éstas, de tal forma que el uso de los modelos endógenos VAR y VEC pueden resultar muy eficientes y útiles para el estudio de estas variables.

Al calcular la matriz de correlación con los logaritmos de los precios de las criptomonedas, mostrada en la Tabla 1, se logra apreciar que existen fuertes correlaciones positivas entre las variables, ya que ninguna es menor a 0.8 y ninguna es negativa. A manera de análisis exploratorio, existe evidencia de que los precios de las criptomonedas se encuentran fuertemente relacionados entre sí, y por tanto, es posible que existan factores causa-efecto que provocan las alzas y bajas de los precios.

Tabla 1. Matriz de Correlaciones entre los rendimientos de las criptomonedas

Columna1	LBITCOIN	LDASH	LEETHERUM	LLITECOIN	LRIPPLE	LZCASH
LBITCOIN	1	0.93793965	0.92661573	0.962645503	0.90796382	0.85118846
LDASH	0.93793965	1	0.974011581	0.94886001	0.92296771	0.83556061
LEETHERUM	0.92661573	0.97401158	1	0.970618387	0.97115195	0.89934257
LLITECOIN	0.9626455	0.94886001	0.970618387	1	0.97608863	0.90054092
LRIPPLE	0.90796382	0.92296771	0.971151946	0.976088633	1	0.90290168
LZCASH	0.85118846	0.83556061	0.899342567	0.900540919	0.90290168	1

Fuente: elaboración propia.

2. Planteamiento teórico de los modelos VAR y VEC

Un modelo VAR es propiamente un modelo de ecuaciones simultáneas aplicado a procesos estocásticos autorregresivos para el análisis y el pronóstico de series de tiempo. Es decir, el conjunto de variables explicativas de cada ecuación se encontrará construido por retardos de cada una de las variables del modelo.

Los modelos VAR son de mucha utilidad cuando existe evidencia de simultaneidad entre dos o más variables temporales, y que además esas relaciones se transmiten a lo largo de un determinado número de períodos, es decir:

$$y_t = f(y_{t-1}, x_{t-1}, \dots)$$

Las estimaciones de los parámetros de las variables de interés se realizarán de manera simultánea, es decir, todas las variables son tratadas simétricamente, siendo explicadas por el pasado de todas ellas en conjunto. El modelo entonces presentará tantas ecuaciones como variables, y los valores retardados de todas las ecuaciones aparecen como variables explicativas en todas las ecuaciones. La aplicación de los modelos VAR, a diferencia de los modelos normales de ecuaciones simultáneas, elimina el problema de la identificación de variables, debido a la existencia de tantas ecuaciones como variables.

El modelo VAR de Sim (1980) parte del concepto de causalidad de Granger que, mediante la siguiente ecuación, analiza al VAR en su forma matricial:

$$V_t = A_0 + A_1V_{t-1} + A_2V_{t-2} + \dots + A_pV_{t-p} + e_t$$

donde A_p es la matriz de todas las estimaciones de los parámetros de sensibilidad de los rezagos de las variables estructurales, mientras que V_{t-p} es la matriz de rezagos de las variables endógenas del modelo de orden p .

Por otra parte, recordando que en el caso de modelos univariados ARIMA y SARIMA, es posible que al realizar regresiones entre variables no estacionarias del mismo orden de integración se pueda caer en el problema de correlaciones espurias, por lo que es de suma importancia contrastar si este tipo de relaciones cumplen o no con las condiciones de cointegración, de tal manera que se pueda realizar el análisis sin regresiones espurias y al mismo tiempo, agregar información sobre las relaciones de equilibrio a largo plazo de estas variables. Como señala Granger (1986), una prueba de cointegración puede ser considerada como una prueba previa para evitar situaciones de regresiones espurias. El descubrimiento de comportamiento cointegrado

entre las variables da pie a la elaboración de los modelos de corrección de errores.

El principio detrás de estos modelos es que existe una relación de equilibrio a largo plazo entre las variables a estimar, y que en el corto plazo esta relación podría ocasionar desequilibrios en los datos pronosticados. Con los modelos de corrección del error, una proporción del desequilibrio de un período, se logra corregir gradualmente a través de ajustes parciales en un corto plazo.

Esta relación a largo plazo entre las variables, se estima en el modelo VAR a partir de un vector que contiene las ecuaciones de cointegración, las cuales pueden ser lineales o cuadráticas, con o sin intercepto, y con o sin tendencia determinista de acuerdo con el tipo de relación entre los datos. Para un vector autorregresivo de orden p :

$$x_t = A_0 + A_1x_{t-1} + A_2x_{t-2} + \dots + A_px_{t-p} + e_t$$

El vector de corrección de errores para ese modelo VAR sería:

$$\Delta x_t = \Pi x_{t-1} + \Pi_1 \Delta x_{t-1} + \Pi_2 \Delta x_{t-2} + \dots + \Pi_{p-1} \Delta x_{t-p-1} + e_t$$

Donde Π_{p-1} es la matriz de todas las estimaciones de los parámetros de sensibilidad de los rezagos de las variables estructurales, mientras que Δx_{t-p-1} es la matriz de las variaciones de los rezagos de las variables endógenas del modelo de orden p . Por otra parte, la matriz Π es donde se encuentran las estimaciones para las ecuaciones de cointegración que ayudan a corregir y modelar la cointegración presente entre las variables endógenas.

3. Estimación de los modelos y diagnóstico de los residuos

El primer paso para determinar un posible modelo VAR o VEC efectivo para el análisis de las variables es comprobar que las series de los precios de las criptomonedas cumplen con el supuesto de estacionariedad.

Se considera que todo proceso estocástico es estacionario si mantiene constante todas sus características a lo largo del tiempo para toda t y toda $t + h$, es decir:

1. $E [y_t] = E [y_{t+h}] = \mu_t = \mu$
2. $Var [y_t] = Var [y_{t+h}] = \sigma_y^2$
3. $Cov [y_t, y_{t+h}] = cov [y_{t+j}, y_{t+j+h}] = \gamma_y (h) = \gamma_h$

Donde μ , σ_y^2 , y γ_h permanecen todas constantes.

La prueba habitual para comprobar el cumplimiento de estas características en las series temporales es a través de la prueba de Dickey-Fuller, o con mayor precisión, la prueba Dickey-Fuller aumentada, Gujarati (1995), propone hacer la prueba a través de la siguiente ecuación:

$$y_t = \alpha + \beta T + \delta y_{t-1} + \gamma \sum_{i=1}^p y_{t-i} + e_t$$

La prueba se basa en las regresiones anteriores, pero aumentadas con términos retardados de la variable, así como una constante y una tendencia determinista. Lo deseable es que la serie no presente raíces unitarias que impidan la condición de estacionariedad del modelo, es decir, que el parámetro tenga un valor $\delta \neq 0$. De acuerdo con los resultados de la Tabla 2, se com-

Tabla 2. Pruebas de Estacionariedad Dickey Fuller Aumentado

Variables	ADF(Nivel)	ADF (Primera diferencia)
LBITCOIN	-0.544213	-9.003510
LEETHERUM	-0.733593	-6.776145
LDASH	-1.429737	-7.216380
LRIPPLE	-0.936640	-5.770691
LLITECOIN	-0.471659	-7.325954
LZCASH	-1.359302	-8.111176

Fuente: elaboración propia con ayuda del paquete estadístico Eviews.

prueba que las series de los logaritmos de los precios del Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, Ripple y Zcash presentan un comportamiento no estacionario, con estadísticos t-student menores a 2.9048, de tal forma que no se rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad, existiendo evidencia de que las series son no estacionarias de acuerdo con la prueba Dickey-Fuller Aumentada.

Aplicando las primeras diferencias a las mismas series, es posible corregir el problema de no estacionariedad que presentaban las series originales, obteniendo estadísticos mayores al 2.9048.

Una vez comprobado que las primeras diferencias de los precios presentan un comportamiento estacionario, se procede a hacer la estimación de un modelo de vectores autorregresivos con las variables. Para seleccionar el orden del modelo VAR se necesita ver cuál es el rezago óptimo de acuerdo con los criterios de información, tal como se hace en el Anexo 1. En dicha prueba, se indica que la mejor alternativa de modelo VAR es el modelo VAR (4) de acuerdo con el criterio de LR. Se decidió que el modelo VAR (4), el cual se encuentra en el Anexo 2, considerara una constante, debido a que su inclusión mejora los criterios de información en comparación al modelo sin constante.

De acuerdo con las pruebas de significancia individual del modelo, puede observarse que no todos los coeficientes son estadísticamente significativos; sin embargo, al tratarse de un modelo endógeno, empíricamente no se toman en cuenta debido a que no afectan los resultados del análisis, por lo que realmente importa que cumpla con las características deseadas de los residuos de la regresión.

Sin embargo, antes de realizar las pruebas sobre el cumplimiento de los supuestos de los residuos y la estabilidad del modelo, se procedió a realizar en primer lugar la prueba de cointegración de Johansen para encontrar evidencia de que existen ecuaciones de cointegración dentro de los procesos estocásticos a analizar. En el Anexo 3, se muestra evidencia a través de la prueba de cointegración de Johansen que existen, al menos, 2 ecuaciones de cointegración con tendencia lineal y con intercepto, de acuerdo con el criterio de Akaike. Se procedió a realizar un modelo VEC(4) con 2 ecuaciones de cointegración con tendencia lineal y con un intercepto. El modelo VEC(4), el cual se encuentra en el Anexo 4, presenta fuertes significancias estadísticas en las ecuaciones de cointegración, pero presenta diversas significancias estadísticas en los rezagos de las variables, sin embargo, al ser un modelo con variables endógenas no se toman en cuenta como en el modelo VAR(4). Asimismo, se realizaron todas las pruebas sobre los supuestos de los errores y

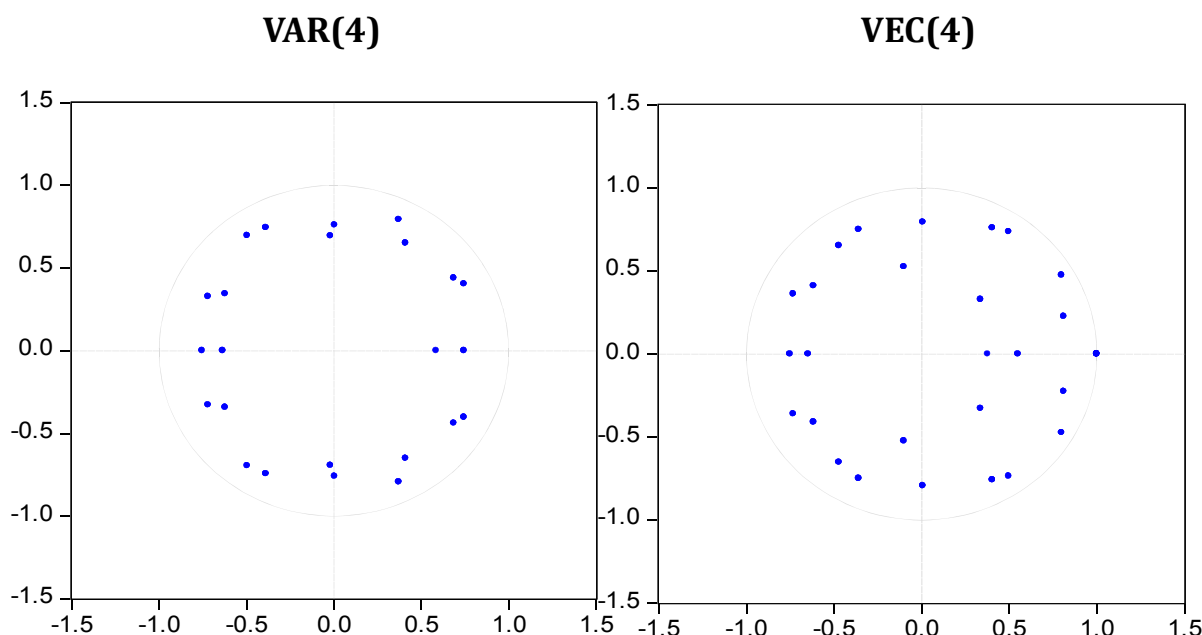
sobre la estabilidad de los modelos propuestos para comprobar que el modelo es mejor para el análisis de los precios de las criptomonedas en relación con el cumplimiento de los supuestos de sus residuos.

Por lo cual, se procedió a realizar la prueba de estabilidad y las pruebas de diagnóstico sobre los residuos de los modelos seleccionados. Los supuestos que se busca demostrar para los fines de la investigación son la existencia de normalidad, la no autocorrelación y la homocedasticidad sobre los residuos del modelo, además de que éste tenga un comportamiento estable, es decir, que sus resultados no diverjan de la media.

3.1. Prueba de Estabilidad de raíces unitarias

La primera prueba realizada determina la estabilidad de ambos modelos por separado. La prueba del círculo unitario buscó comprobar si existe un comportamiento explosivo en alguno de los modelos, es decir, si divergen las estimaciones y si éstas arrojan, se ser el caso, resultados no confiables para el análisis y el pronóstico de las series.

Gráfica 2. Gráficas sobre las raíces unitarias en el círculo unitario de ambos modelos



Fuente: elaboración propia con datos de los precios de investing.com.

De acuerdo con la prueba del círculo unitario en la Gráfica 2, el modelo VAR presenta todas sus raíces dentro del círculo unitario, de tal forma que existe evidencia que las estimaciones son confiables, ya que convergerán a una media constante.

3.2. Prueba de Autocorrelación con los multiplicadores de Lagrange

En la Tabla 3 se puede comprobar, a través de la prueba de autocorrelación con los multiplicadores de Lagrange aplicada a siete rezagos, que los residuos de las series de ambos modelos no presentan importantes autocorrelaciones en ningún rezago, de tal forma que ninguno de los modelos propuestos presenta un importante problema de autocorrelación serial en sus correspondientes residuos, favoreciendo que las estimaciones sean eficientes.

Tabla 3. Prueba de autocorrelación con los multiplicadores de Lagrange

Rezagos	VAR(4)		VEC(4)	
	Estadístico LM	Probabilidad	Estadístico LM	Probabilidad
1	29.64782	0.7636	38.19820	0.3699
2	26.46429	0.8772	43.55579	0.1808
3	29.50377	0.7695	44.91503	0.1464
4	28.62800	0.8041	46.27834	0.1172
5	41.50933	0.2430	37.38651	0.4053
6	17.75517	0.9954	29.85128	0.7551
7	42.66110	0.2065	28.96048	0.7913

Fuente: elaboración propia con datos de los Precios de investing.com.

3.3. Prueba de Normalidad multivariada

El supuesto de la distribución normal de los residuos de los modelos es uno de los supuestos más importantes al aplicar modelos estadísticos, debido a que ayuda a contrastar, de manera general, los demás supuestos. Esta condición es determinante para comprobar la significancia estadística de las variables, así como para la obtención de parámetros, ya que de éstas dependerá el uso de pruebas estadísticas basadas o relacionadas con la

distribución normal, como la distribución t-student, el F-statistic y el Chi cuadrado.

La prueba estadística de Jarque Bera, y en el caso específico de series temporales multivariadas la prueba Jarque-Bera multivariada, ayuda a detectar si existe normalidad en las variables del estudio.

De acuerdo con la prueba de Normalidad Multivariada, mostrada en la Tabla 4, se muestra que de manera conjunta, con una probabilidad del 20% para el caso del modelo VAR y del 42% para el caso del modelo VEC, ambos mayores al nivel de significancia del 5%, existe evidencia estadística para que no se rechace la hipótesis nula de normalidad en los residuos, de tal manera que los modelos presentan residuos que se distribuyen de manera normal a lo largo del periodo de estimación.

Tabla 4. Prueba de Normalidad Multivariada con el estadístico Jarque-Bera

Componente	VAR(4)		VEC(4)	
	Estadístico Jarque-Bera	Probabilidad	Estadístico Jarque-Bera	Probabilidad
1	2.648996	0.2659	2.730157	0.2554
2	1.203395	0.5479	0.010221	0.9949
3	2.442727	0.2948	1.264322	0.5314
4	2.603316	0.2721	3.149948	0.2070
5	0.514506	0.7732	0.395310	0.8207
6	6.280129	0.0433	4.686681	0.0960
Conjunto	15.69307	0.2057	12.23664	0.4269

Fuente: elaboración propia con datos de los precios de investing.com.

3.4. Prueba de Heterocedasticidad

Para contrastar el supuesto de que los residuos son homocedásticos, es decir, que presentan una varianza constante durante el periodo comprendido del estudio, se utilizó la prueba White sin términos cruzados, obteniendo, con una probabilidad mayor al 5% del nivel de significancia para ambos modelos, ninguno presentó un comportamiento heterocedástico ya que no existen va-

riaciones importantes en la varianza de los residuos, y se mantiene constante a lo largo del periodo.

Una vez comprobados los principales supuestos de los residuos de ambos modelos, se puede contrastar que ambos son eficientes para analizar y pronosticar el comportamiento de las variaciones de los precios de las criptomonedas de manera simultánea. Por tanto, se procedió a analizar la existencia de la relación entre los precios a través de las pruebas de causalidad de Granger y las funciones de impulso-respuesta para ambos modelos, para determinar todas las posibles relaciones causa-efecto entre las criptomonedas.

Tabla 5. Prueba de Heterocedasticidad White con términos cruzados conjunta

Test conjunto con términos cruzados:		VAR(4)		VEC(4)
Estadístico Chi Cuadrado	Df	Probabilidad	Df	Probabilidad
1032.734	1008	0.2873		0.3167

Fuente: elaboración propia, con datos de los Precios de investing.com.

4. Análisis de Causalidad e Impulso-Respuesta

4.1. Prueba de Causalidad de Granger

La prueba de causalidad de Granger es de mucha utilidad cuando se busca analizar las relaciones causa-efecto entre las variables. De manera más específica, el estadístico busca contrastar si los valores de una variable en el pasado resultan útiles para predecir el comportamiento de otra variable, añadiendo a su vez poder explicativo de la variable. El contraste consiste en analizar si es estadísticamente significativo el bloque de rezagos de la variable Z en una ecuación de la variable Y, y la hipótesis nula se refiere a que la variable Z no causa, en el sentido de Granger, a la variable Y. Enders (1995) advierte, sin embargo, que es importante tener en cuenta que la causalidad de Granger es algo muy diferente a una prueba de exogeneidad, ya que la causalidad de Granger se refiere sólo a los efectos de valores pasados.

La prueba se realizó tanto sobre el modelo VAR como el modelo VEC, para poder buscar tanto las relaciones causales que cada modelo aporta de manera individual, así como las relaciones causales en las cuales ambos modelos coinciden, contrastando, con mayor evidencia, que esas relaciones son las más importantes a considerar en los resultados de la investigación.

Al realizar la prueba de causalidad de Granger para el modelo VAR(4) en la Tabla 6, es importante observar que se rechaza la hipótesis de no causalidad en el sentido de Granger de manera unidireccional en los casos del Ethereum-Dash, Litecoin-Dash, Ripple-Dash y Ripple-Litecoin, de tal forma que se cuenta con evidencia de que tanto el Ethereum, el Litecoin y el Ripple causan las variaciones en el Dash, mientras que a su vez, Ripple también interviene en el comportamiento del Litecoin. De igual manera, de acuerdo con la misma prueba, existe evidencia de que tanto el Ethereum como el Ripple tienen un importante efecto sobre el comportamiento de todas las criptomonedas en su conjunto, siendo estas probabilidades menores al nivel de significancia del 5%. Por último, también existe evidencia de que el Bitcoin y el Dash mantienen una relación bilateral de acuerdo con la prueba de causalidad.

Para el caso de la prueba de causalidad en el modelo de corrección de errores se tienen algunas modificaciones de acuerdo con los resultados de la prueba. Existe evidencia de una relación de causalidad en el sentido de Granger en los casos del Dash-Etherum, Dash-Zcash, Ethereum-Zcash, Litecoin-Dash, Ripple-Dash y Ripple-Litecoin, de tal manera que tanto el Litecoin como el Ripple causan el comportamiento del Dash, tanto el Ethereum como el Dash intervienen en el comportamiento del Zcash, el Dash interviene en el comportamiento del Ethereum y el Ripple causa en el sentido de Grange al Litecoin.

Por otro lado, tanto el Ethereum como el Ripple tienen una fuerte influencia en el comportamiento de todas las criptomonedas en su conjunto, ya que en ambas pruebas se obtuvieron p-values menores al nivel de significancia de 0.05.

Por último, para ambos modelos se logra apreciar la fuerte interrelación que tienen tanto el Ethereum como el Ripple respecto a todas las demás criptomonedas, de tal forma que éstas son las criptomonedas que mejor explican las variaciones en los precios de todas las criptomonedas en conjunto, motivo por el cual son las criptodivisas que se deben monitorear de una manera más exhaustiva si se busca encontrar un patrón de variación sobre los rendimientos de las criptodivisas de manera conjunta.

Tabla 6
Prueba de Causalidad de Granger VAR(4)

DLBITCOIN		DLDASH		DLLETERUM		DLRITECOIN		DLRIPPLE		DLZCASH	
Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.
DLDASH	9.9474464	0.0413	DLDASH	10.33823	0.0351	DLDASH	3.39396	0.4942	DLLETERUM	12.76322	0.0125
DLLETERUM	5.687881	0.2237	DLLETERUM	4.838149	0.3043	DLLETERUM	6.675664	0.1541	DLRITECOIN	6.675664	0.1541
DLRITECOIN	2.697541	0.6096	DLRITECOIN	3.030627	0.5527	DLRITECOIN	7.357651	0.1182	DLRIPPLE	7.357651	0.1182
DLRIPPLE	2.096054	0.7181	DLRIPPLE	0.809787	0.9371	DLRIPPLE	4.578278	0.3334	DLZCASH	4.578278	0.3334
DLZCASH	2.750711	0.6004	DLZCASH	4.651021	0.325						
Conjunto	25.94402	0.1677	Conjunto	15.7375	0.6699	Conjunto	39.82499	0.0053	Conjunto	39.82499	0.0053
DLRITECOIN			DLRIPPLE			DLZCASH					
Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.
DLDASH	6.690491	0.1532	DLDASH	0.735448	0.9469	DLDASH	4.493859	0.3433	DLLETERUM	3.647911	0.4557
DLLETERUM	10.80105	0.0289	DLLETERUM	10.81984	0.0281	DLLETERUM	1.316111	0.8586	DLRITECOIN	1.316111	0.8586
DLRITECOIN	2.684118	0.612	DLRITECOIN	5.284649	0.2593	DLRITECOIN	5.118052	0.2754	DLRIPPLE	5.118052	0.2754
DLRIPPLE	6.090339	0.1925	DLRIPPLE	12.3506	0.0149	DLRIPPLE	4.129534	0.3888	DLZCASH	4.129534	0.3888
DLZCASH	2.765916	0.5977	DLZCASH	6.040054	0.1962						
Conjunto	21.19189	0.3859	Conjunto	42.66104	0.0023	Conjunto	16.38505	0.6925	Conjunto	16.38505	0.6925

Fuente: elaboración propia.

Tabla 7. Prueba de Causalidad de Granger para el modelo VEC(4)

DLBITCOIN Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	DLDASH Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	DLETHERUM Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.
DLDASH	8.694787	0.0692	DLDASH	6.807872	0.1464	DLDASH	2.674263	0.6137
DLETHERUM	3.464406	0.4833	DLETHERUM	10.09073	0.0389	DLETHERUM	6.796269	0.1471
DLLITECOIN	3.119501	0.538	DLLITECOIN	2.76019	0.5987	DLLITECOIN	4.144487	0.3868
DLRIPPLE	1.995487	0.7366	DLRIPPLE	1.10681	0.8932	DLRIPPLE	3.365298	0.4987
DLZCASH	2.070558	0.7228	DLZCASH	9.559629	0.0485	DLZCASH	9.41794	0.0515
Conjunto	22.7369	0.3019	Conjunto	21.5021	0.3681	Conjunto	41.79424	0.0029
DLLITECOIN Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	DLRIPPLE Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.	DLZCASH Excluida.	Estadístico Chi.	Probabilidad.
DLDASH	6.765135	0.1488	DLDASH	0.676428	0.9542	DLDASH	1.90903	0.7525
DLETHERUM	10.99411	0.0266	DLETHERUM	14.64375	0.0055	DLETHERUM	5.160704	0.2712
DLLITECOIN	2.742027	0.6019	DLLITECOIN	3.35464	0.5003	DLLITECOIN	2.780984	0.5951
DLRIPPLE	5.12899	0.2743	DLRIPPLE	14.42853	0.006	DLRIPPLE	3.611329	0.4612
DLZCASH	2.393899	0.6637	DLZCASH	8.036651	0.0902	DLZCASH	2.248905	0.6901
Conjunto	19.86584	0.4663	Conjunto	48.94763	0.0003	Conjunto	16.88988	0.6601

Fuente: elaboración propia.

4.2. Función de impulso-respuesta

De acuerdo con Ballabriga (1991), los ejercicios típicos que suelen realizarse con este tipo de modelos son útiles para el análisis de las interacciones dinámicas que caracterizan al sistema estimado. Uno de éstos es la simulación del efecto de *shock* en las distintas perturbaciones aleatorias del sistema, el cual se puede calcular como la función impulso-respuesta.

La función impulso-respuesta muestra la respuesta que tendrán las variables endógenas del modelo en el sistema ante cambios en los errores de las mismas variables del modelo. Estos cambios en los errores de las variables, conocidos también como *shocks*, pueden afectar directamente a las propias variables y se transmitirán al resto de variables explicadas, debido a la propia estructura dinámica del modelo.

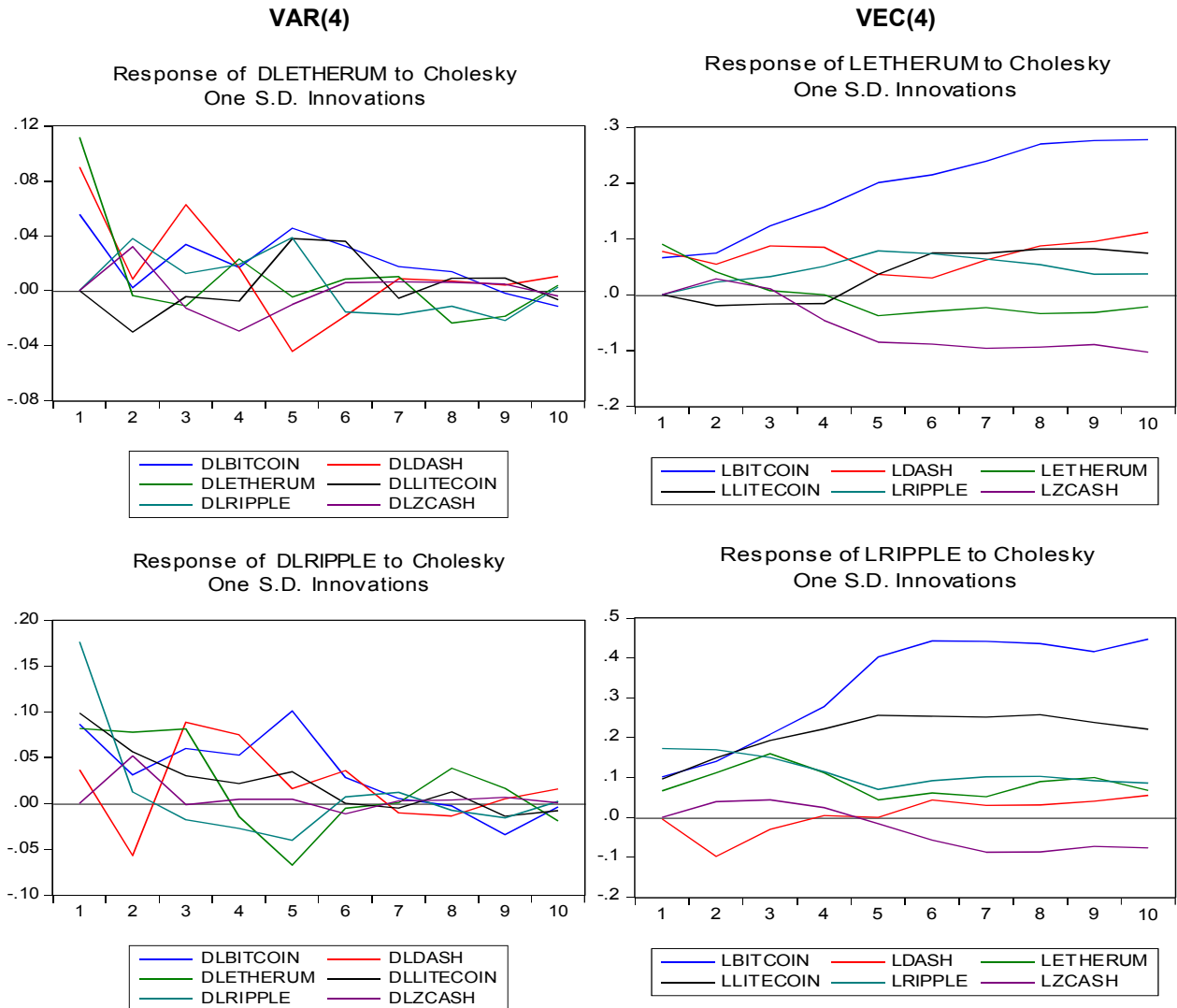
Para efectos de la investigación, se considerarán sólo las funciones de impulso-respuesta de las criptomonedas que contengan la mayor información necesaria para explicar el comportamiento de las demás (es decir, el Ethereum y el Ripple) para revisar con mayor profundidad los efectos de los shocks sobre las demás variables.

Como se logra apreciar en la Gráfica 3, tanto en el modelo VAR como en el modelo VEC las fluctuaciones producto de las innovaciones o *shocks* del Ethereum y el Ripple son bastante significativas, de tal manera que afectan pronunciadamente a las respuestas de todas las variables del modelo en los primeros periodos, hasta que estos mismos se normalizan a partir del sexto periodo. Por otra parte, en el modelo VAR se aprecia que después de, al menos, diez periodos, las respuestas de las variables se estabilizan hasta llegar a ser estadísticamente cercanas a cero, cosa que no ocurre con el modelo VEC, probablemente debido al comportamiento detonante que presenta por la raíz unitaria que se comprobó, de tal forma que sus pronósticos resultan ser explosivos.

Conclusiones

El objetivo de la investigación, es demostrar que las variaciones en los precios de las criptomonedas están relacionadas entre sí, de tal forma que cuando los precios de algunas de éstas varían, los demás precios también fluctúan en relación con la variación de la criptomoneda en cuestión, demostrando que existe un comportamiento sistemático y/o una relación a largo plazo en los precios de las criptodivisas.

Grafica 3. Funciones Impulso-Respuesta combinadas del Ethereum y el Ripple de los modelos VAR(4) y VEC(4)



Fuente: elaboración propia.

Haciendo uso de las pruebas de Causalidad, la prueba de Cointegración de Johansen y la función de Impulso-Respuesta, se demostró que existen importantes interrelaciones, a corto y largo plazo, entre los precios de las principales criptomonedas del momento, haciendo hincapié en que monitoreando el comportamiento de las variaciones tanto del Ethereum como del Ripple se explica en mayor medida el comportamiento de todas las criptomonedas en su conjunto, ya que existe evidencia estadística tanto de que estas criptomonedas determinan, en el sentido de Grange, los precios de las

demás, así como que las innovaciones o *shocks* en los errores que las mismas puedan provocar importantes impulsos en las variaciones de las demás criptomonedas. Estos resultados contrastan la hipótesis sobre la relación entre las variaciones de precios de las criptomonedas, demostrando que gran parte de las fuertes relaciones que continuamente presentan en sus precios son causados por las variaciones de otras criptomonedas, con un comportamiento más volátil e inestable que las divisas, pero que responden a los mismos incentivos y movimientos entre la oferta y la demanda de las mismas.

Referencias bibliográficas

- Ballabriga, F.C. (1991). "Instrumentos de la Metodología VAR". Documento de Trabajo nº 9108, Banco de España, Servicio de Estudios.
- Box, G.P. y Jenkins, G.M. (1975). "Time Series Analisis: Forecasting and Control". San Francisco: Holden-Day.
- Brooks, Chris (2002). *Introductory econometrics for finance*. USA: Cambridge University Press.
- Enders, W. (1995). *Applied Econometric Times Series*. John Wiley & Sons, Inc. United States.
- Granger, Clive W.J (1986). *Developments in the study of cointegrated econometric methodology*. Londres: Academic Press.
- Gujarati, Damodar N. Porter, Dawn C. (2010). *Econometría*. México: The McGraw-Hill.
- Márquez, Santiago Solís. (2016). *Bitcoin. Guía completa de la moneda del futuro*. España: Editorial ra-ma.
- Mills, Terence C. (1991). *Time Series Techniques for Economists*. USA: Cambridge University Press.
- Seux, Johan. (2015). *Teoría y práctica de la econometría financiera*. Volumen 2, México: Editorial Digital.
- Sims. Christopher (1980). "Macroeconomic and Reality". *Econometrica, Journal of the Econometric Society*.

Anexo 1

Prueba para seleccionar el orden del modelo VAR

VAR Lag Order Selection Criteria

Endogenous variables: DLBITCOIN DLDASH DLEETHERUM DLLITECOIN DLRIIPPLE DLZ-CASH

Exogenous variables: C

Date: 06/06/18 Time: 15:06

Sample: 10/17/2016 2/19/2018

Included observations: 64

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	153.5794	NA	4.00e-10*	-4.611855*	-4.409460*	-4.532121*
1	188.9051	62.92399	4.11e-10	-4.590785	-3.174017	-4.032648
2	212.2545	37.21307	6.28e-10	-4.195453	-1.564314	-3.158914
3	239.9834	38.99379	8.78e-10	-3.936981	-0.091471	-2.422040
4	285.9129	55.97655*	7.50e-10	-4.247277	0.812605	-2.253934
5	314.4428	29.42153	1.24e-09	-4.013839	2.260415	-1.542093

* indicates lag order selected by the criterion

LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)

FPE: Final prediction error

AIC: Akaike information criterion

SC: Schwarz information criterion

HQ: Hannan-Quinn information criterion

Anexo 2

Estimación del modelo VAR(4)

Vector Autoregression Estimates

Date: 06/06/18 Time: 10:29

Sample (adjusted): 11/21/2016 2/12/2018

Included observations: 65 after adjustments

Standard errors in () & t-statistics in []

	DLBITCOIN	DLDASH	DLEETHERUM	DLLITECOIN	DLRIPPLE	DLZCASH
DLBITCOIN(-1)	0.261248 (0.18789) [1.39044]	0.457811 (0.25911) [1.76688]	0.259438 (0.20272) [1.27977]	0.542666 (0.27618) [1.96492]	-0.040536 (0.31285) [-0.12957]	0.348260 (0.27900) [1.24825]
DLBITCOIN(-2)	0.196729 (0.19386) [1.01481]	0.482886 (0.26734) [1.80627]	0.261744 (0.20916) [1.25139]	0.172446 (0.28495) [0.60517]	-0.112806 (0.32279) [-0.34947]	0.499299 (0.28786) [1.73450]
DLBITCOIN(-3)	-0.162682 (0.20238) [-0.80386]	-0.210682 (0.27909) [-0.75490]	-0.086748 (0.21835) [-0.39728]	-0.398491 (0.29747) [-1.33958]	-0.241778 (0.33698) [-0.71749]	-0.027841 (0.30051) [-0.09265]
DLBITCOIN(-4)	-0.100283 (0.19604) [-0.51155]	0.330314 (0.27035) [1.22182]	0.006833 (0.21151) [0.03231]	-0.491037 (0.28816) [-1.70407]	-0.088119 (0.32642) [-0.26995]	-0.033568 (0.29110) [-0.11531]
DLDASH(-1)	-0.315147 (0.14209) [-2.21796]	0.143184 (0.19595) [0.73073]	0.056269 (0.15331) [0.36704]	-0.420622 (0.20886) [-2.01393]	-0.699699 (0.23659) [-2.95743]	-0.070519 (0.21099) [-0.33423]
DLDASH(-2)	0.367515 (0.15552) [2.36313]	0.262954 (0.21447) [1.22607]	0.518224 (0.16780) [3.08837]	0.635630 (0.22860) [2.78054]	0.382984 (0.25896) [1.47896]	0.365895 (0.23094) [1.58441]
DLDASH(-3)	-0.021739 (0.16941) [-0.12832]	0.094402 (0.23363) [0.40407]	0.182764 (0.18279) [0.99986]	-0.023115 (0.24902) [-0.09282]	0.134322 (0.28209) [0.47617]	-0.111652 (0.25157) [-0.44383]
DLDASH(-4)	-0.123410 (0.16210) [-0.76131]	-0.353168 (0.22355) [-1.57984]	-0.192135 (0.17490) [-1.09854]	-0.110126 (0.23828) [-0.46218]	-0.139870 (0.26992) [-0.51820]	-0.259239 (0.24071) [-1.07698]
DLEETHERUM(-1)	-0.193553 (0.21431) [-0.90313]	-0.391449 (0.29555) [-1.32449]	-0.343589 (0.23123) [-1.48590]	-0.119975 (0.31502) [-0.38085]	0.190547 (0.35685) [0.53397]	-0.094638 (0.31824) [-0.29738]

DLETHERUM(-2)	-0.085468 (0.21227) [-0.40263]	0.334363 (0.29273) [1.14221]	-0.154007 (0.22903) [-0.67243]	-0.094140 (0.31202) [-0.30171]	0.584668 (0.35345) [1.65416]	0.180925 (0.31521) [0.57399]
DLETHERUM(-3)	0.197790 (0.19557) [1.01135]	0.167524 (0.26970) [0.62115]	0.247366 (0.21101) [1.17229]	0.367172 (0.28747) [1.27726]	0.377178 (0.32564) [1.15826]	0.231542 (0.29041) [0.79730]
DLETHERUM(-4)	-0.289383 (0.16738) [-1.72892]	0.143386 (0.23082) [0.62120]	-0.177901 (0.18059) [-0.98510]	0.071405 (0.24603) [0.29023]	-0.337649 (0.27870) [-1.21152]	-0.022353 (0.24854) [-0.08994]
DLITECOIN(-1)	-0.151056 (0.15023) [-1.00551]	-0.325120 (0.20717) [-1.56934]	-0.390319 (0.16209) [-2.40807]	-0.245051 (0.22082) [-1.10973]	0.249155 (0.25014) [0.99605]	-0.389499 (0.22308) [-1.74604]
DLITECOIN(-2)	-0.158671 (0.16098) [-0.98564]	-0.063668 (0.22200) [-0.28679]	-0.186066 (0.17369) [-1.07124]	-0.061489 (0.23663) [-0.25985]	0.307037 (0.26805) [1.14544]	-0.342025 (0.23905) [-1.43079]
DLITECOIN(-3)	0.139515 (0.16956) [0.82280]	0.136364 (0.23383) [0.58317]	-0.034498 (0.18295) [-0.18857]	0.380383 (0.24924) [1.52618]	0.748225 (0.28233) [2.65014]	0.142851 (0.25178) [0.56735]
DLITECOIN(-4)	0.060676 (0.16811) [0.36093]	-0.088537 (0.23183) [-0.38190]	0.030651 (0.18138) [0.16898]	0.308531 (0.24710) [1.24859]	0.647786 (0.27992) [2.31421]	0.034215 (0.24963) [0.13706]
DLRIPPLE(-1)	0.073516 (0.10924) [0.67297]	0.086667 (0.15065) [0.57529]	0.228823 (0.11787) [1.94137]	0.155925 (0.16058) [0.97104]	0.093060 (0.18190) [0.51161]	0.324278 (0.16222) [1.99905]
DLRIPPLE(-2)	-0.035626 (0.10476) [-0.34008]	-0.072421 (0.14447) [-0.50131]	0.077559 (0.11303) [0.68619]	-0.279329 (0.15398) [-1.81402]	-0.261781 (0.17443) [-1.50077]	-0.060024 (0.15556) [-0.38587]
DLRIPPLE(-3)	0.091227 (0.10615) [0.85944]	0.059166 (0.14638) [0.40419]	0.100512 (0.11453) [0.87762]	-0.173985 (0.15603) [-1.11511]	-0.302413 (0.17674) [-1.71102]	0.093458 (0.15762) [0.59293]
DLRIPPLE(-4)	-0.087944 (0.09932) [-0.88546]	-0.055169 (0.13697) [-0.40279]	0.216636 (0.10716) [2.02159]	-0.071316 (0.14599) [-0.48850]	-0.225799 (0.16538) [-1.36536]	0.048332 (0.14748) [0.32771]
DLZCASH(-1)	0.181763 (0.15969) [1.13825]	0.169604 (0.22021) [0.77018]	0.252821 (0.17229) [1.46739]	0.355510 (0.23472) [1.51459]	0.408728 (0.26589) [1.53720]	0.003582 (0.23712) [0.01511]
DLZCASH(-2)	0.009707 (0.16802) [0.05777]	-0.354109 (0.23171) [-1.52825]	-0.025195 (0.18129) [-0.13898]	0.111493 (0.24697) [0.45144]	-0.060782 (0.27977) [-0.21726]	-0.206667 (0.24950) [-0.82833]

DLZCASH(-3)	-0.075061 (0.13523) [-0.55508]	-0.240239 (0.18648) [-1.28827]	-0.203986 (0.14590) [-1.39811]	-0.013724 (0.19877) [-0.06905]	-0.385687 (0.22516) [-1.71293]	-0.250091 (0.20080) [-1.24548]
DLZCASH(-4)	0.097877 (0.09299) [1.05257]	-0.001470 (0.12823) [-0.01146]	0.036510 (0.10033) [0.36390]	0.083048 (0.13668) [0.60760]	-0.016737 (0.15483) [-0.10810]	0.215461 (0.13808) [1.56041]
C	0.064997 (0.02797) [2.32389]	0.024949 (0.03857) [0.64685]	0.033071 (0.03018) [1.09592]	0.039835 (0.04111) [0.96894]	-0.007026 (0.04657) [-0.15087]	-0.003384 (0.04153) [-0.08148]
R-squared	0.408841	0.335567	0.538981	0.356633	0.570126	0.307954
Adj. R-squared	0.054146	-0.063092	0.262369	-0.029387	0.312201	-0.107273
Sum sq. resids	0.815938	1.551719	0.949857	1.762919	2.262200	1.799128
S.E. equation	0.142823	0.196959	0.154099	0.209936	0.237813	0.212081
F-statistic	1.152654	0.841740	1.948510	0.923871	2.210436	0.741651
Log likelihood	50.04764	29.15728	45.10851	25.01002	16.90561	24.34927
Akaike AIC	-0.770697	-0.127916	-0.618724	-0.000308	0.249058	0.020023
Schwarz SC	0.065606	0.708386	0.217579	0.835995	1.085361	0.856325
Mean dependent	0.041610	0.065187	0.072051	0.061354	0.075466	0.029003
S.D. dependent	0.146854	0.191025	0.179424	0.206917	0.286751	0.201546
Determinant resid covariance (dof adj.)	1.01E-10					
Determinant resid covariance	5.47E-12					
Log likelihood	289.3676					
Akaike information criterion	-4.288233					
Schwarz criterion	0.729584					

Anexo 3

Prueba de Cointegración de Johan

Tipo de tendencia: Numero de Ecuaciones de Cointegración	Ninguna		Lineal		Cuadrática
	Sin Intercepto Sin Tendencia	Con Intercepto Sin Tendencia	Con Intercepto Sin Tendencia	Con Intercepto Con Tendencia	Con Intercepto Con Tendencia
	Log Likelihood by Rank (rows) and Model (Columns)				
0	282.2983	282.2983	289.3676	289.3676	291.891
1	294.5105	302.0045	309.0138	315.5315	317.9931
2	304.9215	314.149	319.2794	333.0564	335.4873
3	314.4484	323.6841	328.7068	342.8901	345.2506
4	320.8625	331.5872	335.8056	351.45	353.3935
5	325.0497	337.6057	340.0185	357.3727	359.0782
6	325.3911	341.665	341.665	361.5758	361.5758
	Akaike Information Criteria by Rank (rows) and Model (columns)				
0	-4.2553331	-4.2553331	-4.288233	-4.288233	-4.181261
1	-4.261861	-4.461677	-4.5235	-4.693277	-4.615171
2	-4.212968	-4.435355	-4.470135	-4.832504*	-4.784224
3	-4.136875	-4.328741	-4.390979	-4.735981	-4.715404
4	-3.965	-4.171913	-4.240171	-4.598461	-4.596722
5	-3.724606	-3.957098	-4.000568	-4.380699	-4.402407
6	-3.365879	-3.681999	-3.681999	-4.110024	-4.110024
	Schwarz Criteria by Rank (rows) and Model (columns)				
0	0.561773*	0.561773*	0.729584	0.729584	1.037268
1	0.956668	0.790305	0.895742	0.759417	1.004783
2	1.406987	1.251504	1.350532	1.055068	1.237156
3	1.884505	1.792996	1.831113	1.587368	1.707402
4	2.457806	2.384701	2.383347	2.158866	2.227509
5	3.099624	3.034393	3.024375	2.811505	2.823249
6	3.859777	3.744369	3.744369	3.517057	3.517057

Anexo 4

Estimación del modelo VEC(4) con tendencia lineal e intercepto

Vector Error Correction Estimates

Date: 06/06/18 Time: 10:39

Sample (adjusted): 11/21/2016 2/12/2018

Included observations: 65 after adjustments

Standard errors in () & t-statistics in []

Cointegrating Eq:	CointEq1	CointEq2
LBITCOIN(-1)	1.000000	0.000000
LDASH(-1)	0.000000	1.000000
LETHENUM(-1)	0.528199	-1.158151
	(0.09222)	(0.16560)
	[5.72754]	[-6.99374]
LLITECOIN(-1)	-0.118179	0.066442
	(0.18234)	(0.32743)
	[-0.64811]	[0.20292]
LRIPPLE(-1)	0.081412	0.728011
	(0.11380)	(0.20434)
	[0.71542]	[3.56271]
LZCASH(-1)	-0.887985	-0.774514
	(0.14010)	(0.25158)
	[-6.33808]	[-3.07861]
@TREND(10/17/16)	-0.054515	-0.019587
	(0.00694)	(0.01247)
	[-7.85040]	[-1.57081]
C	-3.495960	6.745775

Error Correction:	DLBITCOIN	DLDASH	DLETHENUM	DLLITECOIN	DLRIPPLE	DLZCASH
CointEq1	-0.267558	1.095868	0.051811	0.265743	0.307922	0.782412
	(0.29090)	(0.35635)	(0.27528)	(0.43095)	(0.46712)	(0.39554)
	[-0.91977]	[3.07528]	[0.18822]	[0.61664]	[0.65920]	[1.97807]
CointEq2	0.032170	-0.205055	0.392075	-0.185328	0.255174	0.058023
	(0.16578)	(0.20308)	(0.15688)	(0.24560)	(0.26621)	(0.22542)
	[0.19405]	[-1.00970]	[2.49918]	[-0.75459]	[0.95854]	[0.25740]
D(LBITCOIN(-1))	0.405764	-0.147770	0.305746	0.370522	-0.152352	-0.045974
	(0.25694)	(0.31475)	(0.24314)	(0.38064)	(0.41258)	(0.34937)
	[1.57924]	[-0.46949]	[1.25749]	[0.97342]	[-0.36926]	[-0.13159]

D(LBITCOIN(-2))	0.354699 (0.26768) [1.32507]	-0.173578 (0.32791) [-0.52934]	0.282504 (0.25331) [1.11525]	-0.004226 (0.39656) [-0.01066]	-0.256937 (0.42984) [-0.59775]	0.056961 (0.36398) [0.15649]
D(LBITCOIN(-3))	-0.033166 (0.25978) [-0.12767]	-0.757310 (0.31822) [-2.37980]	-0.024054 (0.24583) [-0.09785]	-0.560928 (0.38485) [-1.45754]	-0.326442 (0.41714) [-0.78257]	-0.373066 (0.35323) [-1.05616]
D(LBITCOIN(-4))	-0.018164 (0.22726) [-0.07992]	-0.023355 (0.27840) [-0.08389]	0.085075 (0.21506) [0.39559]	-0.608852 (0.33668) [-1.80839]	-0.113563 (0.36494) [-0.31118]	-0.237757 (0.30902) [-0.76939]
D(LDASH(-1))	-0.276093 (0.17007) [-1.62344]	0.037590 (0.20833) [0.18043]	-0.246730 (0.16093) [-1.53311]	-0.345647 (0.25195) [-1.37191]	-0.961377 (0.27309) [-3.52037]	-0.297539 (0.23125) [-1.28667]
D(LDASH(-2))	0.373725 (0.18065) [2.06878]	0.284611 (0.22130) [1.28611]	0.261087 (0.17095) [1.52728]	0.728015 (0.26762) [2.72029]	0.188083 (0.29008) [0.64837]	0.250003 (0.24564) [1.01777]
D(LDASH(-3))	0.003047 (0.17285) [0.01763]	0.004734 (0.21174) [0.02236]	0.113562 (0.16357) [0.69428]	-0.022933 (0.25607) [-0.08956]	0.058551 (0.27756) [0.21095]	-0.208725 (0.23503) [-0.88807]
D(LDASH(-4))	-0.117556 (0.16872) [-0.69674]	-0.395872 (0.20668) [-1.91535]	-0.091508 (0.15966) [-0.57314]	-0.155126 (0.24995) [-0.62062]	-0.071956 (0.27093) [-0.26559]	-0.237501 (0.22942) [-1.03523]
D(LEETHERUM(-1))-0.055066	(0.26270) [-0.20962]	(0.32180) [-2.97381]	(0.24859) [-1.52695]	(0.38917) [-0.65264]	(0.42183) [0.05793]	(0.35720) [-1.40850]
D(LEETHERUM(-2))0.060904	(0.25888) [0.23526]	(0.31713) [-0.78784]	(0.24498) [-1.08383]	(0.38352) [-0.54102]	(0.41571) [0.85445]	(0.35201) [-0.79220]
D(LEETHERUM(-3))0.264240	(0.20830) [1.26856]	(0.25517) [-0.38373]	(0.19711) [1.00418]	(0.30859) [1.02160]	(0.33448) [0.81882]	(0.28323) [0.08213]
D(LEETHERUM(-4))-0.214120	(0.20035) [-1.06872]	(0.24543) [-0.75100]	(0.18959) [-0.45788]	(0.29681) [-0.14836]	(0.32172) [-1.07780]	(0.27243) [-0.74182]
D(LLITECOIN(-1))-0.186958	(0.15678) [-1.19248]	(0.19205) [-1.04079]	(0.14836) [-1.78492]	(0.23226) [-1.09809]	(0.25175) [1.49925]	(0.21318) [-1.12225]
D(LLITECOIN(-2))-0.197497	(0.16751) [-1.17901]	(0.20520) [0.45472]	(0.15852) [-1.05614]	(0.24816) [-0.10966]	(0.26898) [1.33795]	(0.22777) [-0.98449]

D(LLITECOIN(-3))	0.102368	0.290340	-0.037243	0.421105	0.783685	0.247683
	(0.17647)	(0.21617)	(0.16699)	(0.26143)	(0.28337)	(0.23995)
	[0.58010]	[1.34309]	[-0.22302]	[1.61078]	[2.76560]	[1.03223]
D(LLITECOIN(-4))	0.024939	0.055476	0.050391	0.339089	0.698320	0.143615
	(0.17371)	(0.21279)	(0.16438)	(0.25734)	(0.27894)	(0.23620)
	[0.14357]	[0.26071]	[0.30655]	[1.31766]	[2.50349]	[0.60803]
D(LRIPPLE(-1))	0.095370	0.064469	-0.141215	0.275081	-0.200447	0.120684
	(0.16392)	(0.20081)	(0.15512)	(0.24284)	(0.26322)	(0.22289)
	[0.58180]	[0.32105]	[-0.91036]	[1.13275]	[-0.76151]	[0.54144]
D(LRIPPLE(-2))	-0.032734	-0.037906	-0.174959	-0.185180	-0.449946	-0.164695
	(0.13863)	(0.16982)	(0.13119)	(0.20537)	(0.22261)	(0.18850)
	[-0.23612]	[-0.22321]	[-1.33367]	[-0.90167]	[-2.02123]	[-0.87371]
D(LRIPPLE(-3))	0.110482	0.014535	-0.089257	-0.121470	-0.461052	-0.033890
	(0.12225)	(0.14975)	(0.11568)	(0.18110)	(0.19630)	(0.16622)
	[0.90377]	[0.09706]	[-0.77158]	[-0.67073]	[-2.34871]	[-0.20388]
D(LRIPPLE(-4))	-0.068361	-0.100890	0.025413	-0.018592	-0.385836	-0.080507
	(0.11644)	(0.14264)	(0.11019)	(0.17250)	(0.18698)	(0.15833)
	[-0.58709]	[-0.70731]	[0.23064]	[-0.10778]	[-2.06355]	[-0.50849]
D(LZCASH(-1))	0.031408	0.729092	0.588104	0.386948	0.806371	0.560175
	(0.21305)	(0.26098)	(0.20161)	(0.31562)	(0.34211)	(0.28969)
	[0.14742]	[2.79365]	[2.91708]	[1.22599]	[2.35707]	[1.93371]
D(LZCASH(-2))	-0.137265	0.177564	0.385296	0.110359	0.388620	0.369001
	(0.22252)	(0.27259)	(0.21057)	(0.32965)	(0.35732)	(0.30257)
	[-0.61686]	[0.65140]	[1.82977]	[0.33477]	[1.08760]	[1.21956]
D(LZCASH(-3))	-0.145761	0.005308	0.048967	-0.035638	-0.128797	0.048020
	(0.15765)	(0.19312)	(0.14919)	(0.23356)	(0.25316)	(0.21437)
	[-0.92456]	[0.02748]	[0.32823]	[-0.15259]	[-0.50876]	[0.22401]
D(LZCASH(-4))	0.097311	0.008761	-0.006402	0.100176	-0.047647	0.200685
	(0.09527)	(0.11671)	(0.09016)	(0.14114)	(0.15299)	(0.12955)
	[1.02139]	[0.07507]	[-0.07101]	[0.70974]	[-0.31144]	[1.54913]
C	0.023723	0.181891	0.106864	0.055490	0.088746	0.142438
	(0.04712)	(0.05773)	(0.04459)	(0.06981)	(0.07567)	(0.06408)
	[0.50341]	[3.15089]	[2.39641]	[0.79485]	[1.17278]	[2.22294]
R-squared	0.426906	0.491740	0.656206	0.366449	0.612420	0.437447
Adj. R-squared	0.034789	0.143984	0.420978	-0.067033	0.347233	0.052543
Sum sq. resids	0.791004	1.186992	0.708333	1.736022	2.039629	1.462481
S.E. equation	0.144277	0.176739	0.136530	0.213740	0.231677	0.196179

F-statistic	1.088721	1.414037	2.789661	0.845361	2.309393	1.136509
Log likelihood	51.05629	37.86537	54.64389	25.50971	20.27163	31.08222
Akaike AIC	-0.740194	-0.334319	-0.850581	0.045855	0.207027	-0.125607
Schwarz SC	0.163013	0.568888	0.052626	0.949062	1.110234	0.777600
Mean dependent	0.041610	0.065187	0.072051	0.061354	0.075466	0.029003
S.D. dependent	0.146854	0.191025	0.179424	0.206917	0.286751	0.201546
<hr/>						
Determinant resid covariance (dof adj.)	3.58E-11					
Determinant resid covariance	1.43E-12					
Log likelihood	333.0564					
Akaike information criterion	-4.832504					
Schwarz criterion	1.055068					
<hr/>						