

Óscar García López

¿Puede Google predecir Bitcoin?

Pistas sobre un posible efecto Pigmalión y burbuja especulativa

TRABAJO DE FINAL DE GRADO

Grado de Economía



FACULTAT D'ECONOMIA i EMPRESA
Universitat Rovira i Virgili

Reus

Junio 2021

ÍNDICE

1. Síntesis, título y palabras clave.....	3
2. Presentación	5
3. Introducción	7
4. Literatura previa	10
5. Datos	11
6. Metodología.....	14
7. Resultados.....	15
8. Conclusiones.....	29
9. Referencias bibliográficas	31

1. Síntesis, título y palabras clave

¿Puede Google predecir Bitcoin? Pistas sobre un posible efecto Pigmalión y burbuja especulativa.

Palabras clave: Criptomonedas, Google Trends, Burbuja.

Este trabajo estudia la conexión entre el número de búsquedas diarias en Google de términos asociados al Blockchain, y el precio de las criptomonedas, hallando evidencias de la relación positiva entre ambas magnitudes. Para ello, construye un índice que representa el volumen de búsquedas en Google y lo contrasta contra el valor de nueve criptomonedas. Por otra parte, confirma mediante un análisis de sección cruzada una fuerte correlación entre los cambios de valor entre Ethereum y Bitcoin. Además, halla evidencia de un efecto arrastre unidireccional de Bitcoin para con Ethereum. Estas relaciones pueden suponer indicios de un proceso burbuja en el mercado de criptomonedas.

Can Google predict Bitcoin? Clues about a possible Pigmalion effect and speculative bubble.

Keywords: Cryptocurrency, Google Trends, Bubble.

This work studies the connection between the number of daily searches on Google for terms associated with Blockchain, and the price of cryptocurrencies, finding evidence of a positive relationship between both magnitudes. To do this, it builds an index that represents the volume of searches on Google and compares it against the value of nine cryptocurrencies. On the other hand, it confirms through a cross-section analysis a strong correlation between the value changes between Ethereum and Bitcoin. In addition, it finds evidence of a one-way carry-over effect of Bitcoin towards Ethereum. These relationships can be indications of a bubbling process in cryptocurrencies market.

Pot Google predir Bitcoin? Pistes sobre un possible efecte Pigmalion i bombolla especulativa.

Paraules clau: Criptomonedes, Google Trends, Bombolla.

Aquest treball estudia la connexió entre el nombre de cerques diàries en Google de termes associats al Blockchain, i el preu de les criptomonedes, trobant evidències de la relació positiva entre totes dues magnituds. Per fer això, construeix un índex que representa el volum de cerques en Google i el contrasta contra el valor de nou criptomonedes. D'altra banda, confirma mitjançant una anàlisi de secció creuada una

forta correlació entre els canvis de valor entre Ethereum i Bitcoin. A més, troba evidència d'un efecte arrossegament unidireccional de Bitcoin envers Ethereum. Aquestes relacions poden suposar indicis d'un procés bombolistic en mercat de criptomonedes.

2. Presentación

Para la realización de este trabajo de fin de grado quería estudiar más a fondo el comportamiento del mercado de criptomonedas. Para mí, una persona interesada en la teoría monetaria y la historia económica, el reto que han planteado las criptomonedas, especialmente Bitcoin, me parece especialmente interesante. Hasta ahora, los sistemas monetarios modernos han tenido dos fuentes de valor mayoritariamente aceptadas: una de ellas es el respaldo en bienes reales como el oro, mientras que la otra ha sido la tesis planteada por los chartaristas y neochartaristas de la teoría monetaria moderna, donde el dinero fiat sería un pasivo del estado contra los contribuyentes. Si nos fijamos, ambos tipos de fuentes originales de valor del dinero pueden encajarse dentro de la teoría regresiva de Mises, existiendo para cada moneda una funcionalidad o valor intrínseco original que la acaba llevando a ser aceptada comúnmente como método de cambio ultra líquido y estable en el corto-medio plazo. No obstante, la tecnología tras Bitcoin parece suponer un revés contra las teorías establecidas, ya que Bitcoin no ha presentado, de momento, otra fuente de valor original más que las propias expectativas depositadas en su moneda.

En junio de 2021, conocíamos la primera noticia en la que un país adoptaba el Bitcoin como moneda de curso legal. El primer ministro de El Salvador, Nayib Bukele, fue el encargado de anunciar al mundo este paso adelante en favor del sistema Bitcoin en su país. De ser esta medida adoptada por el resto de países, cosa difícilmente imaginable a corto plazo, dados los incentivos hacia el control de la política monetaria de los diferentes burócratas internacionales, Bitcoin podría asentarse en un marco chartarista que le otorgaría estabilidad y liquidez, características fundamentales y necesarias de cualquier moneda funcional. Quizá, la adopción de Bitcoin como moneda de curso legal pueda ser una realidad en las siguientes décadas, y más en un contexto donde las nuevas tecnologías cambian tan rápido el mundo. Sin embargo, la realidad actual es la que es, Bitcoin es una moneda altamente volátil, poco líquida, y que plantea ciertas incomodidades en los gobiernos occidentales, que, a golpe de ley, podrían acabar con la alternativa monetaria que ha ofrecido la cadena Blockchain.

Mi interés con este trabajo es analizar la situación actual de las criptomonedas, en especial sobre las burbujas especulativas que pueden estar tras ellas, por lo que quiero obtener indicios de si efectivamente se están produciendo, así como de si se producen de igual manera para todas ellas. Para esto, replicaré nuevas técnicas

planteadas por autores como Castelnuovo para analizar las relaciones entre las tendencias en internet y el valor de las monedas, además, utilizaré las herramientas estadísticas y econométricas aprendidas en la carrera, siendo por supuesto entendidas desde un concepto más macro y de teoría económica. Por otra parte, utilizaré herramientas aprendidas por mi propia cuenta, como la programación en Python o el uso de modelos econométricos no incluidos en los cursos del Grado.

3. Introducción

La evolución de la tecnología Blockchain ha llevado a muchas personas ajenas al mundo de la inversión a adentrarse de lleno en la compra y venta de criptomonedas con fines lucrativos. Este fenómeno induce a pensar que las recientes subidas del valor de tokens como el bitcoin y sus *altcoins* se podrían deber más a una burbuja especulativa, que a un aumento del valor intrínseco de los mismos, entendiendo el valor intrínseco como la validez de estas monedas para cumplir las funciones por las cuales fueron diseñadas.

Para el caso de Bitcoin, siguiendo la teoría de la liquidez planteada en la Teoría general del empleo, el interés y el dinero de John M. Keynes (1936), su valor intrínseco como moneda dependería en buen grado de su liquidez, es decir, de la capacidad de realizar transacciones al ser una moneda aceptada generalmente, de su capacidad como reserva de valor (entendiendo esta como la capacidad de una moneda de no presentar altas volatilidades), y finalmente de las expectativas futuras que presentase a la hora de adquirir productos en el mercado de bienes reales, o bien en el mercado de activos financieros. No obstante, y por mucho que las criptomonedas usen el nombre de moneda, no todas pretenden actuar como mecanismo de intercambio líquido generalizado. Por ejemplo, Ethereum es una moneda -mejor llamada token- que permite realizar contratos virtuales entre usuarios de forma descentralizada. En este caso, el valor intrínseco de Ethereum no se basaría tanto en la teoría de la liquidez, sino en la importancia que adquiriese el servicio de firma de Ethereum como aporte de valor añadido a la sociedad. Un ejemplo práctico de cómo podría aumentar de forma intrínseca el valor de Ethereum, sería con un auge de la tecnología NFT, una estructura que otorga licencias de propiedad sobre archivos digitales. Para usar la red NFT, se realizan intercambios entre autores de archivos y los compradores, intercambios mediados por la moneda Ethereum, que, de incrementarse con el tiempo, aumentarían la demanda de esta criptomoneda y consigo su valor.

En cualquier caso, cabe considerar que no todo aumento de valor de una moneda que no venga dado por una mejora de su funcionalidad intrínseca será causado necesariamente por una burbuja. Si tomamos como punto de referencia la teoría regresiva de Mises, esta no dice exactamente que una moneda tenga valor exclusivamente por sus funcionalidades intrínsecas, más bien dice que el valor actual

de una moneda es tal porque en el momento en el que fue adoptada generalmente, tuvo un valor previo como bien real, y las expectativas hicieron el resto.

En este trabajo no se pretende inducir a la idea de que las expectativas de solidez de una moneda sean causa necesaria de una burbuja, más bien se entiende como causa de la burbuja la compra de un bien con el objetivo de venderlo en el corto-medio plazo, esperando sacar rentabilidad antes de que su precio baje. El razonamiento que se sigue para entender una burbuja, es que, si numerosos agentes económicos adquieren un bien únicamente con el fin de venderlo, y todos esperan venderlo en un momento similar, inevitablemente su precio acabará bajando tras un pánico repentino donde las expectativas de bajada aumenten.

Con el fin de aportar un poco de luz al debate, este trabajo estudia la relación entre el número de búsquedas en Google de palabras relacionadas con las criptomonedas y su valor. Adicionalmente, estudia la correlación entre monedas con diferentes funcionalidades como son Bitcoin y Ethereum. Estas dos relaciones podrían ayudarnos a inferir si existe un fenómeno burbujista por dos razones:

- Si el aumento de la fama de las criptomonedas, medida con sus búsquedas en Google, afecta a su precio de forma consistente, se podría considerar esto último como un indicio de un posible efecto Pigmalión, donde el precio de las criptomonedas subiría debido a las expectativas alcistas de los inversores, y no debido a que las criptomonedas hayan ganado atributos que mejoren sus cualidades intrínsecas. Además, estudiando esta relación, podrá observarse el efecto de un shock exógeno en las búsquedas de Google, y cómo afecta el mismo al precio de Bitcoin tanto en el corto como en el largo plazo.
- Si el valor de tokens como Ethereum, no destinados a usos monetarios, está fuertemente relacionado al de tokens monetarios como Bitcoin, entonces las fluctuaciones de valor no estarán motivadas por la función intrínseca de cada una de estas criptomonedas, sino por un factor externo a ambas, como podría ser la especulación asociada a toda la estructura Blockchain.

En cualquier caso, cabe ser prudente y entender que encontrar si se cumplen o no estas relaciones no confirmará ni desmentirá la existencia de una burbuja

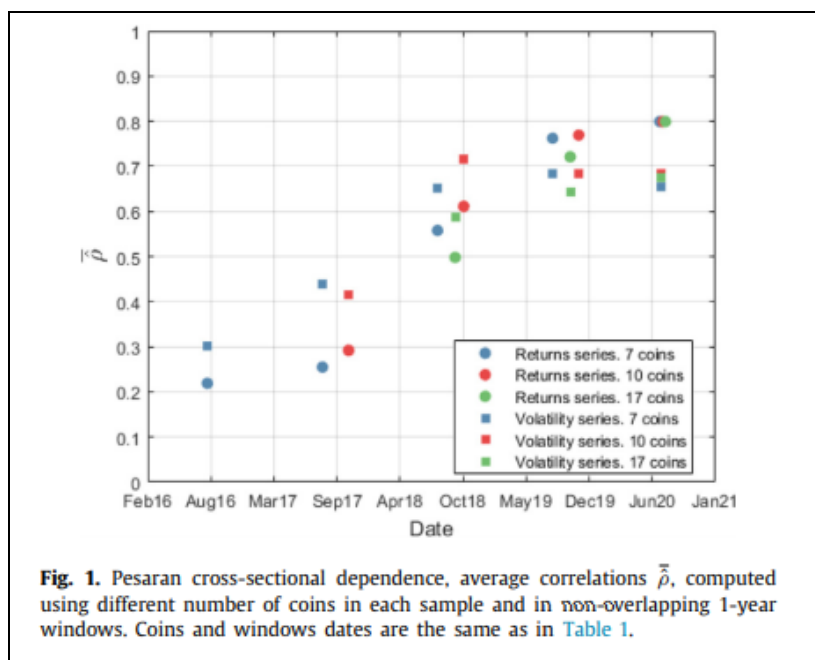
especulativa, más bien aportará datos con los que poder inferir diferentes posibilidades. Expuesto esto, en los siguientes puntos se explica la literatura previa de la que parten los análisis correspondientes, la fuente y tratamiento de los datos utilizados, las metodologías empleadas, y finalmente los resultados y conclusiones del estudio.

4. Literatura previa

Uno de los primeros pasos a llevar a cabo consiste en sintetizar diversos términos de búsqueda en Google en una sola variable. Para conseguir este objetivo, este trabajo imita el modelo de Castelnovo y Tran (2017) en su artículo “Google It Up!”, donde elaboran un índice con términos asociados a la incertidumbre económica que demuestra estar relacionado con otros índices de volatilidad como ETU de Baker et Al (2013) o el índice de incerteza económica de Jurado et al. (2016). La elaboración del índice de búsquedas que usa este trabajo, ha sido también usada para el artículo de Aslanidis, Bariviera y López (2021) que estudia la relación entre las búsquedas de Google Trends y la volatilidad en el precio de las criptomonedas.

Más en la línea que propone este trabajo, Shen, Urquhart y Wang (2019) estudian una idea similar en su paper “Does Twitter Predict Bitcoin?”, donde predicen mediante un modelo VAR si el número de tweets asociados a Bitcoin afectan a su volumen de operaciones al día siguiente respecto a cuando fueron publicados.

Para acabar, y en relación al estudio de la correlación entre las varianzas de Bitcoin y Ethereum, se usa como guía el artículo de Aslanidis, Bariviera y Perez-Laborda (2021) donde mediante un análisis de sección cruzada, entre otros, encuentran una tendencia creciente en las correlaciones medias de los valores de las criptomonedas, tal y como se muestra en la siguiente gráfica extraída del paper:



5. Datos

Los datos usados en este trabajo proceden de dos fuentes diferentes, y hacen referencia al periodo 08/08/2015 - 30/11/20, con frecuencia diaria. La primera fuente de datos es la API de Python "Pytrends", una extensión del lenguaje de programación Python que permite programar código con el que descargar datos de diferentes términos en Google. El algoritmo utilizado para la descarga de datos, es de elaboración propia, y queda recogido a continuación:

```
from pytrends.request import TrendReq
import pandas as pd
import time
from pytrends import dailydata

####CONFIGURACIÓN####
archivoKeywords = "keyword_list" # Debe ser un fichero .csv
paisDatos = "US"
anyoInicio = 2020
mesInicio = 10
anyoFinal = 2020
mesFinal = 11
archivoOutput = "datosTrends" #Nombre del archivo csv que
contendrá los datos descargados
tiempoPausa = 60 #En minutos, tiempo de pausa entre consulta y
consulta

####CÓDIGO####
archivoOutput = archivoOutput + ".csv"
archivoKeywords = archivoKeywords + ".csv"
tiempoPausa = tiempoPausa*60
startTime = time.time()
pytrend = TrendReq(hl='en-GB', tz=360)
colnames = ["keywords"]
df = pd.read_csv(archivoKeywords, names=colnames,
encoding='latin1') #Esta línea lee el archivo de keywords
df2 = df["keywords"].values.tolist() #Esto es un Array que
contiene todas las keywords ordenadas
df2.remove("Keywords")
dataset = []

for x in range(0, len(df2)): #Bucle para ir procesando una
keyword tras otra
    data = dailydata.get_daily_data(df2[x], anyoInicio,
mesInicio, anyoFinal, mesFinal, geo=paisDatos) #Aquí python
solicita los datos de cada keyword
    monthly = df2[x] + "_monthly"
    unscaled = df2[x] + "_unscaled"
    if not data.empty:
        data = data.drop(labels=['isPartial', monthly, unscaled,
"scale"], axis=1) #esta línea sirve para borrar columnas de
```

```

datos que no nos interesan
    dataset.append(data)
    print("pausando...")
    time.sleep(tiempoPausa)

result = pd.concat(dataset, axis=1)
result.to_csv(archivoOutput)

executionTime = (time.time() - startTime)
print('Execution time in sec.: ' + str(executionTime))

```

Los datos descargados referentes a las tendencias de Google, han sido obtenidos a partir de las siguientes palabras clave:

PALABRAS UTILIZADAS PARA CONSTRUIR EL ÍNDICE DE GOOGLE TRENDS

AES256	CRYPTO CRASH	MINER	MOUNT GOX
ALTOCIN	CRYPTOCURRENCY	MINTED	MT GOX
ANONYMITY	CRYPTOGRAPHY	PUBLIC KEY	MT. GOX
BITCOIN	DIGITAL ASSETS	RIPPLE	PRIVATE KEY
BLOCK	DISTRIBUTED	SATOSHI	PROOF OF
PRODUCER	LEDGER		AUTHORITY
BLOCKCHAIN	ETHEREUM	SOFT FORK	PROOF OF BURN
BTC	HARD FORK	STABLECOIN	PROOF OF
			STAKE
COIN	HASH	TETHER	PROOF OF
			WORK
CONSENSUS	HASHING	TOKEN	TETHER
CRYPTO	ICO	VIRTUAL	
		CURRENCY	

La API devuelve un índice de volumen de búsquedas armonizado para cada palabra, un índice que va del 0 al 100, siendo 100 igual al valor más alto registrado y 0 igual al más bajo en todo el rango de datos. Para construir un índice global diario, que agrupe los valores de todas las palabras clave, se usa una media aritmética.

Por otra parte, los datos de criptomonedas han sido descargados desde el portal web “Cryptocompare”, y muestran los valores de cada moneda en el trader Coinbase.

Las monedas con las que se trabaja en este estudio son Bitcoin, Dogecoin, Ethereum, Ripple, Litecoin, Monero, Nem, Stellar y Tether, y para el análisis se usa el valor al cierre de cada día.

Finalmente, el conjunto de los diferentes datos se monta en una estructura de panel con el formato que se ejemplifica a continuación:

Name	High	Low	Open	Close	Volume	Marketcap	fecha	indextrends
Bitcoin	279,928009	260,709992	279,742004	260,997009	58533000	3778049024	08/08/2015	10,4935135
Bitcoin	267,002991	260,467987	261,115997	265,083008	23789600	3838130130	08/09/2015	11,2286487
Bitcoin	267,032013	262,596008	265,477997	264,470001	20979400	3830352069	08/10/2015	11,9089189
Bitcoin	270,385986	264,093994	264,342011	270,385986	25433900	3917142819	08/11/2015	11,1378378
Bitcoin	270,673004	265,468994	270,597992	266,376007	26815400	3859888131	08/12/2015	12,2283784
Bitcoin	266,231995	262,841003	266,183014	264,079987	27685500	3827588724	13/08/2015	13,9854054
Bitcoin	267,466003	261,477997	264,131989	265,679993	27091200	3851715726	14/08/2015	9,3545946
Bitcoin	266,666992	261,29599	265,528992	261,550995	19321100	3792757590	15/08/2015	9,17675676
Bitcoin	262,440002	257,040985	261,865997	258,506989	29717000	3749501856	16/08/2015	8,70648649
Bitcoin	260,505005	257,117004	258,48999	257,976013	21617900	3742748055	17/08/2015	14,3010811
Bitcoin	257,993012	211,078995	257,925995	211,078995	42147200	3063104570	18/08/2015	11,7810811
Bitcoin	237,408997	222,766007	225,671005	226,684006	60869200	3290448603	19/08/2015	10,8078378
Bitcoin	237,365006	226,899002	226,899002	235,350006	32275000	3417123139	20/08/2015	11,6043243
Bitcoin	236,432007	231,723999	235,354996	232,569	23173800	3377704243	21/08/2015	13,3421622
Bitcoin	234,957001	222,703995	232,662003	230,389999	23205900	3346961926	22/08/2015	9,53351351
Bitcoin	232,705002	225,580002	230,376007	228,169006	18406600	3315466697	23/08/2015	10,21

Además, se genera una serie temporal multivariante con la siguiente estructura de datos:

Fecha	BTC	ETH	Trends
08/08/2015	260,997009	2,79376006	10,4935135
08/09/2015	265,083008	0,70613599	11,2286487
08/10/2015	264,470001	0,71398902	11,9089189
08/11/2015	270,385986	0,70808703	11,1378378
08/12/2015	266,376007	1,05875003	12,2283784
13/08/2015	264,079987	1,22223997	13,9854054
14/08/2015	265,679993	1,81092	9,3545946
15/08/2015	261,550995	1,80288994	9,17675676
16/08/2015	258,506989	1,68435001	8,70648649
17/08/2015	257,976013	1,58118999	14,3010811
18/08/2015	211,078995	1,21529996	11,7810811
19/08/2015	226,684006	1,16692996	10,8078378
20/08/2015	235,350006	1,25118005	11,6043243
21/08/2015	232,569	1,47751999	13,3421622
22/08/2015	230,389999	1,39628995	9,53351351
23/08/2015	228,169006	1,375	10,21
24/08/2015	210,494995	1,34559	10,5705405
25/08/2015	221,608994	1,22861004	11,4883784
26/08/2015	225,830994	1,13278997	16,345946

6. Metodología

De cara a estudiar la relación entre las búsquedas de Google y el valor de las criptomonedas, este trabajo lleva a cabo varios análisis diferentes:

- El primer análisis consiste en un modelo de panel de efectos fijos. La variable explicada incluye los incrementos en el logaritmo del precio de las criptomonedas, mientras que las variables explicativas están constituidas por una constante y por las variaciones en el índice de palabras clave, incluyendo además siete retardos de esta última. Sobre este último modelo, se realizan también los contrastes correspondientes de intercepto común en el panel y de significancia conjunta de los regresores.
- El segundo análisis se trata de un modelo Nadaraya-Watson no paramétrico en el que se busca confirmar o desmentir los resultados ofrecidos por el primer análisis.
- En el tercer análisis, se construye un modelo de vectores autorregresivos entre Bitcoin y el índice de Google, con el fin de obtener la función de respuesta al impulso, y observar una aproximación a los efectos netos de un shock en cualquiera de las variables sobre la otra. Adicionalmente, se repite este último análisis sustituyendo Bitcoin por Ethereum, viendo así si ambas criptomonedas muestran comportamientos diferentes frente a los shocks.

Por otra parte, para estudiar la relación entre los cambios de valor entre Bitcoin y Ethereum, se usa un contraste de dependencia de sección cruzada Pesaran (2015), ajustando los datos al periodo pandémico, donde se ha dado un repentino incremento del valor sospechoso de burbuja. Además, en una aproximación complementaria, se calculan para cada año los índices de correlación de Pearson entre ambas criptomonedas, viendo así si su arraigo crece o decrece con el tiempo. Finalmente, se vuelve a estructurar un modelo VAR que permita observar los efectos exógenos entre Ethereum y Bitcoin.

7. Resultados

<i>Modelo 1: Efectos fijos, utilizando 17406 observaciones</i>
<i>Se han incluido 9 unidades de sección cruzada</i>
<i>Largura de la serie temporal = 1934</i>

<i>Variable dependiente: d_l_Close</i>				
	<i>Coefficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>valor p</i>
<i>const</i>	<i>0.00217642</i>	<i>0.000449778</i>	<i>4.839</i>	<i><0.0001</i>
<i>d_indextrends</i>	<i>6,73E+00</i>	<i>0.000215127</i>	<i>0.3126</i>	<i>0.7546</i>
<i>d_indextrends_1</i>	<i>0.000359168</i>	<i>0.000249463</i>	<i>1.440</i>	<i>0.1500</i>
<i>d_indextrends_2</i>	<i>0.000963883</i>	<i>0.000272530</i>	<i>3.537</i>	<i>0.0004</i>
<i>d_indextrends_3</i>	<i>0.000816387</i>	<i>0.000274011</i>	<i>2.979</i>	<i>0.0029</i>
<i>d_indextrends_4</i>	<i>0.00113067</i>	<i>0.000274208</i>	<i>4.123</i>	<i><0.0001</i>
<i>d_indextrends_5</i>	<i>0.000897356</i>	<i>0.000272807</i>	<i>3.289</i>	<i>0.0010</i>
<i>d_indextrends_6</i>	<i>0.000376509</i>	<i>0.000249646</i>	<i>1.508</i>	<i>0.1315</i>
<i>d_indextrends_7</i>	<i>0.000829082</i>	<i>0.000215352</i>	<i>3.850</i>	<i>0.0001</i>
<i>Media de la vble. dep.</i>	<i>0.002185</i>		<i>D.T. de la vble. dep.</i>	<i>0.059375</i>
<i>Suma de cuad. residuos</i>	<i>6.122.832</i>		<i>D.T. de la regresión</i>	<i>0.059339</i>
<i>R-cuadrado MCVF (LSDV)</i>	<i>0.002131</i>		<i>R-cuadrado 'intra'</i>	<i>0.001842</i>
<i>F(16, 17389) MCVF</i>	<i>2.320.825</i>		<i>Valor p (de F)</i>	<i>0.002025</i>
<i>Log-verosimilitud</i>	<i>24473.56</i>		<i>Criterio de Akaike</i>	<i>-48913.12</i>
<i>Criterio de Schwarz</i>	<i>-48781.13</i>		<i>Crit. de Hannan-Quinn</i>	<i>-48869.64</i>

<i>rho</i>	-0.006317	Durbin- Watson	2.011.663
------------	-----------	-------------------	-----------

Contraste 1. Conjunto de los regresores (excepto la constante)
Estadístico de contraste: $F(8, 17389) = 4.0114$
con valor $p = P(F(8, 17389) > 4.0114) = 9.05957e-005$

Contraste 2. Diferentes interceptos por grupos -
Hipótesis nula: [Los grupos tienen un intercepto común]
Estadístico de contraste: $F(8, 17389) = 0.630245$
con valor $p = P(F(8, 17389) > 0.630245) = 0.753067$

El modelo 1 muestra que los cambios en el valor de las criptomonedas se ven alterados por los cambios en el índice de búsquedas. Los coeficientes de las variables explicativas son mayores a cero para todas ellas, por lo que la relación entre nuestro índice y el precio de las criptomonedas es positiva. Sin embargo, no todos los retardos de los regresores son significativos, por lo que es necesario estudiar la significación del modelo con un contraste conjunto de los regresores. El contraste 1 ofrece como resultado un estadístico F de 4.01, rechazando la hipótesis nula de no significación conjunta del modelo. Este modelo resulta ser bastante pobre para la estimación efectiva del valor de Bitcoin, con un R-Cuadrado de 0.002, sin embargo, nos permite intuir la dirección de los efectos de una variable sobre otra. Adicionalmente, en el contraste 2, no se descarta la hipótesis nula de que la varianza del valor de las diferentes criptomonedas tenga un intercepto común, por lo que se infiere una fuerte correlación entre las diferentes criptomonedas.

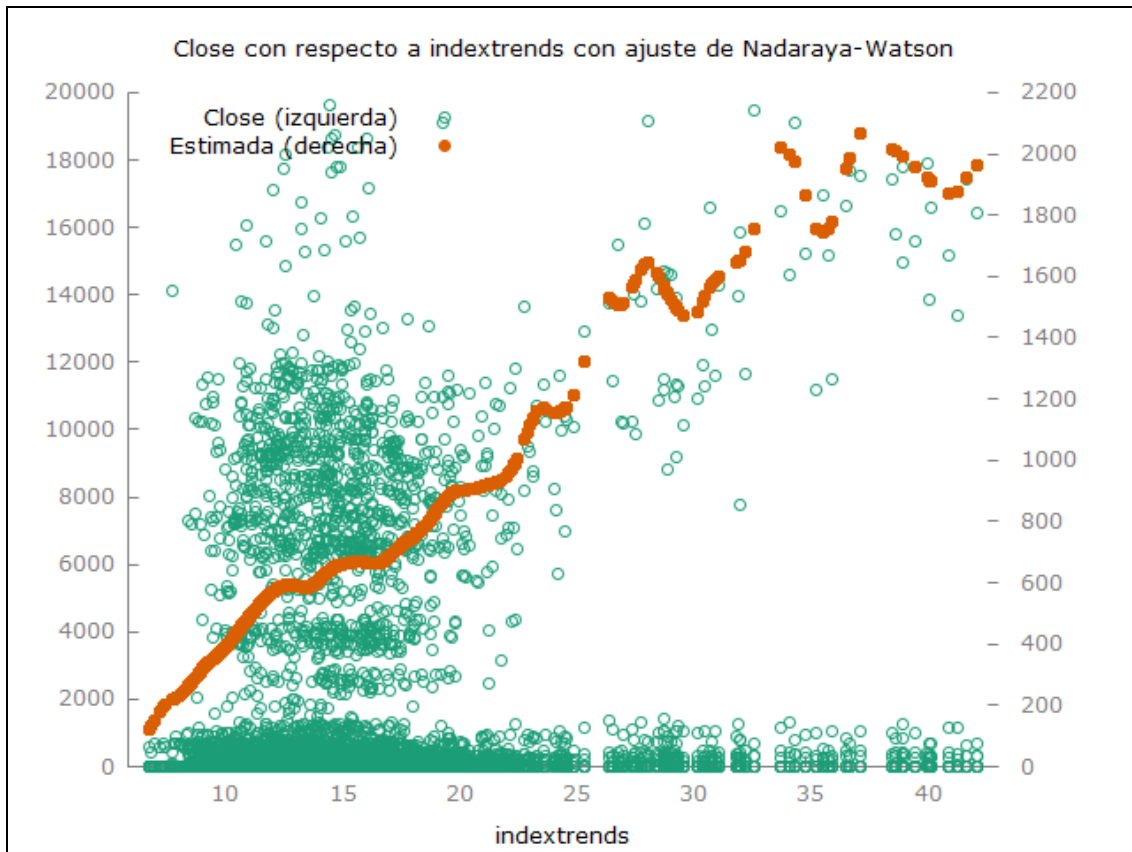


Imagen 1: Modelo de Nadaraya-Watson entre el valor de las criptomonedas y el índice de Google.

Para confirmar los resultados ofrecidos por el modelo 1, se calcula un modelo no paramétrico de Nadaraya-Watson. Los resultados, mostrados en la imagen 1, nos permiten detectar la relación positiva entre las dos variables de estudio, ratificando así las estimaciones calculadas por el modelo 1.

<i>Modelo 2. Sistema VAR, orden del retardo 9</i>	
<i>Estimaciones de MCO, observaciones 2015-08-17-2020-11-30 (T = 1933)</i>	
<i>Log-verosimilitud = -17944.44</i>	
<i>Determinante de la matriz de covarianzas = 396591.08</i>	
<i>AIC = 18.6057</i>	
<i>BIC = 18.7152</i>	
<i>HQC = 18.6460</i>	
<i>Contraste Portmanteau: LB(48) = 407.816, gl = 156 [0.0000]</i>	

<i>Ecuación 1: BTC</i>					
	<i>Coefficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>valor p</i>	
<i>const</i>	629.725	290.031	2.171	0.0300	**
<i>BTC_1</i>	102.497	0.0229832	44.60	<0.0001	***
<i>BTC_2</i>	-0.0459302	0.0328562	-1.398	0.1623	
<i>BTC_3</i>	0.00786793	0.0328916	0.2392	0.8110	

BTC_4	-0.0269200	0.0327659	-0.8216	0.4114	
BTC_5	0.117285	0.0327604	3.580	0.0004	***
BTC_6	-0.135436	0.0329429	-4.111	<0.0001	***
BTC_7	0.0308731	0.0331964	0.9300	0.3525	
BTC_8	0.0415636	0.0332114	1.251	0.2109	
BTC_9	-0.0125667	0.0235444	-0.5337	0.5936	
Trends_1	-0.317413	350.820	-0.09048	0.9279	
Trends_2	100.345	373.178	2.689	0.0072	***
Trends_3	-0.966728	355.523	-0.2719	0.7857	
Trends_4	196.833	344.940	0.5706	0.5683	
Trends_5	-4.59261	344.651	-1.333	0.1828	
Trends_6	0.568545	344.816	0.1649	0.8691	
Trends_7	0.871143	355.899	0.2448	0.8067	
Trends_8	-5.57808	373.557	-1.493	0.1355	
Trends_9	-6.15770	348.696	-1.766	0.0776	*
Media de la vble. dep.	5.464.464		D.T. de la vble. dep.	4.348.479	
Suma de cuad. residuos	1.89e+08		D.T. de la regresión	3.140.616	
R-cuadrado	0.994832		R-cuadrado corregido	0.994784	
F(18, 1914)	20470.56		Valor p (de F)	0.000000	
rho	-0.000703		Durbin-Watson	1.990.423	

Contrastes F de restricciones cero:

Todos los retardos de BTC $F(9, 1914) = 30978 [0.0000]$
 Todos los retardos de Trends $F(9, 1914) = 1.8623 [0.0533]$
 Todas las variables, retardo 9 $F(2, 1914) = 1.8194 [0.1624]$

<i>Ecuación 2: Trends</i>					
	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	valor p	
const	0.575705	0.187120	3.077	0.0021	***
BTC_1	0.000195183	0.000148282	1.316	0.1882	
BTC_2	0.000450158	0.000211980	2.124	0.0338	**
BTC_3	-0.000261445	0.000212208	-1.232	0.2181	
BTC_4	0.000210292	0.000211397	0.9948	0.3200	
BTC_5	-0.000346893	0.000211361	-1.641	0.1009	
BTC_6	0.000458081	0.000212539	2.155	0.0313	**
BTC_7	-0.000182827	0.000214175	-0.8536	0.3934	

BTC_8	-0.000427102	0.000214271	-1.993	0.0464	**
BTC_9	-8.76546e-05	0.000151902	-0.5770	0.5640	
Trends_1	0.373417	0.0226340	16.50	<0.0001	***
Trends_2	0.0163398	0.0240764	0.6787	0.4974	
Trends_3	0.0486786	0.0229374	2.122	0.0339	**
Trends_4	0.0214294	0.0222546	0.9629	0.3357	
Trends_5	-0.0175975	0.0222360	-0.7914	0.4288	
Trends_6	0.250058	0.0222467	11.24	<0.0001	***
Trends_7	0.326587	0.0229617	14.22	<0.0001	***
Trends_8	0.0780904	0.0241009	3.240	0.0012	***
Trends_9	-0.140192	0.0224970	-6.232	<0.0001	***
Media de la vble. dep.	1.485.608		D.T. de la vble. dep.	4.447.674	
Suma de cuad. residuos	7.858.239		D.T. de la regresión	2.026.244	
R-cuadrado	0.794386		R-cuadrado corregido	0.792453	
F(18, 1914)	4.108.175		Valor p (de F)	0.000000	
rho	-0.006704		Durbin-Watson	2.011.581	

Contrastes F de restricciones cero:

Todos los retardos de BTC $F(9, 1914) = 8.7592 [0.0000]$
 Todos los retardos de Trends $F(9, 1914) = 622.86 [0.0000]$
 Todas las variables, retardo 9 $F(2, 1914) = 20.175 [0.0000]$

Para el sistema en conjunto

Hipótesis nula: El retardo más largo es 8

Hipótesis alternativa: El retardo más largo es 9

Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(4) = 43.1855 [0.0000]

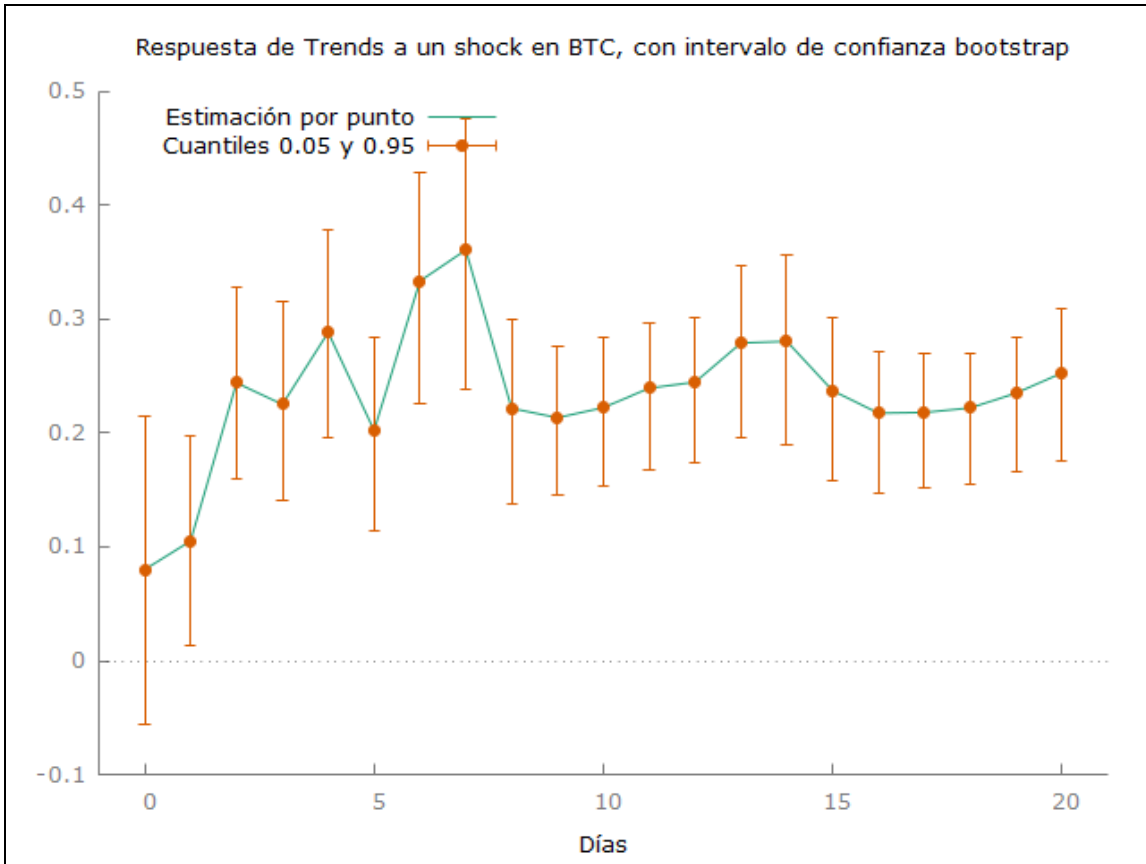


Imagen 2: Cambio en el valor del índice de búsquedas tras un shock exógeno en el precio de Bitcoin.

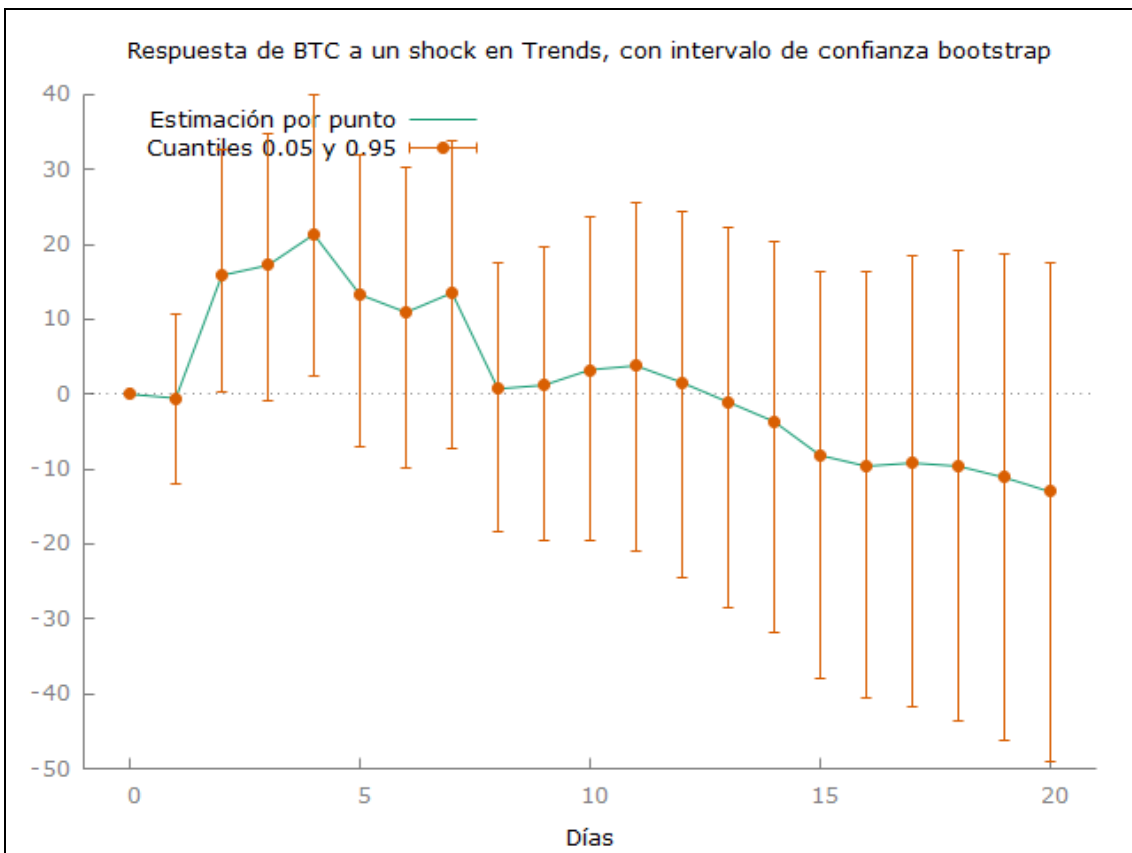


Imagen 3: Cambio en el valor de Bitcoin tras un shock exógeno en el número de búsquedas.

Las imágenes 2 y 3 muestran las diferentes respuestas al impulso entre el valor de Bitcoin y el índice de Google, calculadas con el modelo 2 de vectores autorregresivos. Gracias a este análisis observamos que el efecto de un shock exógeno sobre Bitcoin afecta a las búsquedas de forma mucho más importante que a la inversa. No obstante, un impulso exógeno en las búsquedas, si bien aumenta el valor de Bitcoin a corto plazo, tras unas semanas lo hace decrecer. Este hecho, confirmaría la hipótesis especulativa, donde la entrada al mercado de Bitcoin de los diferentes compradores nuevos, sería temporal para una parte significativa de ellos. En cualquier caso, hay que tener en cuenta que, para esta última función de respuesta, el intervalo de confianza con un nivel de significación del 10% es bastante amplio, y no permite realizar afirmaciones categóricas.

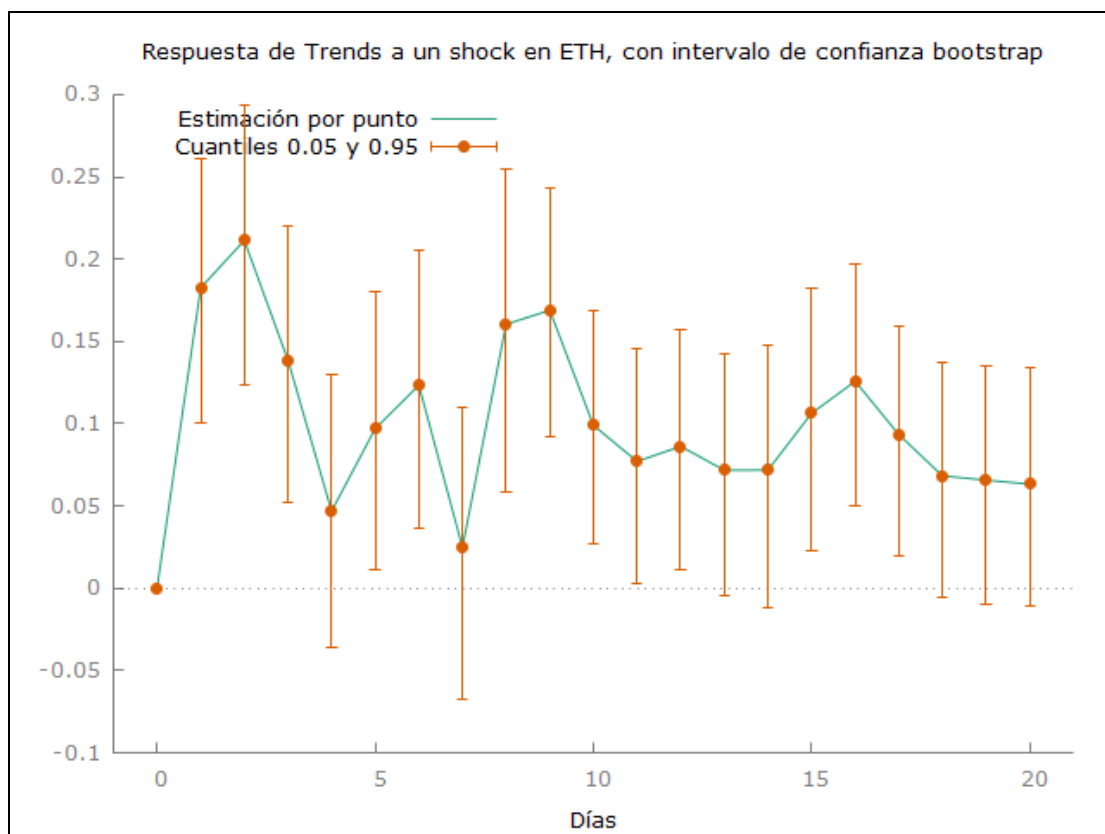


Imagen 4: Cambio en el valor del índice de búsquedas tras un shock exógeno en el precio de Ethereum.

De forma alternativa, en las imágenes 4 y 5 se muestran las respuestas al impulso para Ethereum y el índice de Google. Por esta parte, los resultados cambian completamente; un shock en el precio de Ethereum afecta de forma mucho menos clara a las búsquedas en Google que al revés.

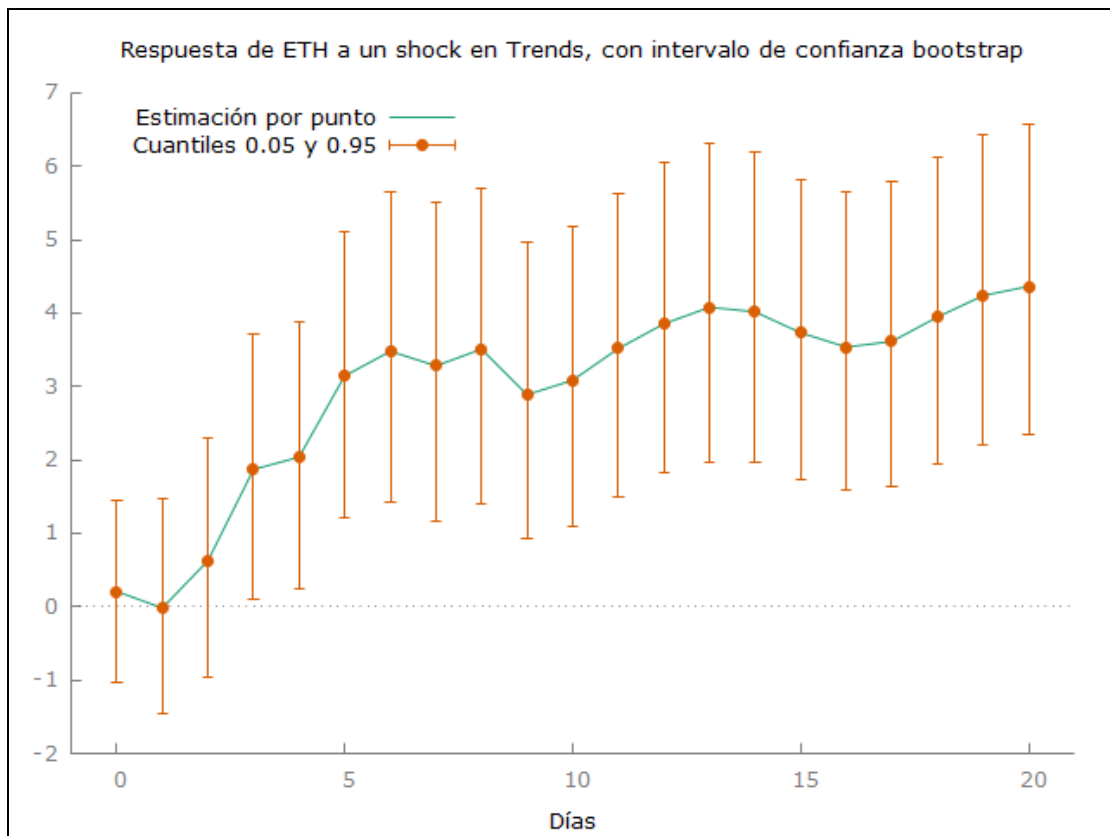


Imagen 5: Cambio en el valor de Ethereum tras un shock exógeno en el número de búsquedas.

Este diferente resultado para Ethereum, nos estaría indicando un patrón de comportamiento diferente respecto a los compradores de Bitcoin. Si bien los nuevos compradores de Bitcoin estarían entrando al mercado de forma temporal, y con perspectivas de venta futura, los compradores de Ethereum serían más sólidos y duraderos, probablemente porque sus motivos de compra fuesen diferentes. No obstante, la imagen 6 muestra una gráfica con los diferentes valores de Bitcoin en función a los de Ethereum, donde, a simple vista, y a pesar del comportamiento opuesto que hemos detectado hasta ahora, se observa una muy fuerte correlación cuasi-lineal entre ambas criptomonedas.

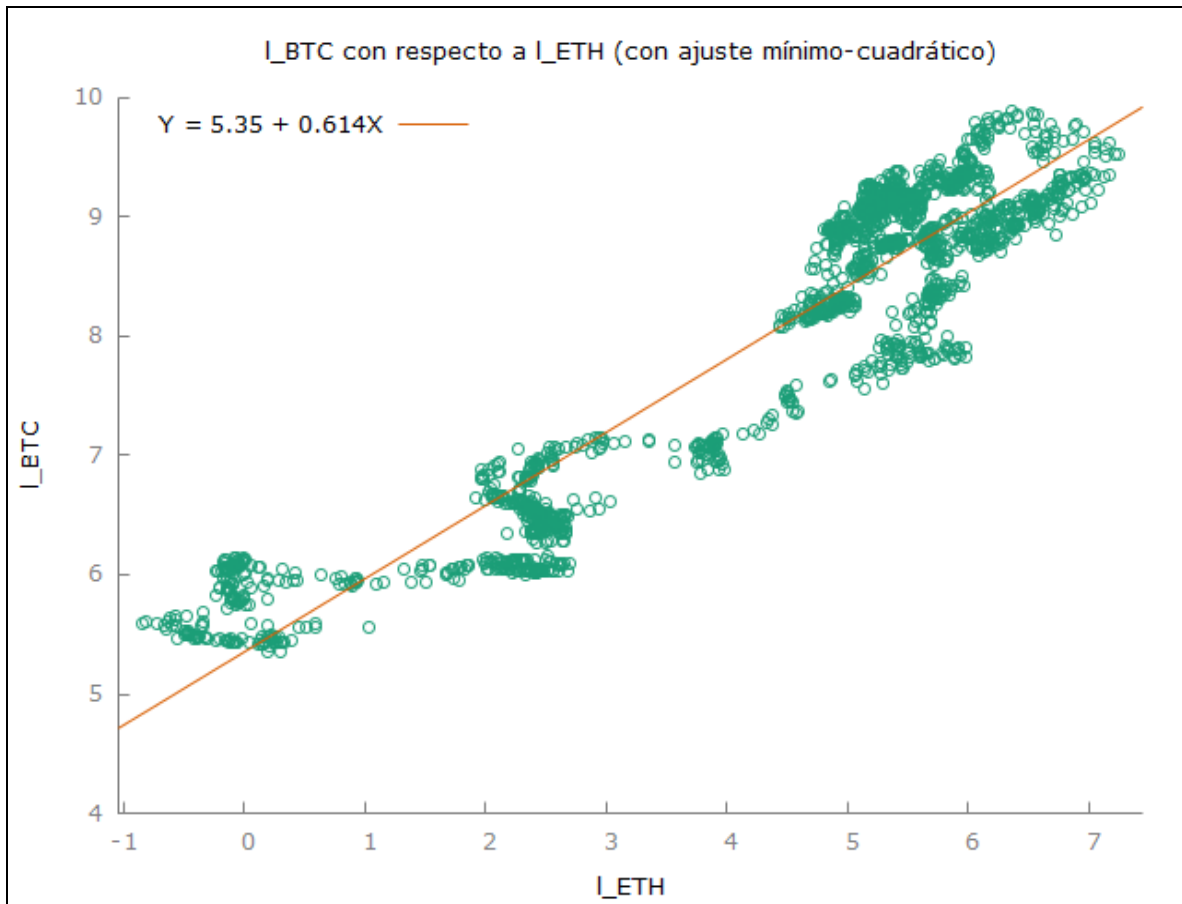


Imagen 6: Logaritmos en el precio de Bitcoin y Ethereum para cada periodo temporal.

Para confirmar esta relación más si cabe, siguiendo las líneas de Aslanidis, Bariviera y Perez-Laborda (2021), se lleva a cabo en el contraste 3 un test de dependencia de sección cruzada de Pesaran (2015) que corrobora los resultados de la gráfica anterior, con una correlación relativa media de 0.524, eso sí, menor que para el conjunto de las criptomonedas estudiado en el artículo mencionado.

Contraste 3. CD de Pesaran de dependencia en sección cruzada entre Bitcoin y Ethereum.

Estadístico de contraste: $z = 11.381695$,
con valor $p = P(|z| > 11.3817) = 5.16e-030$
Average absolute correlation = 0.741
Average relative correlation = 0.524

Adicionalmente, la imagen 7 muestra cómo ha evolucionado la correlación de Pearson entre Bitcoin y Ethereum durante los últimos años. Esta correlación sigue una tendencia creciente, coincidiendo de nuevo con las interpretaciones de Aslanidis, Bariviera y Perez-Laborda (2021).

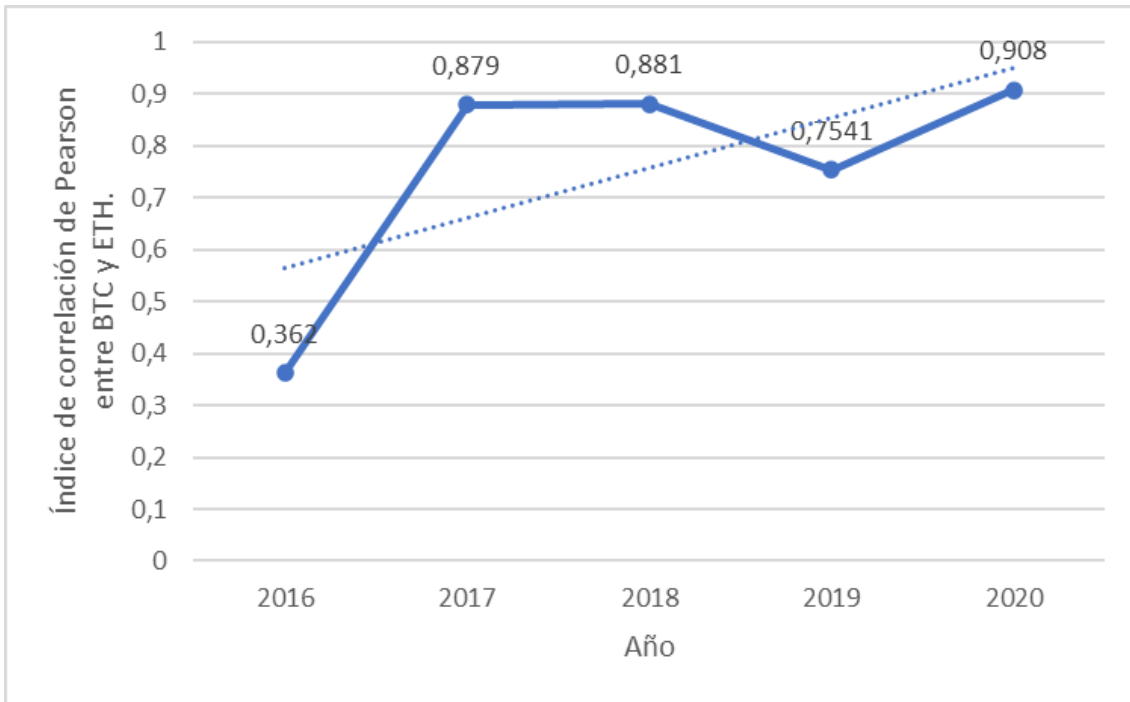


Imagen 7: Índices de correlación de Pearson entre Bitcoin y Ethereum Durante el tiempo.

Curiosamente, y como vemos en la imagen 8, los dos mayores incrementos en el índice de correlación de Pearson entre Bitcoin y Ethereum se dan en los años 2017 y 2020. Fue precisamente en estos años cuando las criptomonedas registraron sus mayores incrementos hasta la fecha. Estos picos no solo se dieron en el valor, sino también en el índice de búsquedas con el que trabaja este estudio.

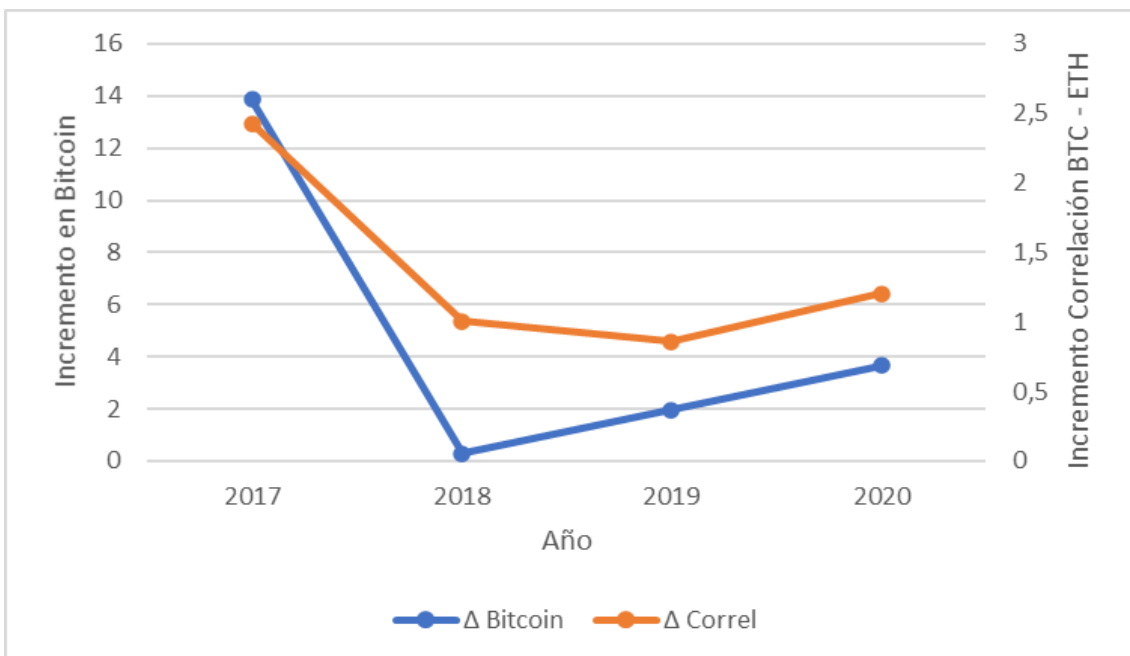


Imagen 8: Incrementos en el valor de Bitcoin a cierre de año comparados con los incrementos en el índice de correlación de Pearson entre BTC y ETH.

Que la correlación aumente entre diferentes criptomonedas, justo tras incrementos repentinos del valor, para después, y como hemos visto históricamente, bajar rápidamente, da lugar a sustentar la hipótesis del factor externo de la especulación como fuente de la varianza detectada.

Para profundizar un poco más en la relación existente entre Bitcoin y Ethereum, el modelo 3 plantea un análisis VAR entre las dos criptomonedas.

<i>Modelo 3. Sistema VAR, orden del retardo 4</i>	
<i>Estimaciones de MCO, observaciones 1960-01-05-1965-04-25 (T = 1938)</i>	
<i>Log-verosimilitud = -21910.959</i>	
<i>Determinante de la matriz de covarianzas = 22661429</i>	
<i>AIC = 22.6284</i>	
<i>BIC = 22.6744</i>	
<i>HQC = 22.6454</i>	
<i>Contraste Portmanteau: LB(48) = 1025.65, gl = 176 [0.0000]</i>	

<i>Ecuación 1: BTC</i>					
	<i>Coeficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>valor p</i>	
<i>BTC_1</i>	<i>102.262</i>	<i>0.0228920</i>	<i>44.67</i>	<i><0.0001</i>	<i>***</i>
<i>BTC_2</i>	<i>-0.0426189</i>	<i>0.0373507</i>	<i>-1.141</i>	<i>0.2540</i>	
<i>BTC_3</i>	<i>-0.0246998</i>	<i>0.0417322</i>	<i>-0.5919</i>	<i>0.5540</i>	
<i>BTC_4</i>	<i>0.0510062</i>	<i>0.0281006</i>	<i>1.815</i>	<i>0.0697</i>	<i>*</i>
<i>ETH_1</i>	<i>0.0550889</i>	<i>0.466362</i>	<i>0.1181</i>	<i>0.9060</i>	
<i>ETH_2</i>	<i>0.739707</i>	<i>0.703306</i>	<i>1.052</i>	<i>0.2930</i>	
<i>ETH_3</i>	<i>-2.33801</i>	<i>0.631071</i>	<i>-3.705</i>	<i>0.0002</i>	<i>***</i>
<i>ETH_4</i>	<i>141.387</i>	<i>0.381551</i>	<i>3.706</i>	<i>0.0002</i>	<i>***</i>
<i>Media de la vble. dep.</i>	<i>5.451.045</i>		<i>D.T. de la vble. dep.</i>	<i>4.350.875</i>	
<i>Suma de cuad. residuos</i>	<i>1.90e+08</i>		<i>D.T. de la regresión</i>	<i>3.140.228</i>	
<i>R-cuadrado</i>	<i>0.997981</i>		<i>R-cuadrado corregido</i>	<i>0.997973</i>	
<i>F(8, 1930)</i>	<i>119235.5</i>		<i>Valor p (de F)</i>	<i>0.000000</i>	
<i>rho</i>	<i>0.001275</i>		<i>Durbin-Watson</i>	<i>1.988.114</i>	
<i>Contrastes F de restricciones cero:</i>					

Todos los retardos de BTC	$F(4, 1930) =$	58675 [0.0000]
Todos los retardos de ETH	$F(4, 1930) =$	5.9607 [0.0001]
Todas las variables, retardo 4	$F(2, 1930) =$	7.8933 [0.0004]

Ecuación 2: ETH					
	Coeficiente	Desv. Típica	Estadístico t	valor p	
BTC_1	0.0346872	0.00111399	31.14	<0.0001	***
BTC_2	-0.0416657	0.00181759	-22.92	<0.0001	***
BTC_3	0.0147643	0.00203080	7.270	<0.0001	***
BTC_4	-0.00753321	0.00136745	-5.509	<0.0001	***
ETH_1	114.760	0.0226945	50.57	<0.0001	***
ETH_2	-0.228773	0.0342248	-6.684	<0.0001	***
ETH_3	0.0735140	0.0307096	2.394	0.0168	**
ETH_4	0.00230599	0.0185673	0.1242	0.9012	
Media de la vble. dep.	2.172.415		D.T. de la vble. dep.	2.277.495	
Suma de cuad. residuos	450684.2		D.T. de la regresión	1.528.120	
R-cuadrado	0.997652		R-cuadrado corregido	0.997643	
F(8, 1930)	102500.3		Valor p (de F)	0.000000	
rho	0.001184		Durbin-Watson	1.996.630	
Contrastes F de restricciones cero:					
Todos los retardos de BTC	$F(4, 1930) =$	254.52 [0.0000]			
Todos los retardos de ETH	$F(4, 1930) =$	47924 [0.0000]			
Todas las variables, retardo 4	$F(2, 1930) =$	15.424 [0.0000]			

Para el sistema en conjunto	
Hipótesis nula: El retardo más largo es 3	
Hipótesis alternativa: El retardo más largo es 4	
Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(4) = 45.5462 [0.0000]	

De este modelo de vectores autorregresivos, se extraen las funciones de respuesta al impulso con el fin de observar los efectos de alteraciones en una moneda sobre el precio de la otra. Estas funciones de respuesta al impulso se muestran en las imágenes 9 y 10.

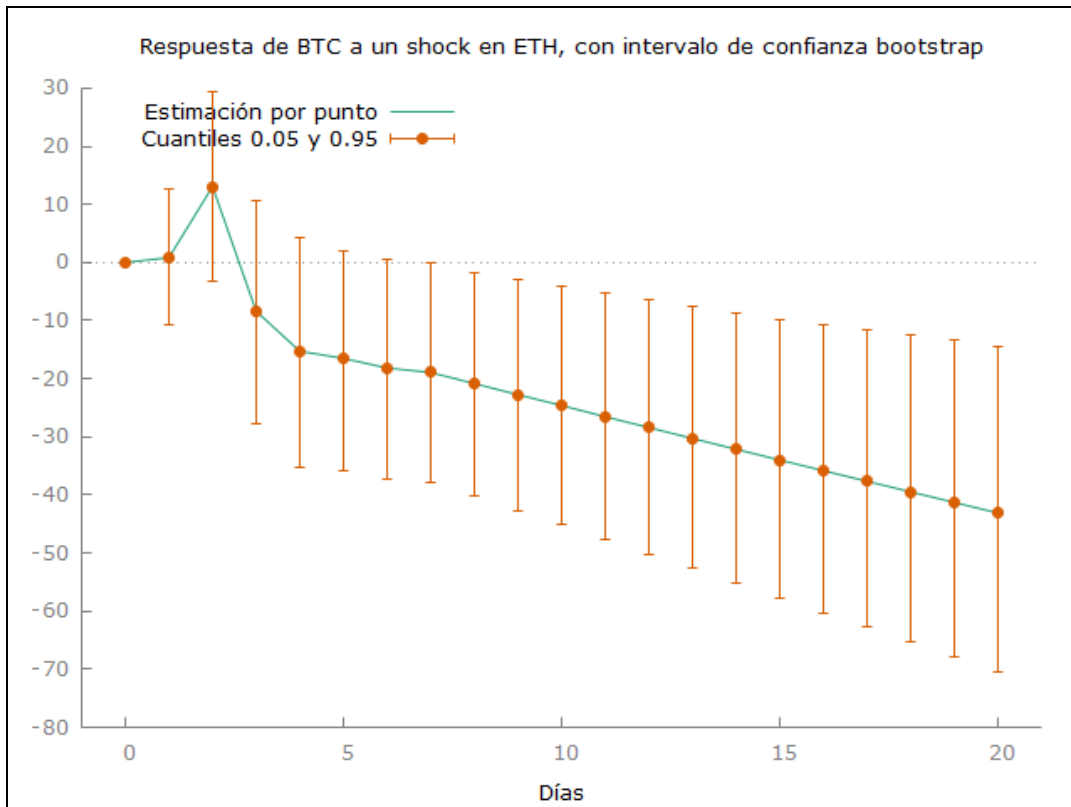


Imagen 9: Cambio en el valor de Bitcoin tras un shock exógeno en Ethereum.

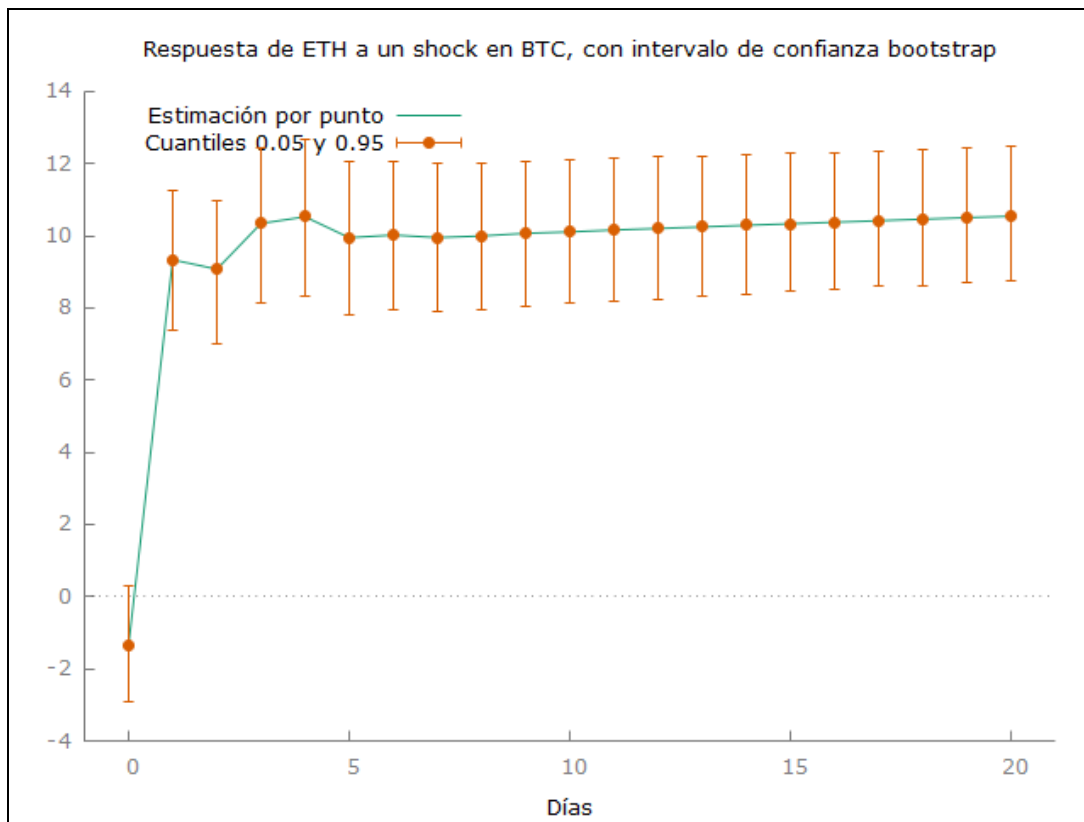


Imagen 10: Cambio en el valor de Ethereum, tras un shock exógeno en Bitcoin.

Los resultados, tal y como observamos en las gráficas, parecen mucho más claros que en la relación Bitcoin-Google, teniendo en cuenta los márgenes de error calculados en un 90% de nivel de confianza. La evidencia nos indica que los aumentos por parte de Bitcoin harían aumentar el precio de Ethereum de forma sólida, y, a priori, esto coincidiría con los resultados que hemos obtenido previamente, en los que el precio de Bitcoin y de Ethereum se mostraban muy relacionados, y donde, por tanto, cabría esperar que un aumento en Bitcoin se trasladase a Ethereum.

Por el contrario, y aquí es donde los resultados pueden sorprender, los aumentos en el precio de Ethereum, no solo no hacen aumentar el precio de Bitcoin, sino que a la larga lo hacen disminuir. La interpretación que se puede extraer de este modelo VAR es que, en realidad, la correlación entre Bitcoin y Ethereum viene dada a causa de un efecto arrastre de Bitcoin sobre Ethereum, y no sobre un factor externo que estuviese actuando necesariamente sobre ambas monedas por igual, retroalimentándose entre ellas. Traduciendo esto, podríamos entender que Bitcoin estaría potencialmente intoxicando el valor del resto de criptomonedas, si es que todas guardan relaciones similares a lo visto con BTC-ETH.

8. Conclusiones

En este trabajo se confirma una relación positiva entre las búsquedas en Google de palabras relacionadas con la tecnología Blockchain y el valor de las criptomonedas. Esta relación, a pesar de presentar endogeneidad, es desagregada en un modelo de vectores autorregresivos, observando que el efecto de un aumento exógeno del valor de Bitcoin es mucho más intenso que el de un shock exógeno sobre las búsquedas en Google. Sin embargo, y aunque con una incertidumbre relativamente elevada, se observa que, aunque las nuevas búsquedas en Google hagan crecer el valor de bitcoin al corto plazo, en el largo plazo este acaba decreciendo. Este último efecto es especialmente importante para el objeto de estudio de este trabajo, ya que nos ofrece un importante indicio de que muchos individuos podrían estar entrando temporalmente al mercado de las criptomonedas, aumentando su valor, y saliendo a las pocas semanas por diferentes razones. Lo encontrado en este trabajo encajaría perfectamente en un escenario donde la hipótesis de burbuja especulativa fuera cierta, donde muchos de los compradores de bitcoin no lo comprarían esperando usarlo como método de intercambio, sino esperando vender sus activos una vez estos subieran de valor. Sin embargo, y sin descartar efectos burbuja para Ethereum, los datos nos indicarían una dinámica un tanto diferente para esta criptomoneda, donde las búsquedas de términos relacionados a la Blockchain no le afectarían de forma tan volátil, mostrándose así como una moneda más alejada de los especuladores novatos, y más centrada en el desarrollo de sus funciones intrínsecas, i.e. la firma de contratos digitales. Es más, este trabajo ha comprobado que la correlación entre Bitcoin y Ethereum, a pesar de ser elevada, viene dada por un efecto arrastre de Bitcoin hacia Ethereum, no se trata de una correlación Bilateral, por lo que, de existir una burbuja en el mercado de las criptomonedas, esta estaría naciendo por la especulación en Bitcoin, que acabaría trasladándose al resto de monedas.

Respecto a la hipótesis burbuja de bitcoin reflejada mediante su relación con las búsquedas de Google, cabría plantearle una crítica: en caso de que la fama de bitcoin aumentase no por motivos especulativos, sino por motivos de un aumento de su valor intrínseco, igualmente aumentarían sus búsquedas en Google, y eso no implicaría que existiese un proceso burbuja. Sin embargo, este trabajo ha encontrado que la relación entre criptomonedas con diferentes funciones intrínsecas ha mantenido una creciente desde el año 2016, acentuándose en los periodos 2017 y 2020, donde hubo los mayores picos de precio registrados hasta la fecha, que, por cierto, acabaron

desinflándose a las pocas semanas. Si las variaciones del precio entre criptomonedas con diferentes funcionalidades son cada vez más parecidas, difícilmente estas se deberán a una mejora del factor intrínseco de los tokens, sino que se deberán a un agente externo como la especulación. Cabría esperar que, si bitcoin se asentase como moneda, aumentando su liquidez y estabilidad, su creciente valor se desvinculase del resto de criptomonedas y empezase a tomar un ritmo propio, sin embargo, con el paso del tiempo vemos como sucede todo lo contrario.

9. Referencias bibliográficas

Aslanidis, N., Bariviera, A.F., López, O.G., 2021. The link between Bitcoin and Google Trends attention. Working paper.

Aslanidis, N., Bariviera, A.F., Perez-Laborda, A., 2021. Are cryptocurrencies becoming more interconnected? *Economics Letters* 199, 109725. 2009.14561

Castelnuovo, E., Tran, T.D., 2017. Google it up! a google trends-based uncertainty index for the united states and australia. *Economics Letters* 161, 149–153.

Keynes, J.M., 1936. *Teoría general de la ocupación, el interés y el dinero*: 165-202; traducción de Eduardo Hornedo; México: Fondo de Cultura Económica, 1947.

Mises, L.V., 1912. *La teoría del dinero y del crédito*. Unión Editorial, ISBN: 978-84-7209-553-3

Pesaran, M.H., 2015. Testing weak cross-sectional dependence in large panels. *Econometric Rev.* 34 (6–10), 1089–1117

Shen, D., Urquhart, A., Wang, P., 2019. Does twitter predict Bitcoin? *Economics Letters* 174, 118–122.

Tymoigne, E., Wray, L.R., 2013. *Modern Monetary Theory 101: A Reply to Critics*. Levy Economics Institute of Bard College, Working Paper No. 778.