



Spillover de volatilidad entre el mercado de las criptomonedas, los mercados financieros y commodities

Volatility spillover between the cryptocurrency market, financial markets and commodities

Erik Mauricio Muñoz Henríquez^{1*}, Francisco Andrés Gálvez Gamboa²

¹ Universidad de Talca, Chile.

² Universidad Católica del Maule, Chile

Recibido el 28 de junio de 2021; aceptado el 27 de septiembre de 2022

Disponible en Internet el: 29 de septiembre de 2022

Resumen

El objetivo de este trabajo es analizar el efecto spillover entre el mercado de las criptomonedas, los mercados financieros y commodities, utilizando índices de volatilidad realizada de las diez criptomonedas con mayor capitalización de mercado y la volatilidad implícita de las cotizaciones del Oro (GVZ) y el Petróleo (OVX), y el mercado financiero norteamericano (VIX) y europeo (VSTOXX) a través del Spillover Index basado en un Vector Autorregresivo (VAR). Los resultados indican que Ethereum es el mayor transmisor de volatilidad, seguido por Cardano, mientras que los mayores receptores de volatilidad son ChainLink y BinanceCoin. Además, demostramos a través de la utilización de la volatilidad implícita que la contribución de los mercados financieros al spillover no excede el 3%, incluso resultados menores se evidencian con ambos commodities. El análisis de impulso-respuesta muestra el mayor efecto sobre las criptomonedas proviene del VIX, junto con una respuesta negativa ante un shock en el OVX y GVZ.

Código JEL: C58, G10, G15, G17

Palabras clave: criptomoneda; efecto spillover; volatility

* Autor para correspondencia

Correo electrónico: emunozhenriquez@outlook.com (E. M. Muñoz Henríquez).

La revisión por pares es responsabilidad de la Universidad Nacional Autónoma de México.

<http://dx.doi.org/10.22201/fca.24488410e.2023.3396>

0186- 1042/© 2019 Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Contaduría y Administración. Este es un artículo Open Access bajo la licencia CC BY-NC-SA (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)

Abstract

The aim of this paper is to analyze the spillover effect between the cryptocurrency market and the financial markets, using realized volatility indices of the ten cryptocurrencies with the largest market capitalization and the implied volatility of Gold (GVZ) and Oil (OVX) prices, and the North American (VIX) and European (VSTOXX) financial market through the Spillover Index based on a Vector Autoregressive (VAR). The results indicate that Ethereum is the largest volatility transmitter followed by Cardano, while ChainLink and BinanceCoin are the largest receivers. We demonstrate with implied volatility that contribution of volatility spillover from financial markets does not exceed 3%, even lower results are evidenced from both commodities. Impulse-response analysis shows the major effect of the VIX on cryptocurrencies, along with a negative response to a shock in commodities indices.

JEL Code: C58, G10, G15, G17

Keywords: cryptocurrency; spillover effect; volatility

Introducción

Desde la introducción de la primera criptomoneda, el Bitcoin en 2009 por Satoshi Nakamoto, el mercado de las criptomonedas ha ganado gran popularidad en los años recientes, generando un gran volumen de transacciones en su comercialización. La Figura 1 muestra la evolución desde 2015 a 2021 de la capitalización de todas las criptomonedas que se transaron en el mercado, superando los 2.2 trillones de dólares.

En este contexto, la existencia de este nuevo activo financiero circulando y la integración de los mercados, cobra relevancia el conocimiento que pueda desarrollarse sobre estos activos, tanto para los inversores, como para las estrategias de manejo del riesgo (Okorie y Lin, 2020; Symitsi y Chalvatzis, 2018).



Figura 1. Capitalización Total en USD del Mercado de las Criptomonedas
Fuente: TradingView (2021)

Estudios recientes se han enfocado en las características de las criptomonedas, principalmente el Bitcoin, clasificándose como un activo financiero, commodity o una divisa (Baur, Hong, y Lee, 2015; Kristjanpoller y Bouri, 2019; Gronwald, 2019). También, se han desarrollado líneas de investigación que estudian los determinantes del precio de esta criptomoneda (Dyhrberg, 2016b). En los últimos años la literatura en finanzas ha considerado relevante analizar las criptomonedas como un elemento adicional en la optimización de portafolios y su capacidad de hedging o minimización del riesgo (Okorie y Lin, 2020; Dwita Mariana, Ekaputra, y Husodo, 2020; Dyhrberg, 2016).

Parte importante de la literatura se ha enfocado en el estudio de spillover del mercado de las criptomonedas siendo una metodología comúnmente utilizada para el estudio de la conexión entre mercados y/o activos financieros (Corbet et al., 2018; Balli et al., 2020). Los estudios que han analizado el spillover índice a la fecha, han considerado como base a los retornos diarios de las criptomonedas (Symitsi y Chalvatzis, 2018; Ji, Bouri, Lau, y Roubaud, 2019; Fousekis y Tzaferi, 2021; Akyildirim, Corbet, Lucey, Sensoy, y Yarovaya, 2020).

Este trabajo propone la utilización de la volatilidad en el análisis del mercado de criptomonedas, medida de gran interés para inversionistas e indicador cuantitativo del riesgo, lo que permitirá extender la literatura en relación a esta temática. Además, este trabajo contribuye al estudio del spillover índice a través de la utilización de la volatilidad realizada de las 10 criptomonedas con mayor capitalización de mercado ya que principalmente se enfoca en el Bitcoin. Además de incorporar el análisis la volatilidad implícita de la bolsa Norteamérica (en adelante, VIX), Europea (en adelante, VSTOXX), Petróleo (en adelante, OVX) y el Oro (en adelante, GVZ), evidenciando un análisis diferenciado ante shocks entre los mercados y los commodities con las criptomonedas a través de la función impulso respuesta.

Los resultados difieren de los comúnmente encontrados en la literatura y muestran que Ethereum es el mayor transmisor de volatilidad, seguido de Cardano y Litecoin. Además, la volatilidad implícita del VIX y el VSTOXX contribuyen a la volatilidad de las criptomonedas en rangos inferiores al 3%, incluso los resultados inferiores al 1% son evidentes con OVX y GVZ, lo que implica una desconexión con estos mercados

Este documento está estructurado de la siguiente manera: En la sección 2 se presenta la revisión bibliográfica; la sección 3 se presenta el marco metodológico; en la sección 4 se presentan nuestros datos y algunas estadísticas preliminares; en la sección 5 se presentan los resultados; por último, en la sección 6 se ofrecen las principales conclusiones e implicancias.

Revisión de literatura

La reciente popularidad del mercado de las criptomonedas y el gran volumen de transacciones que se realizan, ha incrementado el interés por conocer el comportamiento de estos activos y su relación con los mercados financieros. Autores como Fang et al. (2022) muestran el crecimiento exponencial en el número de publicaciones respecto al criptomercado desde 2013 a 2021, demostrando que el 85% se concentra desde 2018. Esto último, coincide con el aumento de la capitalización de mercado de las criptomonedas (Figura 1), demostrando ser una nueva área de investigación en el comercio financiero.

Por consiguiente, es posible identificar en la literatura diferentes metodologías utilizadas para estudiar la volatilidad de las criptomonedas y su relación con otros mercados, las que se concentran principalmente en dos enfoques, a través de: 1) modelo de Heterocedasticidad Condicional Autorregresiva Generalizada (GARCH) y 2) Vectores Autorregresivos (VAR) en sus diferentes variantes.

Primero, respecto a los modelos GARCH, son comúnmente utilizados para estudiar la relación entre mercado y/o activos financieros. Por ejemplo, Dwita Mariana et al. (2020) utilizando el enfoque de Correlaciones Condicionales Dinámicas (DCC) analizaron las dos criptomonedas con mayor capitalización de mercado, Bitcoin y Ethereum. Los autores analizaron las criptomonedas junto con el S&P500 y el Oro, antes y durante la pandemia por COVID-19 identificando una correlación negativa con los retornos del S&P500 durante la pandemia e identificando que Ethereum es mejor safe-haven que Bitcoin.

Adicionalmente, autores como Kumar y Anandarao (2019) utilizando un modelo multivariado iGARCH-DCC y las 4 principales criptomonedas (Bitcoin, Ethereum, Ripple y Litecoin) identificaron un spillover significativo desde Bitcoin a Ethereum y Litecoin. Adicionalmente, utilizando un análisis wavelet confirma el efecto predominante que tiene el Bitcoin sobre las otras criptomonedas, sugiriendo la posibilidad de incluir criptomonedas en la diversificación de portafolio de los inversores en momento de baja volatilidad del mercado.

Por otro lado, y utilizando un modelo VAR-GARCH Symitsi y Chalvatzis (2018) estudian el efecto spillover entre el Bitcoin, S&P Global Clean Energy Index y compañías relacionadas con la energía y la tecnología, identificando un spillover de los retornos ante un shock en las empresas de energía y tecnología sobre el Bitcoin. Dentro de esta línea, Umar et al. (2021) analizó el retorno diario de 12 sectores tecnológicos de economías desarrolladas y en desarrollo, y el Bitcoin, evidenciando la existencia de una significativa interconexión entre este sector a nivel mundial. Los autores además identificaron que la contribución del mercado de las criptomonedas es insignificante, mostrándose menos expuesto a un riesgo sistemático, lo que reduce la exposición ante posibles advertencias de entidades regulatorias.

Segundo, se encuentran los modelos VAR en sus diferentes innovaciones, como la desarrollada por Diebold y Yilmaz (2012) basado en la descomposición de la varianza del error de pronóstico de un vector autorregresivo (VAR). Por ejemplo, Gillaizeau et al. (2019) analizó el spillover entre el Bitcoin y diferentes divisas, calculando las tasas de cambio, lo que permitió identificar que el Bitcoin-USD posee un poder predictivo neto y el Bitcoin-EURO es un receptor neto. Además, los autores demostraron que en periodos de gran volatilidad el Bitcoin muestran una gran ineficiencia dinámica, siendo necesario que los inversores cuenten con información muy definida para lograr predecir el retorno esperado.

Por otra parte, Corbet et al. (2018) analizó la relación de las tres principales criptomonedas (Bitcoin, Ripple y Litecoin) en el mercado durante 2017, con otros activos financieros como MSC GSCI Total Returns Index, US\$ Broad Exchange Rate, SP500 Index y COMEX precios de cierre del oro, VIX y Markit ITTR110 index. La metodología desarrollada por los autores concluye que existe una alta conexión entre las criptomonedas y una relativa desconexión con los principales activos financieros.

En esta misma línea, Balli et al. (2020) estudió las seis criptomonedas con mayor capitalización (Bitcoin, Ripple, Stellar, Litecoin, Monero y Dash) junto con el Índice de Incertidumbre de Política Económica (EPU), VIX, OVX y GVZ, demostrando que la conexión entre las criptomonedas están negativamente correlacionadas con la incertidumbre económica incluso usando las criptomonedas como herramienta de diversificación de portafolio para minimizar el riesgo. En esta misma línea se encuentran los trabajos desarrollados por Ghorbel, Loukil, y Bahloul (2022),

Estudios recientes, como el desarrollado por Moratis (2021) cuantificó el efecto spillover en las 30 criptomonedas con mayor capitalización de mercado utilizando un VAR Bayesiano, identificando a Bitcoin como la criptomoneda que domina el spillover y la existencia de algunas criptomonedas que se presentan inmunes antes aquellas transmisoras de spillover.

De igual forma, existen otras metodologías para estudiar el comportamiento de las criptomonedas es la técnica VAR – MGARCH – GJR – BEKK empleada por Okorie y Lin (2020) donde utilizando las 5 criptomonedas con menor y mayor capitalización y el petróleo crudo, identificaron la existencia de spillover de volatilidad bidireccional y unidireccional desde el petróleo crudo a las criptomonedas y viceversa. además, que se pueden reducir el riesgo si incorporan el commodity en sus portafolios.

Una característica importante que contiene la literatura, es el trade-off que deben realizar los autores entre el periodo de tiempo en estudio (Ji et al., 2019; Brauneis y Mestel, 2018; Fousekis y Tzaferi, 2021) y la cantidad de criptomonedas incluidas en el análisis (Zięba, Kokoszczyński, y Śledziwska, 2019). Es por ello que este trabajo ofrece un análisis más prolongado, respecto al periodo de tiempo en estudio, sobre el comportamiento de las criptomonedas con mayor capitalización y volatilidades implícitas de diferentes mercados.

Metodología

Con el propósito de cuantificar el efecto spillover en el mercado de las criptomonedas y otros indicadores financieros, utilizamos la metodología propuesta por Diebold y Yilmaz (2012) basado en las descomposiciones de la varianza del error de pronóstico en un marco autorregresivo vectorial generalizado. La utilización de este método se basa en que mercados se encuentran conectados entre sí, independiente la existencia o no de shocks que afecten sus correlaciones (Forbes y Rigobon, 2002), por lo que la utilización de modelos condicionales puede generar sesgos en la estimación, como sería el caso de los modelos DCC-GARCH (Elsayed, Gozgor, y Yarovaya, 2022).

Por lo tanto, el modelo VAR se puede definir como:

$$y_t = \sum_{i=1}^p \Phi y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Donde y_t es el vector de tamaño M que contiene todas las volatilidades en el periodo t , $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$ es un vector de perturbaciones. La descomposición de la varianza del error de pronóstico generalizado de H paso adelante se define por:

$$\theta_{ij}^g(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma A_h' e_i)^2} \quad (2)$$

Donde $H = 1, 2, \dots$, y $i, j = 1, 2, \dots, M$. Σ es la matriz de varianza – covarianza del vector de perturbaciones ε_t , σ_{jj} es la desviación estándar del término de error para la j -ésima ecuación, A_h es la matriz de coeficientes del vector de perturbaciones con retardo h en la representación de media móvil infinita del modelo VAR y e_i es el vector de selección, con uno como elemento i -ésimo y ceros en caso contrario. La suma de los elementos en cada fila de la tabla de descomposición de la varianza no es igual a uno $\sum_{j=1}^M \theta_{ij}^g(H) \neq 1$, ya que los choques no son necesariamente ortogonales. Las estimaciones deben normalizarse para comparar los efectos spillover direccionales por pares individuales

$$\tilde{\theta}_{ij}^g(H) = \frac{\theta_{ij}^g(H)}{\sum_{j=1}^M \theta_{ij}^g(H)} \quad (3)$$

Por construcción $\sum_{j=1}^M \tilde{\theta}_{ij}^g(H) = 1$ y $\sum_{i,j=1}^M \tilde{\theta}_{ij}^g(H) = M$. Para simplificar la notación, usaremos $S_{i \leftarrow j}^H$ en vez de $\tilde{\theta}_{ij}^g(H)$ describir la dirección del efecto spillover en las diferentes series.

El spillover direccional de volatilidad recibido por el mercado i de todos los demás mercados j se puede definir de la siguiente manera:

$$S_{i \leftarrow \circ}^H = \frac{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^M \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{M} \quad (4)$$

Al mismo tiempo, la contribución del mercado j a todos los demás mercados i viene dada por:

$$S_{\circ \leftarrow j}^H = \frac{\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^M \tilde{\theta}_{ji}^g(H)}{M} \quad (5)$$

El spillover neto de volatilidad del mercado i a todos los demás mercados j corresponde a la diferencia entre el spillover direccional y se puede calcular de la siguiente manera

$$S_i^H = S_{\circ \leftarrow i}^H - S_{i \leftarrow \circ}^H \quad (6)$$

Esta medición permite calcular cuánto el mercado i contribuye a la volatilidad de otros mercados y/o activos, siendo posible identificar a los “transmisores netos” ($S_i^H > 0$) y a los “receptores netos” ($S_i^H < 0$).

Finalmente, el índice de spillover total puede ser construido como:

$$S^H = \frac{\sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^M \tilde{\theta}_{ji}^g(H)}{M} \quad (7)$$

El spillover total es el ratio de la suma de los elementos fuera de la diagonal de $\tilde{\theta}_{ij}^g(H)$ y la suma de todos los otros elementos.

Para contar con un mejor entendimiento de la tabla de spillover que resulta de la metodología implementada, la Tabla 1 entrega un claro ejemplo de los resultados a nivel agregado y desagregado del spillover, donde \mathbf{y}_t representa a cada mercado o activo utilizado. Los elementos internos \mathbf{d}_{ij} son el spillover direccional por pares desde \mathbf{y}_j a \mathbf{y}_i , estos representa la contribución de un shock en \mathbf{y}_j sobre la varianza del error de pronóstico de h-paso adelante en \mathbf{y}_i .

La columna “Desde” corresponde al spillover direccional total de y_j a otros, la fila “Hacia”, de igual forma, es el spillover direccional total de y_j a otros.

Tabla 1
 Tabla Spillover

	y_1	y_2	...	y_M	Desde
y_1	d_{11}	d_{12}	...	d_{1M}	$\sum_{j=1}^M d_{1j}; j \neq 1$
y_2	d_{21}	d_{22}	...	d_{2M}	$\sum_{j=1}^M d_{2j}; j \neq 2$
\vdots	\vdots	\vdots	...	\vdots	\vdots
y_M	d_{M1}	d_{M2}	...	d_{MM}	$\sum_{j=1}^M d_{Mj}; j \neq M$
Hacia	$\sum_{i=1, i \neq 1}^M d_{i1}$	$\sum_{i=1, i \neq 2}^M d_{i2}$...	$\sum_{i=1, i \neq M}^M d_{iM}$	$\frac{1}{M} \sum_{i,j=1}^M d_{ij}; i \neq j$

Fuente: Diebold y Yilmaz (2015)

A modo de análisis, es necesario identificar el spillover direccional neto (identificación de transmisores y receptores) y el spillover direccional neto total, presentado en la Ec.(6) y Ec.(7) respectivamente.

Datos

La volatilidad es una de las medidas más utilizadas para medir el riesgo o la incertidumbre en los mercados. Siguiendo a Diebold y Yilmaz (2014) y Demirer et al. (2018), en este estudio se utiliza la realized volatility (RV) o volatilidad realizada basada en un rango diario, implementando la metodología desarrollada por Garman y Klass (1980)

$$\hat{\sigma}_{it}^2 = 0.511(H_{it} - L_{it})^2 - 0.019[(C_{it} - O_{it})(H_{it} + L_{it} - 2O_{it}) - 2(H_{it} - O_{it})(L_{it} - O_{it})] - 0.383(C_{it} - O_{it})^2 \quad (8)$$

Donde H_{it} , L_{it} , O_{it} y C_{it} corresponde a el precio más alto, bajo, de apertura y de cierre respectivamente para la criptomoneda i en el periodo t . Una de las particularidades de esta medida de volatilidad es que bajo ciertos supuesto converge en probabilidad a la verdadera volatilidad integrada con una distribución normal estándar (Barndorff-Nielsen y Shephard, 2002).

Siguiendo a autores como Kumar y Anandarao (2019), Balli et al. (2020), Ghorbel et al. (2022) enfocamos nuestro estudio en un grupo de criptomonedas con mayor capitalización de mercado.

Particularmente, analizamos las 10 criptomonedas¹ más grandes en términos de capitalización de mercado al 22 de abril de 2021. Sin embargo, limitamos la muestra de criptomonedas a aquellas con datos desde enero de 2018. En la Tabla 2 se detallan las criptomonedas analizadas y su porcentaje de capitalización de mercado al 17/04/2021, representando más del 75% del total de criptomonedas transadas en el mercado.

Además, incluimos cuatro Implied Volatility (IV) o volatilidad implícita²: índice de volatilidad CBOE basado en las opciones del índice S&P500 (VIX), índice de volatilidad del EURO STOXX 50 (VSTOXX) basado en el precio de las opciones del EURO STOXX 50, índice de volatilidad del CBOE Crude Oil EFT (OVX) y el índice de volatilidad del CBOE Gold EFT (GVZ). Las primeras dos medidas corresponden al riesgo del mercado financiero de Estados Unidos y Europeo respectivamente. Las dos volatilidades implícitas siguientes son medidas de riesgo de commodity, ambas usadas generalmente para cubrir el riesgo de la cartera.

Tabla 2
Descripción de las 10 criptomonedas en análisis

Criptomoneda	Símbolo	Criptomoneda
Bitcoin	BTC	51,64%
Ethereum	ETH	12,33%
BinanceCoin	BNC	0,24%
Tether	USDT	2,20%
XRP – Ripple	XRP	3,24%
Cardano	ADA	2,01%
DogeCoin	DOGE	1,71%
Litecoin	LTC	0,81%
ChainLink	LINK	0,80%
Stellar	XLM	0,66%

Fuente: Elaboración propia en base a datos obtenidos de coinmarketcap.com al 17/04/2021

Por otro lado, la Figura 2 muestra las volatilidades de cada criptomoneda durante 2018 y 2020, siendo posible identificar altas volatilidades en la mayoría de las criptomonedas, particularmente en dos periodos. El primero es a comienzos de 2018 cuando existe una caída generalizada en el precio que se comercializan estos nuevos activos, tras un gran auge durante 2017. Esta tendencia a la baja se mantiene durante todo 2018, periodo o fase conocida como “bearish”. El segundo, se puede apreciar durante marzo

¹ Los datos fueron obtenidos desde finance.yahoo.com

² Los datos fueron obtenidos desde finance.yahoo.com, excepto VSTOXX que fue obtenido desde wsj.com.

de 2020 donde tras la caída de todos mercados a raíz del Covid-19, los inversores liquidaban activos safe-haven o de refugio en búsqueda de efectivo, este fue el caso de las criptomonedas, los bonos y el oro, donde en la Figura 3 es posible apreciar este peak de volatilidad.

En concordancia con lo anterior, los índices de volatilidad de los mercados Estadounidenses y Europeos presentan su mayor medida en marzo de 2020, con la caída generalizada de las bolsas internacionales a raíz de la incertidumbre por la crisis sanitaria mundial. Mismos resultados se aprecian en el mercado del petróleo, aunque este cuenta con un segundo sobresalto durante abril de 2020, calcificando el 20 de abril como el “día negro” para este commodity, llegando a cotizar con valores negativos el West Texas International (WTI).

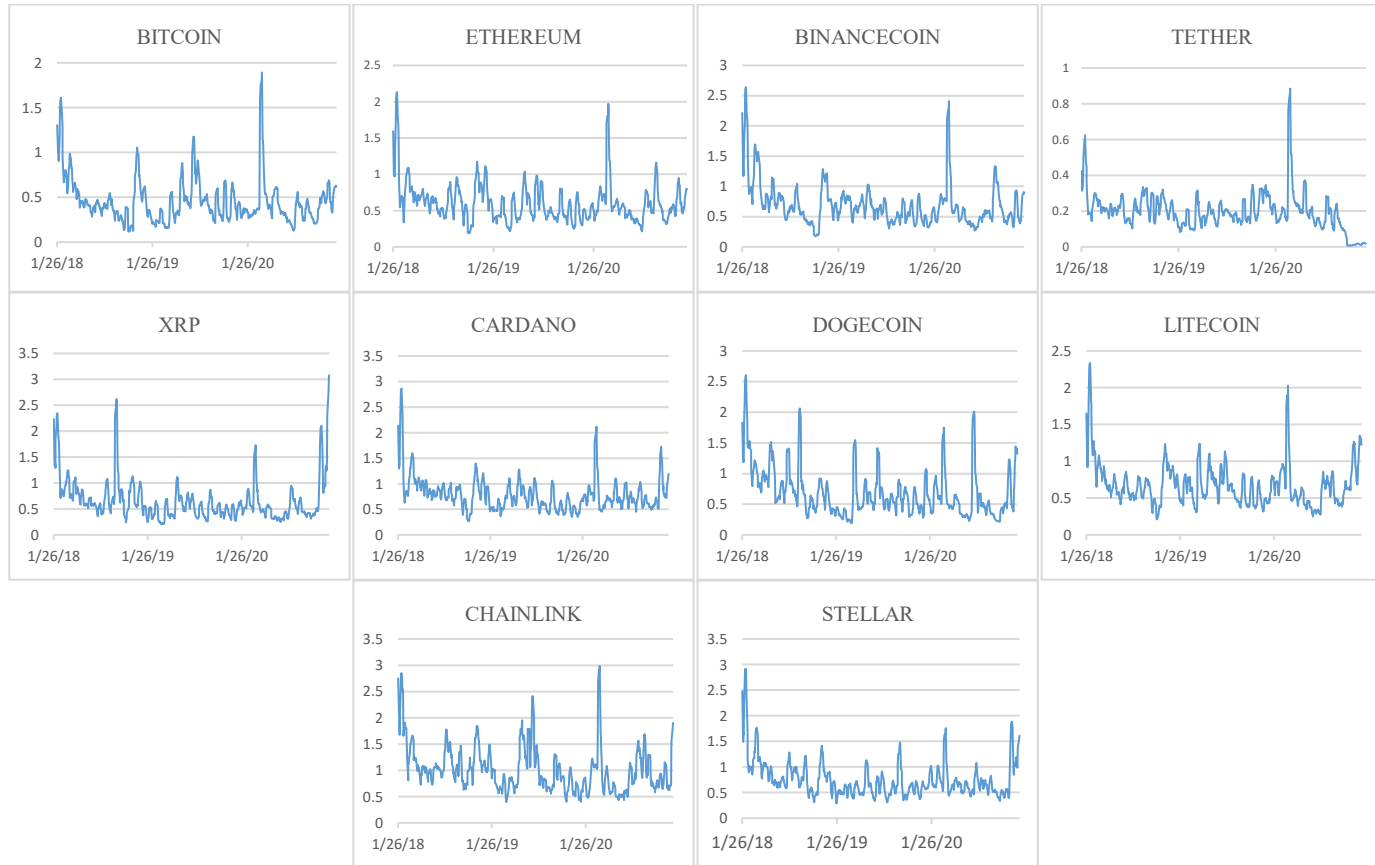


Figura 2. Volatilidad Realizada de las criptomonedas
Fuente: Elaboración Propia

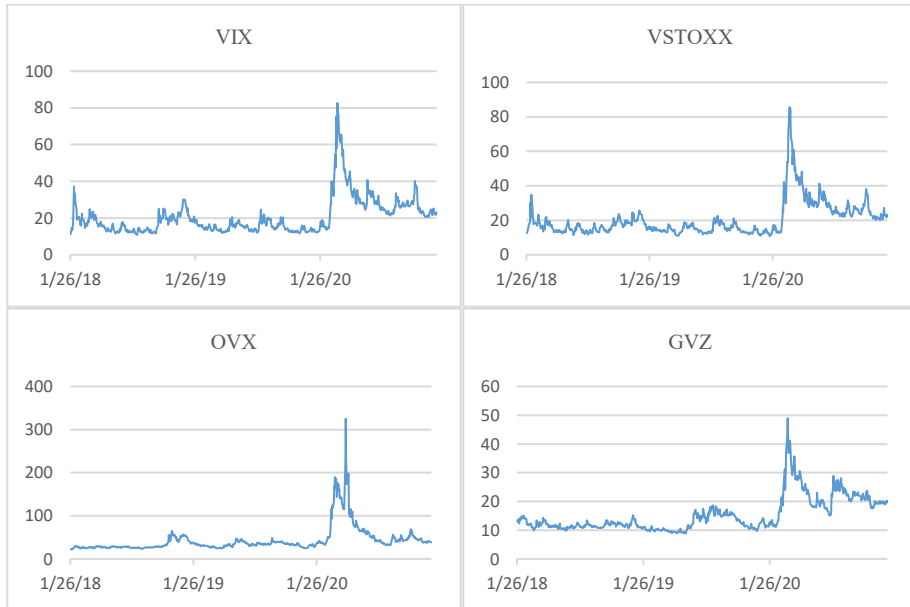


Figura 3. Volatilidades Implícitas de los mercados y commodities
Fuente. Elaboración Propia

La Tabla 3 muestra las estadísticas descriptivas de la volatilidad realizada (RV) y la volatilidad implícita (IV) para cada criptomoneda y mercado de valores. La media para la volatilidad de las criptomonedas varía entre 0.20 (USDT) y 1.03 (LINK). A su vez la desviación estándar se presenta homogénea para la mayoría de las criptomonedas, excepto para USDT con una medida de 0.11. En el caso de las IV, tanto el OVX y GVZ presentan una media y desviación estándar más baja y más alta, respectivamente, demostrando gran variabilidad en ambas volatilidades.

Por otro lado, todos los índices de volatilidad tienen asimetría positiva y muestran una distribución leptocúrtica. Esto se complementa con el Test de Jarque-Bera, que rechaza la distribución de normalidad de la observación. La prueba de Phillips-Perron muestra que todas las volatilidades se mantienen estacionarias en el nivel de significancia de 0.05.

Tabla 3
 Estadística descriptiva de las volatilidades

	Media	SD	Min	Max	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera	Box-Pierce	Phillips-Perron
BTC	0.46	0.26	0.12	1.89	2.26	7.19	0.00	0.00	0.010
ETH	0.61	0.28	0.19	2.13	2.20	7.80	0.00	0.00	0.010
BNC	0.69	0.36	0.17	2.64	2.38	7.91	0.00	0.00	0.010
USDT	0.20	0.11	0.01	0.88	2.03	9.77	0.00	0.00	0.010
XRP	0.66	0.41	0.21	3.08	2.65	8.86	0.00	0.00	0.010
ADA	0.79	0.33	0.27	2.86	2.46	10.25	0.00	0.00	0.010
DOGE	0.70	0.41	0.20	2.61	1.68	3.35	0.00	0.00	0.010
LTC	0.68	0.30	0.21	2.34	2.07	7.09	0.00	0.00	0.010
LINK	1.03	0.45	0.40	2.98	1.57	3.34	0.00	0.00	0.010
XLM	0.76	0.37	0.29	2.92	2.39	8.53	0.00	0.00	0.010
VIX	20.58	10.05	10.85	82.69	2.54	8.88	0.00	0.00	0.024
VSTOXX	20.34	10.13	10.84	85.62	2.78	10.66	0.00	0.00	0.024
OVX	43.16	31.19	22.23	325.15	3.97	19.64	0.00	0.00	0.014
GVZ	15.29	6.05	8.88	48.98	1.79	4.06	0.00	0.00	0.045

Nota: La prueba Jarque – Bera y Box – Pierce muestra los p-valores con 10 retardos.

Fuente: Elaboración Propia

La Tabla 4 muestra las correlaciones entre el grupo de criptomonedas y las cuatro volatilidades implícitas. Es posible identificar un alto nivel de correlación entre las criptomonedas, con valores cercanos al 0.85 en algunos casos . Por otro lado, al analizar la correlación de las volatilidades implícitas del mercado norteamericano y europeo, el grado de correlación es menor que entre criptomonedas, con valores que oscilan entre 0.032 (DogeCoin – VIX) y 0.32 (Bitcoin – VSTOXX). En el caso de las volatilidad implícita de los commodities DogeCoin muestra correlaciones negativas con el oro (-0.042) y el petróleo (-0.074)

Tabla 4
 Correlación de volatilidades

	BTC	ETH	BNC	USDT	XRP	ADA	DOGE	LTC	LINK	XLM	VIX	VSTOXX	OVX	GVZ
BTC	1.000	0.855	0.774	0.655	0.586	0.765	0.576	0.839	0.749	0.679	0.318	0.321	0.202	0.249
ETH	0.855	1.000	0.858	0.682	0.704	0.872	0.577	0.880	0.772	0.775	0.285	0.281	0.138	0.190
BNC	0.774	0.858	1.000	0.589	0.558	0.802	0.553	0.796	0.730	0.741	0.245	0.233	0.079	0.097
USDT	0.655	0.682	0.589	1.000	0.380	0.532	0.426	0.521	0.511	0.451	0.293	0.318	0.247	0.170
XRP	0.586	0.704	0.558	0.380	1.000	0.727	0.540	0.712	0.603	0.799	0.072	0.074	-0.037	0.061
ADA	0.765	0.872	0.802	0.532	0.727	1.000	0.667	0.817	0.698	0.887	0.207	0.203	0.033	0.081
DOGE	0.576	0.577	0.553	0.426	0.540	0.667	1.000	0.609	0.568	0.680	0.032	0.041	-0.074	-0.042
LTC	0.839	0.880	0.796	0.521	0.712	0.817	0.609	1.000	0.729	0.760	0.209	0.203	0.040	0.125
LINK	0.749	0.772	0.730	0.511	0.603	0.698	0.568	0.729	1.000	0.657	0.152	0.148	0.000	0.081
XLM	0.679	0.775	0.741	0.451	0.799	0.887	0.680	0.760	0.657	1.000	0.096	0.090	-0.029	0.026
VIX	0.318	0.285	0.245	0.293	0.072	0.207	0.032	0.209	0.152	0.096	1.000	0.976	0.785	0.853
VSTOXX	0.321	0.281	0.233	0.318	0.074	0.203	0.041	0.203	0.148	0.090	0.976	1.000	0.790	0.863
OVX	0.202	0.138	0.079	0.247	-0.037	0.033	-0.074	0.040	0.000	-0.029	0.785	0.790	1.000	0.735
GVZ	0.249	0.190	0.097	0.170	0.061	0.081	-0.042	0.125	0.081	0.026	0.853	0.863	0.735	1.000

Fuente: Elaboración Propia

Resultados

Análisis del índice spillover total

Para el cálculo del índice spillover de la volatilidad realizada y la volatilidad implícita desde el 26 de enero de 2018 hasta el 31 de diciembre de 2020, utilizando una ventana móvil de 200 días y el horizonte predictivo de 10 pasos en la descomposición de la varianza. La Figura 4 muestra el spillover total del sistema donde se identifican fluctuaciones entre aproximadamente el 60% y el 86%.



Figura 4. Índice Spillover Total
Fuente. Elaboración Propia

Durante mediados de 2018 y principios de 2020, se evidencia un alto nivel de conectividad en el mercado de criptomonedas, que osciló entre 60% y 75%. Lo anterior, se explica particularmente por el nivel de volatilidad experimentado por el mercado de criptomonedas desde mediados de 2017, lo que ha sido impulsado por Bitcoin (Gandal et al., 2018; Antonakakis et al., 2019).

El mercado de las criptomonedas sufrió grandes contracciones, pasando de acumular sus valores más altos durante 2017 a caer drásticamente los primeros meses de 2018. Esto ha presentado una alta volatilidad durante todo el año (ver Figura 2), en concordancia con el alto índice spillover al inicio de la Figura 4.

Posteriormente, se tienden el índice spillover comienza a crecer, intensificando la conexión entre los mercados, manteniéndose bajo el 70%, esto cambia cuando todos los mercados y activos se ven afectados por la pandemia por Covid-19 a comienzos de 2020, con una alta volatilidad, que a su vez, implica una mayor conectividad entre las criptomonedas y los mercados en análisis, alcanzando niveles cercanos al 86%

Análisis spillover index

Las estimaciones de spillover de volatilidad para las 10 criptomonedas y los 4 índices se presentan en la Tabla 5 utilizando un modelo VAR de orden 1 (la selección se basa en el Criterio de Información de Schwarz) con un horizonte de predicción de 10 pasos hacia adelante para la descomposición de la varianza. El período 2018-2020 bajo análisis muestra un índice spillover total (S^H) de 70,87%, lo que demuestra un mercado altamente integrado.

La criptomoneda con mayor influencia en su contribución a la volatilidad de otros mercados es Ethereum ($S_{o\leftarrow ETH}^H = 100.35\%$), seguido por Cardano ($S_{o\leftarrow ADA}^H = 95.14\%$), Litecoin ($S_{o\leftarrow LTC}^H = 94.54\%$), Stellar ($S_{o\leftarrow XLM}^H = 91.97\%$) y Bitcoin ($S_{o\leftarrow BTC}^H = 89.93\%$).

Particularmente, cuando se analizan los elementos fuera de la diagonal que representan los spillover direccionales por pares. El más grande es de Stellar a Cardano (13,40%), el segundo es de Bitcoin a Tether (13,11%) y el tercero es de Cardano a Stella (13,02%). Por otro lado, la volatilidad implícita que más influye en la volatilidad de las criptomonedas es VIX a Bitcoin ($S_{BTC\leftarrow VIX}^H = 2.14\%$) y VSTOXX a Tether ($S_{USD\leftarrow VSTOXX}^H = 2.61\%$). La volatilidad implícita asociada con el petróleo (OVX) y el oro (GVZ) contribuye con menos del 1% al mercado de criptomonedas.

La última columna de la Tabla 5 muestra el spillover direccional total neto (S_i^H) donde los valores positivos (negativos) corresponden a las volatilidades realizadas o implícitas son transmisores (receptores) de spillover de volatilidad, (es decir, si $S_i^H > 0$ es contribuidor neto o $S_i^H < 0$) es receptor neto). Es posible identificar que Ethereum es el transmisor de volatilidad más importante, seguido de Cardano y Litecoin. Estos hallazgos están en línea con los expuestos por Yi et al. (2018) donde Bitcoin no es la criptomoneda que domina el mercado a pesar de concentrar la mayor capitalización de mercado.

Tabla 5
 Índice Spillover

	BTC	ETH	BNC	USDT	XRP	ADA	DOGE	LTC	LINK	XLM	VIX	VSTOXX	OVX	GVZ	$S_{i \leftarrow o}^H$	S_i^H
BTC	18.19	12.45	9.07	8.88	6.39	9.73	4.02	11.73	7.54	7.63	2.14	1.92	0.12	0.19	81.81	7.92
ETH	11.73	15.84	9.77	8.02	7.51	11.75	4.43	11.72	6.88	9.64	1.37	1.05	0.15	0.14	84.16	16.19
BNC	9.76	11.79	17.97	7.14	5.89	10.62	4.83	11.11	7.75	10.34	1.41	1.11	0.27	0.01	82.03	-6.38
USDT	13.11	12.26	9.06	22.41	6.09	8.19	3.32	8.67	6.33	6.45	1.23	2.61	0.17	0.12	77.59	-15.49
XRP	6.81	9.39	5.54	4.83	26.49	10.27	7.82	9.25	5.85	12.56	0.54	0.44	0.15	0.06	73.51	-4.01
ADA	9.07	11.81	8.48	5.85	9.12	17.33	6.14	10.57	6.03	13.40	1.12	0.92	0.11	0.05	82.67	12.48
DOGE	7.19	6.32	6.05	4.53	6.80	8.98	35.30	8.58	4.66	9.32	0.94	0.97	0.34	0.02	64.70	-13.96
LTC	11.71	12.26	9.05	7.38	6.86	10.60	5.88	17.75	6.52	9.53	1.12	0.87	0.42	0.06	82.25	12.29
LINK	9.20	10.15	8.44	5.48	7.78	8.68	5.67	9.19	22.40	9.33	1.66	1.33	0.70	0.01	77.60	-17.28
XLM	7.25	9.85	8.11	5.08	12.55	13.02	7.90	9.17	6.11	20.05	0.53	0.30	0.04	0.04	79.95	11.76
VIX	1.24	1.37	0.95	1.28	0.14	1.46	0.25	1.76	0.89	1.47	45.10	31.19	1.58	11.32	54.90	32.95
VSTOXX	1.40	1.34	0.78	1.78	0.18	1.41	0.37	1.63	0.81	1.39	37.68	38.58	1.14	11.51	61.42	17.92
OVX	0.48	0.67	0.24	1.24	0.02	0.08	0.04	0.50	0.41	0.16	18.15	18.23	54.03	5.73	45.97	-40.01
GVZ	0.79	0.70	0.12	0.63	0.17	0.36	0.06	0.67	0.54	0.49	19.97	18.39	0.77	56.34	43.66	-14.39
$S_{o \leftarrow j}^H$	89.73	100.35	75.65	62.10	69.50	95.14	50.74	94.54	60.33	91.71	87.85	79.34	5.96	29.27	70.87	

Nota: Cada componente es la contribución estimada de la volatilidad de la criptomoneda j a la varianza del error de pronóstico de 10 pasos adelante de la volatilidad de la criptomoneda i. Modelo basado en un VAR de orden 1. $S_{o \leftarrow j}^H$ es la contribución desde las criptomoneda o mercado j a otros, $S_{i \leftarrow o}^H$ es la contribución de otros a las criptomonedas o mercado i. Finalmente, S_i^H corresponde a índices spillover de volatilidad total.

Fuente: Elaboración Propia

Análisis impulso – respuesta

Adicionalmente y utilizando las estimaciones del modelo VAR se realiza un análisis de impulso-respuesta entre la volatilidad realizada de las criptomonedas y los índices de volatilidad implícita. La Figura 5 y Figura 6 muestran los resultados con un 95% de confianza.

La Figura 5 muestra la función de impulso-respuesta de las criptomonedas a un choque en el VIX y VSTOXX. Es posible identificar que un choque en VIX genera un impacto mayor y persistente en el tiempo que un choque de VSTOXX. Además, en la mayoría de las criptomonedas, la función de impulso-respuesta parece estabilizarse cerca de tres meses. Los resultados de un shock en VSTOXX, a pesar de ser menores, provocan una respuesta negativa en criptomonedas como Ethereum, XRP, DogeCoin, LitecCoin y Stellar.

La función impulso-respuesta de un choque en la volatilidad implícita del petróleo y el oro (OVX y GVZ) en las criptomonedas se presenta en la Figura 6. Las ilustraciones muestran que OVX genera una respuesta más grande y negativa en todas las criptomonedas. En particular, una descarga en GVZ parece ser más pequeña, pero con mayor persistencia en el tiempo que una de OVX.

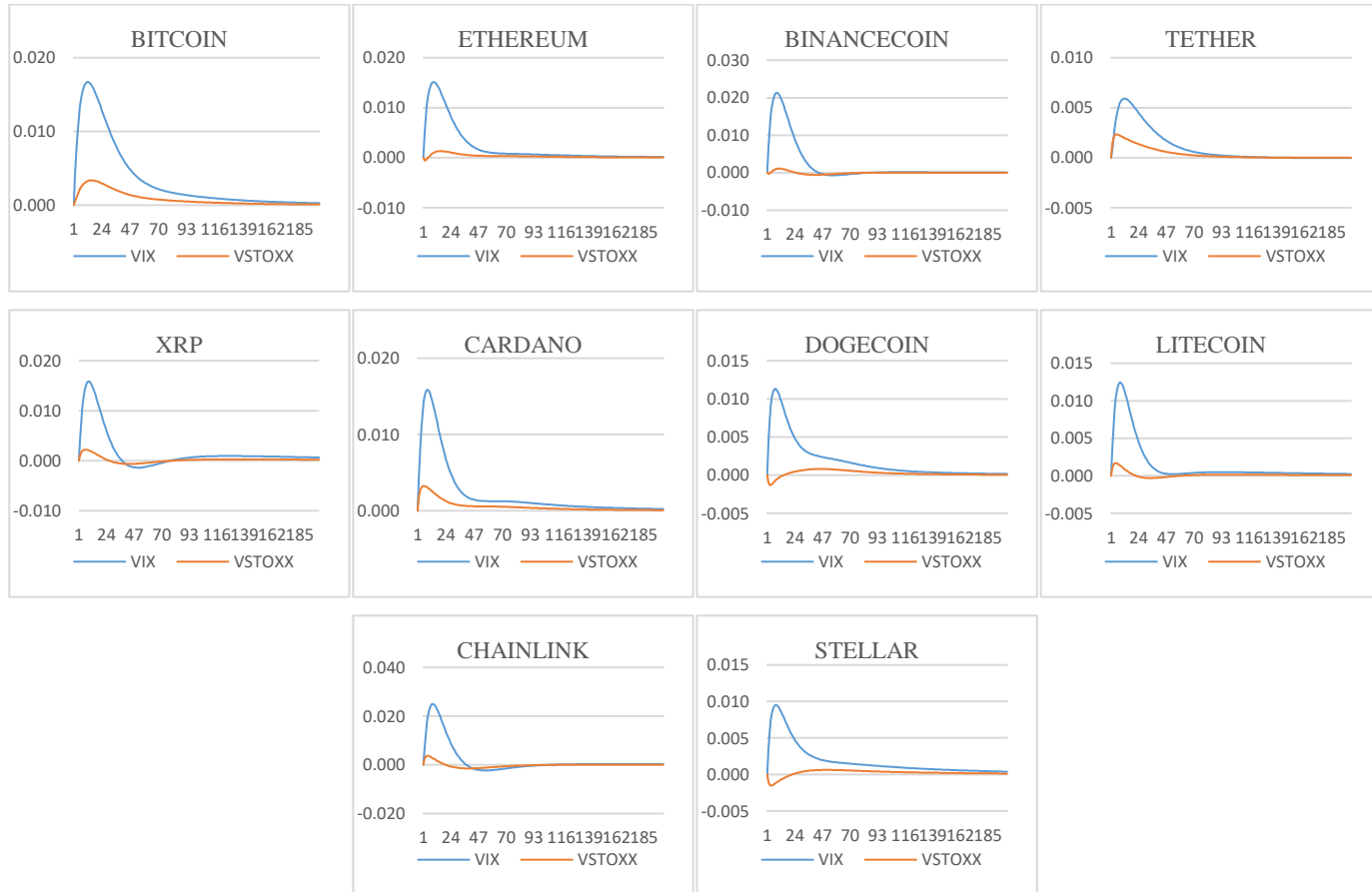


Figura 5. Análisis Impulso-Respuesta del mercado de criptomonedas – shock en VIX y VSTOXX

Fuente. Elaboración Propia

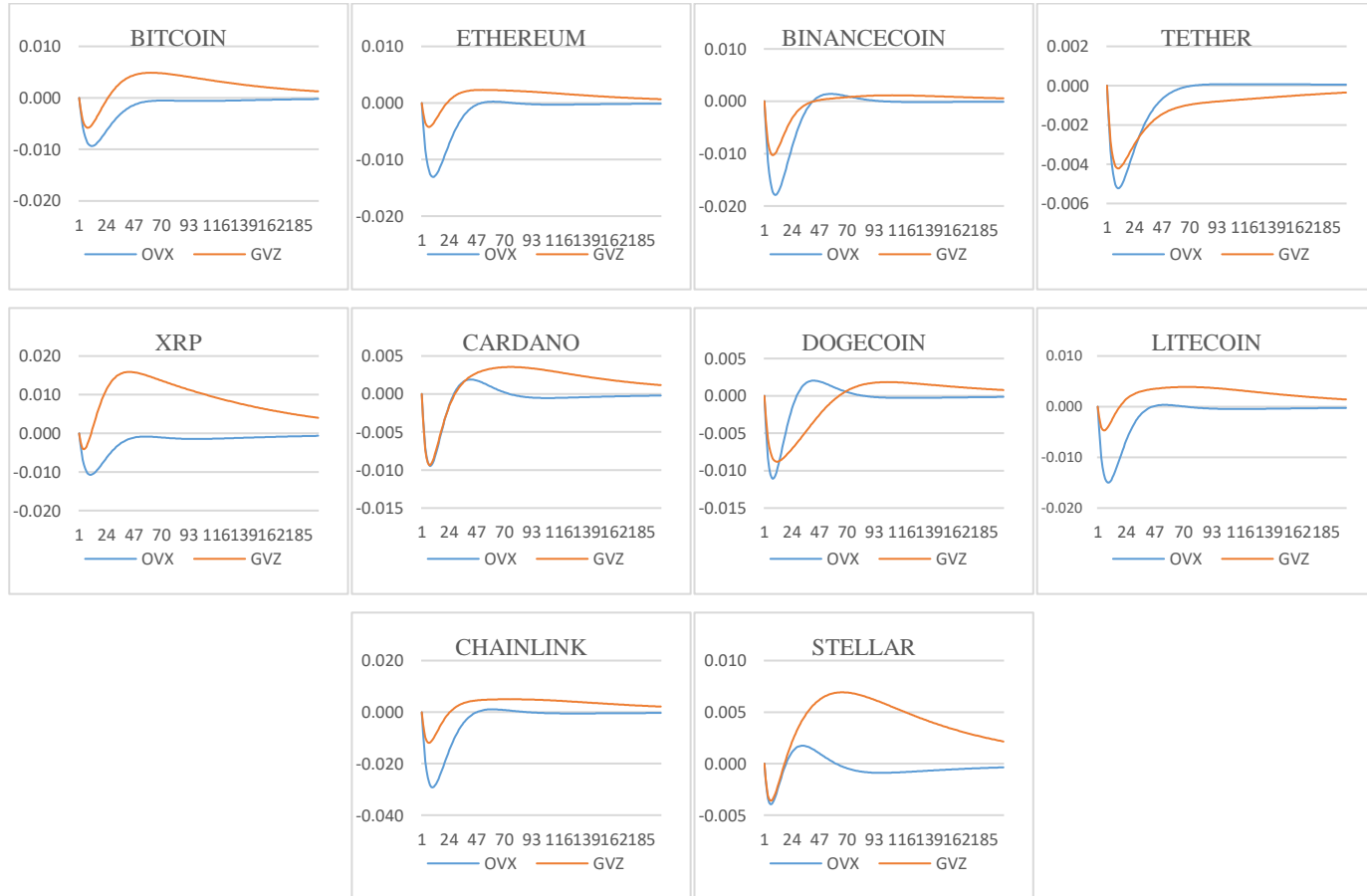


Figura 6. Análisis Impulso-Respuesta del mercado de criptomonedas – shock en OVX y GVZ
Fuente. Elaboración Propia

Conclusiones

El mercado de las criptomonedas ha ganado gran popularidad en los últimos años, y con la entrada masiva de diferentes competidores, estudiar su relación se ha convertido en un tema de gran interés para los inversores. El objetivo de este estudio es analizar e identificar la relación entre la volatilidad de las criptomonedas con mayor capitalización de mercado y cuatro volatilidades implícitas, que representan mercados financieros internacionales y dos commodities, utilizando el índice spillover durante 2018 a 2020.

Los hallazgos de esta investigación demuestran que Bitcoin a pesar de ser la criptomoneda más antigua y con mayor capitalización de mercado no se posiciona como el mayor transmisor de volatilidad en el mercado. En este sentido, se ha verificado que el mayor efecto es provocado por Ethereum, Cardano, Litecoin y Stellar. Estos resultados implican y complementan la forma de comprender el manejo del riesgo financiero por parte de los inversionistas, demostrando que en los periodos con mayor turbulencias (2018 a 2020, por ejemplo), en el mercado de las criptomonedas, no es el activo de mayor capitalización (Bitcoin) el único quien transmite volatilidad.

Al observar los índices de volatilidad implícita, se denota que contribuyen a la volatilidad de las criptomonedas, particularmente VIX y VSTOXX, en medidas inferiores al 3%, lo que está de acuerdo con los hallazgos de otros autores. Además, los índices asociados con las materias primas, OVX y GVZ, no representan una contribución importante a la volatilidad de las criptomonedas.

Estos hallazgos, tanto para los mercados financiero como para lo commodities, no presenta una mayor conexión con las criptomonedas, lo que sugiere una gran implicancia para inversionistas como una potencial herramienta de diversificación de portafolio y estrategias de hedging ante shock en el mercado de las criptomonedas.

El análisis de impulso-respuesta confirma la relación entre los mercados financieros y las materias primas sobre la volatilidad realizada de las criptomonedas. En particular, el VIX tiene un mayor impacto en las criptomonedas que el VSTOXX. Además, al estudiar las materias primas, ambas generan una respuesta negativa sobre las criptomonedas. El OVX genera un mayor impacto que el GVZ, mientras que el GVZ tiene una mayor persistencia en el tiempo.

Finalmente, es necesario considerar la limitación de la muestra utilizada, donde las criptomonedas que se encuentran dentro de las diez con mayor capitalización de mercado no son consideradas debido a que la disponibilidad de observaciones es reducida. Con esto, futuras líneas de desarrollo pueden considerar un menor tiempo de análisis y extender el spillover a enfoques de frecuencia de dominio o conexión con mercados emergentes.

Referencias

- Akyildirim, E., Corbet, S., Lucey, B., Sensoy, A., y Yarovaya, L. (2020). The relationship between implied volatility and cryptocurrency returns. *Finance Research Letters*, 33, 101212. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.06.010>
- Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., y Gabauer, D. (2019). Cryptocurrency market contagion: Market uncertainty, market complexity, and dynamic portfolios. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 61, 37–51. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.02.003>
- Balli, F., Bruin, A. de, Chowdhury, M. I. H., y Naeem, M. A. (2020). Connectedness of cryptocurrencies and prevailing uncertainties. *Applied Economics Letters*, 27(16), 1316–1322. <https://doi.org/10.1080/13504851.2019.1678724>
- Barndorff-Nielsen, O. E., y Shephard, N. (2002). Econometric analysis of realized volatility and its use in estimating stochastic volatility models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 64(2), 253–280. <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00336>
- Baur, D. G., Hong, K. J., y Lee, A. D. (2015). Bitcoin – Currency or Asset? (SSRN Scholarly Paper N° ID 2736020). Rochester, NY: Social Science Research Network. Recuperado de Social Science Research Network website, disponible en: <https://papers.ssrn.com/abstract=2736020>, consultado: 09/06/2021
- Brauneis, A., y Mestel, R. (2018). Price discovery of cryptocurrencies: Bitcoin and beyond. *Economics Letters*, 165, 58–61. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.02.001>
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., y Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28–34. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>
- Demirer, M., Diebold, F. X., Liu, L., y Yilmaz, K. (2018). Estimating global bank network connectedness. *Journal of Applied Econometrics*, 33(1), 1–15. <https://doi.org/10.1002/jae.2585>
- Diebold, F. X., y Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 57–66. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>
- Diebold, F. X., y Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182(1), 119–134. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>
- Diebold, F. X., y Yilmaz, K. (2015). *Financial and Macroeconomic Connectedness: A Network Approach to Measurement and Monitoring*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199338290.001.0001>

- Dwita Mariana, C., Ekaputra, I. A., y Husodo, Z. A. (2020). Are Bitcoin and Ethereum safe-havens for stocks during the COVID-19 pandemic? *Finance Research Letters*, 101798. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101798>
- Dyhrberg, A. H. (2016a). Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85–92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Dyhrberg, A. H. (2016b). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold? *Finance Research Letters*, 16, 139–144. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.025>
- Elsayed, A. H., Gozgor, G., y Yarovaya, L. (2022). Volatility and return connectedness of cryptocurrency, gold, and uncertainty: Evidence from the cryptocurrency uncertainty indices. *Finance Research Letters*, 47, 102732. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102732>
- Fang, F., Ventre, C., Basios, M., Kanthan, L., Martinez-Rego, D., Wu, F., y Li, L. (2022). Cryptocurrency trading: A comprehensive survey. *Financial Innovation*, 8(1), 13. <https://doi.org/10.1186/s40854-021-00321-6>
- Forbes, K. J., y Rigobon, R. (2002). No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements. *The Journal of Finance*, 57(5), 2223–2261. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00494>
- Fousekis, P., y Tzaferi, D. (2021). Returns and volume: Frequency connectedness in cryptocurrency markets. *Economic Modelling*, 95, 13–20. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.11.013>
- Gandal, N., Hamrick, J., Moore, T., y Oberman, T. (2018). Price manipulation in the Bitcoin ecosystem. *Journal of Monetary Economics*, 95, 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2017.12.004>
- Garman, M. B., y Klass, M. J. (1980). On the Estimation of Security Price Volatilities from Historical Data. *The Journal of Business*, 53(1), 67–78. Disponible en: <https://www.jstor.org/stable/2352358>, consultado: 18/04/2021
- Ghorbel, A., Loukil, S., y Bahloul, W. (2022). Connectedness between cryptocurrencies, gold and stock markets in the presence of the COVID-19 pandemic. *European Journal of Management and Business Economics*, ahead-of-print(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/EJMBE-10-2021-0281>
- Gillaizeau, M., Jayasekera, R., Maaitah, A., Mishra, T., Parhi, M., y Volokitina, E. (2019). Giver and the receiver: Understanding spillover effects and predictive power in cross-market Bitcoin prices. *International Review of Financial Analysis*, 63, 86–104. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.03.005>
- Gronwald, M. (2019). Is Bitcoin a Commodity? On price jumps, demand shocks, and certainty of supply. *Journal of International Money and Finance*, 97, 86–92. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2019.06.006>
- Ji, Q., Bouri, E., Lau, C. K. M., y Roubaud, D. (2019). Dynamic connectedness and integration in

- cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 63, 257–272.
<https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.12.002>
- Kristjanpoller, W., y Bouri, E. (2019). Asymmetric multifractal cross-correlations between the main world currencies and the main cryptocurrencies. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 523, 1057–1071. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.04.115>
- Kumar, A. S., y Anandaram, S. (2019). Volatility spillover in crypto-currency markets: Some evidences from GARCH and wavelet analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 524, 448–458. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.04.154>
- Moratis, G. (2021). Quantifying the spillover effect in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 38, 101534. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101534>
- Okorie, D. I., y Lin, B. (2020). Crude oil price and cryptocurrencies: Evidence of volatility connectedness and hedging strategy. *Energy Economics*, 87, 104703. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2020.104703>
- Symitsi, E., y Chalvatzis, K. J. (2018). Return, volatility and shock spillovers of Bitcoin with energy and technology companies. *Economics Letters*, 170, 127–130. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.06.012>
- TradingView. (2021). TradingView: Total Crypto Market Capitalization and Volume. Recuperado 15 de abril de 2021, de TradingView website: <https://www.tradingview.com/markets/cryptocurrencies/global-charts/>
- Umar, Z., Trabelsi, N., y Alqahtani, F. (2021). Connectedness between cryptocurrency and technology sectors: International evidence. *International Review of Economics & Finance*, 71, 910–922. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2020.10.021>
- Yi, S., Xu, Z., y Wang, G.-J. (2018). Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is Bitcoin a dominant cryptocurrency? *International Review of Financial Analysis*, 60, 98–114. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.08.012>
- Zięba, D., Kokoszcyński, R., y Śledziewska, K. (2019). Shock transmission in the cryptocurrency market. Is Bitcoin the most influential? *International Review of Financial Analysis*, 64, 102–125. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.04.009>