



Universidad Nacional de Mar del Plata
Facultad de Ciencias Económicas y Sociales

Determinantes del precio del Bitcoin

Un análisis econométrico
utilizando modelos VAR

Requisito para obtener el Grado de Licenciado en Economía

Autor: Donato, Santiago Andrés

Mar del Plata, 27 de Septiembre de 2023



Universidad Nacional de Mar del Plata
Facultad de Ciencias Económicas y Sociales

Tesina

Requisito para obtener el
Grado de Licenciado en
Economía

Determinantes del precio del Bitcoin

Un análisis econométrico utilizando modelos VAR

Autor: Donato, Santiago Andrés

Comité evaluador:

Director: Lic. Francisco Barberis Bosch

Co-directora: Mg. Ana Laura Catelén

Evaluadores:

Mg. Ignacio Raúl Pace Guerrero

Mg. Ariel González Barrós

Fecha de recepción:

21-06-2023

Fecha de defensa:

27-09-2023

Dedicatoria y Agradecimientos

A mis docentes y colegas por haberme dirigido y formado durante todos estos años.

A mis amigos, por acompañarme en los buenos y en los malos momentos.

A mi familia, por apoyarme de manera incondicional en cada uno de los proyectos en que embarco, por hacer posible que vaya alcanzando mis metas.

A mis directores, Francisco y Lali, por dedicarme tanto de su tiempo y esfuerzo. Sin su guía, sus consejos y sus palabras de aliento este trabajo no hubiera sido posible.

A todos ellos mi más sincero agradecimiento.

Resumen

Esta investigación tiene como objetivo analizar los determinantes del comportamiento del precio del Bitcoin mediante la aplicación de un modelo VAR que incluye variables macroeconómicas y del mercado del Bitcoin. A través de este análisis, se busca identificar y evaluar la importancia relativa de cada uno de estos factores en la evolución del precio del Bitcoin, y examinar cómo se interrelacionan estos componentes en el contexto del mercado de las criptomonedas.

Los resultados obtenidos sugieren que existen relaciones causales significativas entre el precio del Bitcoin y algunas variables macroeconómicas y del mercado del Bitcoin. Además, las relaciones encontradas apoyan parcialmente algunas de las hipótesis planteadas, lo que sugiere que el precio del Bitcoin está influenciado por factores tanto internos como externos al mercado de las criptomonedas.

Palabras Clave

Bitcoin – Determinantes - Precio - Volatilidad - Modelo VAR

Abstract

This research aims to analyze the determinants of Bitcoin's price behavior through the application of a VAR model that includes macroeconomic and Bitcoin market variables. Through this analysis, the objective is to identify and evaluate the relative importance of each of these factors in the evolution of Bitcoin's price and examine how these components interrelate in the context of the cryptocurrency market.

The results suggest that there are significant causal relationships between the price of Bitcoin and some macroeconomic and Bitcoin market variables included in the model. Furthermore, the relationships found partially support some of the hypotheses raised, suggesting that Bitcoin's price is influenced by factors both internal and external to the cryptocurrency market.

Key words

Bitcoin - Determinants - Price - Volatility - VAR Model

Contenido

1.	Introducción	5
1.1	Objetivo de la Investigación.....	5
1.1.1	Objetivos específicos	6
1.2	Alcance de la Investigación	6
1.3	Estructura.....	6
2.	Marco Teórico	8
2.1	Dinero.....	8
2.2	Activos Financieros	8
2.2.1	Valuación de activos	8
2.2.2	Principales índices financieros.....	9
2.2.3	Diversificación y refugio seguro	10
2.3	Criptomonedas.....	10
2.3.1	Blockchain.....	11
2.3.2	Bitcoin	11
2.3.3	Debilidades del Bitcoin como moneda.....	12
2.3.4	Valuación del Bitcoin	12
3.	Estado de la cuestión	14
3.1	Dinámica del precio	14
3.2	Dinámica de volatilidad	16
3.3	Atención a Bitcoin	17
3.4	Beneficios de diversificación.....	17
3.5	Sobre el presente trabajo	18
3.6	Hipótesis de la Investigación.....	19
4.	Marco Metodológico.....	20
4.1	Metodología utilizada: Modelo Autorregresivo Vectorial (VAR).....	20
4.1.1	Test de causalidad de Granger	21
4.1.2	Función de respuesta al impulso	22
4.1.3	Descomposición de la varianza	22
4.2	Variables y Fuente de Datos	22
4.2.1	Precio del Bitcoin	23
4.2.2	Volatilidad del Bitcoin.....	23
4.2.3	El Volumen de transacciones de Bitcoin	23
4.2.4	El Dow Jones Industrial Average (DJIA)	23

4.2.5	El S&P 500.....	24
4.2.6	El VIX.....	24
4.2.7	El índice del dólar estadounidense (DXY).....	24
4.2.8	La rentabilidad del bono del Tesoro de Estados Unidos a 10 años.....	24
4.2.9	El precio del oro.....	24
4.2.10	El precio del petróleo crudo.....	25
4.2.11	Síntesis de las variables.....	25
4.3	Transformación de las variables.....	25
4.3.1	Estacionariedad.....	25
5.	Desarrollo.....	27
5.1	Estadísticos descriptivos.....	27
5.1.1	Precio del Bitcoin.....	27
5.1.2	Volatilidad del Bitcoin.....	28
5.1.3	El Volumen de transacciones de Bitcoin.....	29
5.1.4	El Dow Jones Industrial Average (DJIA).....	30
5.1.5	El S&P 500.....	31
5.1.6	El VIX.....	32
5.1.7	El índice del dólar estadounidense (DXY).....	33
5.1.8	La rentabilidad del bono del Tesoro de Estados Unidos a 10 años.....	34
5.1.9	El precio del oro.....	35
5.1.10	El precio del petróleo crudo.....	36
5.2	Modelo.....	37
5.2.1	Determinación de la cantidad de rezagos.....	37
5.2.2	Evaluación de estacionariedad.....	38
5.2.3	Evaluación de normalidad.....	38
5.2.4	Evaluación de autocorrelación.....	39
5.2.5	Evaluación de heterocedasticidad.....	39
5.3	Test de causalidad de Granger.....	40
5.4	Función de respuesta al impulso.....	41
5.5	Mecanismos de propagación de <i>shocks</i> y <i>feedback loops</i>	45
5.6	Descomposición de la varianza.....	46
6.	Discusión.....	49
7.	Aportes y futuras líneas de investigación.....	53

8. Bibliografía	54
9. Anexos	58

1. *Introducción*

En los últimos años, el mercado de las criptomonedas ha experimentado un crecimiento sin precedentes. Entre todas las criptomonedas, el Bitcoin es la más conocida y utilizada, y su precio ha mostrado una enorme volatilidad. A pesar de esto, el Bitcoin se ha convertido en un activo financiero atractivo para los inversores, debido a su potencial de rentabilidad (Edwards, 2022).

El comportamiento del precio del Bitcoin ha sido objeto de estudio por parte de investigadores de diferentes disciplinas, como economía, finanzas, estadística, entre otras. Como se desarrolla en el estado de la cuestión, la mayoría de estos estudios se han enfocado en la relación del Bitcoin con factores macroeconómicos como la tasa de interés, el tipo de cambio y el comportamiento del mercado de valores, entre otros. Sin embargo, en el mercado del Bitcoin también se presentan factores específicos que pueden afectar su precio, como la demanda de la criptomoneda, el número de transacciones, la competencia con otras criptomonedas, entre otros (Corbet et al, 2018).

El auge del Bitcoin y otras criptomonedas en la última década ha generado un gran interés entre los inversores y el público en general. A pesar de esto, la naturaleza del Bitcoin como activo financiero es aún objeto de debate y controversia. El precio del Bitcoin es altamente volátil y su comportamiento es difícil de predecir, lo que lo convierte en un objeto de estudio interesante para los economistas y los analistas financieros. Además, la falta de regulación y el anonimato de las transacciones en el mercado de las criptomonedas añade una capa adicional de complejidad al análisis de su comportamiento y su potencial como inversión. (Infobae, 2021)

En este contexto, esta investigación busca analizar los determinantes del comportamiento del precio del Bitcoin, mediante la aplicación de un modelo de Vectores Autorregresivos (VAR) que incluye variables macroeconómicas y específicas de este mercado. Esto contribuye a su vez al debate actual de si esta criptomoneda puede ser considerada como un tipo de dinero o por el contrario no cumple con los requisitos necesarios para ello. Las hipótesis iniciales son definidas con una idea del Bitcoin alejada de la definición de dinero y mucho más cercana a las de un activo de riesgo.

Con esta investigación, se busca contribuir al conocimiento académico en torno a la dinámica del mercado del Bitcoin, así como proporcionar información relevante y actualizada a los inversores y otros agentes económicos interesados en este mercado. Además, se espera que los resultados obtenidos en este estudio puedan ser utilizados como base para futuras investigaciones en el campo de las criptomonedas y su relación con los mercados financieros.

1.1 Objetivo de la Investigación

El objetivo general de la investigación consiste en analizar los determinantes del comportamiento del precio del Bitcoin, identificándolos y evaluando su importancia

relativa en la evolución del precio del Bitcoin, así como examinando sus interrelaciones, en el período 07/2017 - 02/2023.

1.1.1 Objetivos específicos

1. Identificar las variables macroeconómicas y del mercado de Bitcoin que influyen en la determinación del precio del Bitcoin, su volumen de transacciones y volatilidad.
2. Analizar la dinámica de las relaciones entre las variables incluidas en el modelo, estimando la magnitud, dirección y duración ante diferentes shocks en ellas.
3. Cuantificar la contribución relativa de cada uno de los factores identificados sobre la variabilidad del precio del Bitcoin, su volumen de transacciones y volatilidad.

1.2 Alcance de la Investigación

El alcance de la investigación se limita al periodo comprendido entre el primero de julio de 2017 y el primero de marzo de 2023, con el objetivo de capturar la evolución reciente del precio del Bitcoin y del resto de las variables incluidas en el modelo.

Se utilizan datos diarios de distintas fuentes, detallados en la sección 4.2, y se aplicaron técnicas econométricas avanzadas para la estimación del modelo VAR y la interpretación de los resultados.

1.3 Estructura

La tesis está estructurada de la siguiente manera. En primer lugar, se presenta el marco teórico, donde se revisan los conceptos clave sobre el dinero, las criptomonedas, las teorías sobre valuación de activos y las dificultades que presenta la valuación del Bitcoin. Se describen además los conceptos relacionados con los indicadores financieros que se utilizan. Al final del marco teórico se presentan las hipótesis de la investigación.

En segundo lugar, se realiza una revisión de la literatura empírica existente que analiza el mercado del Bitcoin y su relación con las variables macroeconómicas y financieras relevantes mediante diferentes técnicas y modelos econométricos.

Luego, se describe la metodología utilizada para el análisis empírico, en la que se aplica el modelo VAR y se discuten las variables incluidas en el mismo.

A continuación, se presentan los resultados del análisis empírico, enfocándose en las relaciones causales significativas entre el precio del Bitcoin y las variables macroeconómicas y del mercado del Bitcoin incluidas en el modelo. Se discute la importancia relativa de cada uno de estos factores en la evolución del precio del Bitcoin, y se examina cómo se interrelacionan estos componentes en el contexto del mercado de las criptomonedas.

Más adelante, se contrastan los resultados con las hipótesis y con los resultados alcanzados en los estudios descritos en la revisión bibliográfica. Para luego, finalmente, presentar las conclusiones obtenidas.

2. Marco Teórico

2.1 Dinero

Existen participantes del mercado y académicos que proponen que el Bitcoin es dinero, lo cual surge de la propia caracterización del Bitcoin como una “criptomoneda” (Gomez Pastor, 2021). Por ello, esta primera sección del marco teórico se ocupa del concepto de dinero.

Bernanke et. al. (2010) definen el dinero como un medio de intercambio generalmente aceptado que se utiliza para liquidar las transacciones y para medir el valor. Mankiw (2011) también destaca que el dinero es un medio de pago que se utiliza para transacciones y que su aceptación generalizada es esencial para su uso como tal.

Friedman (1969) propone una perspectiva diferente, definiendo el dinero como un medio para transferir el poder adquisitivo a lo largo del tiempo y el espacio. Esta perspectiva subraya la importancia de la función de almacenamiento de valor del dinero. Por otro lado, Ingham (2004) considera al dinero como una convención social, que permite a los miembros de una sociedad intercambiar bienes y servicios de manera más eficiente.

En este sentido, podemos definir al dinero como un objeto o registro que funciona como medio de pago, medida de valor y almacenamiento de poder adquisitivo, así como una convención social que facilita el intercambio eficiente de bienes y servicios.

2.2 Activos Financieros

Los activos financieros se definen como instrumentos negociables que representan derechos de propiedad o de crédito sobre una entidad económica y que pueden ser comprados o vendidos en los mercados financieros. Estos activos pueden incluir valores de renta fija como bonos y letras del tesoro, acciones de empresas, fondos mutuos, opciones, futuros, entre otros (Brealey y otros, 2017).

Según Hull (2017), los activos financieros pueden ser clasificados en dos categorías principales: los activos de renta fija y los activos de renta variable. Los activos de renta fija representan deuda y ofrecen un flujo de ingresos fijo a través de pagos de intereses regulares, mientras que los activos de renta variable representan acciones y ofrecen una participación en la propiedad de una empresa y la posibilidad de ganancias a través de aumentos en el precio de las acciones.

Los activos financieros también pueden ser utilizados como una herramienta de diversificación de cartera y gestión de riesgos, ya que diferentes tipos de activos financieros pueden tener diferentes niveles de riesgo y rendimiento (Markowitz, 1952).

2.2.1 Valuación de activos

Por otra parte, algunos importantes banqueros centrales, como Christine Lagarde, niegan directamente que las criptomonedas sean dinero, con lo cual serían un activo

financiero (Bloomberg, 2021). Por su parte, el presidente de la Reserva Federal de Estados Unidos, Jerome Powell, considera que las criptomonedas no son útiles como almacenamiento de valor debido a su extrema volatilidad y que se han utilizado principalmente como activos especulativos (Cox, 2021). En línea con estos el Presidente del Banco Central de la República Argentina, Miguel Pece, afirma que el Bitcoin “no es un activo financiero” (Cronista, 2021).

Existen varias teorías y métodos de valuación de activos financieros, los cuales son utilizados por los inversionistas para tomar decisiones de inversión. A continuación, se presentan un resumen de las principales teorías y métodos de valuación de activos financieros:

1. Teoría de la valoración de activos de capital (CAPM): Esta teoría establece que el rendimiento de un activo financiero debe ser proporcional al riesgo sistemático que aporta a una cartera diversificada de activos (Sharpe, 1964). El CAPM se utiliza para determinar la tasa de descuento apropiada para evaluar el valor presente de los flujos de efectivo futuros de un activo.
2. Modelo de valoración de activos financieros (Fama-French): Este modelo incluye factores adicionales a la medida de riesgo sistemático en el CAPM, como el tamaño de la empresa y el valor contable de la empresa (Fama & French, 1992). El modelo Fama-French se utiliza para determinar la tasa de descuento apropiada para la valoración de activos financieros y es ampliamente utilizado en la investigación financiera.
3. Método de valoración de flujos de efectivo descontados (DCF): Este método se basa en la idea de que el valor de un activo financiero es igual al valor presente de los flujos de efectivo futuros esperados (Brealey y otros, 2017). El DCF es uno de los métodos de valuación más utilizados para la valuación de empresas y se utiliza para estimar el valor de una empresa a partir de sus flujos de efectivo futuros descontados a una tasa de descuento apropiada.
Con la misma idea central que el DCF el Método de valoración de dividendos valora a una empresa en función del valor presente de los dividendos que se espera que genere (Gordon, 1959).
4. Método de valoración de los comparables: Este método implica comparar ratios o múltiplos financieros de la empresa que se valora con los de empresas comparables en la misma industria o sector. Se busca determinar una valoración relativa basada en la idea de que empresas similares deberían tener valores comparables en función de ciertas métricas financieras (Badenes y otros, 1999).

2.2.2 Principales índices financieros

Los índices del mercado bursátil son herramientas utilizadas para medir el rendimiento de un conjunto de acciones o valores negociados en un mercado. Estos índices se utilizan para hacer un seguimiento del rendimiento general del mercado y se consideran indicadores importantes de la economía de un país (Fabozzi & Markowitz, 2011).

Los tres principales índices del mercado bursátil en Estados Unidos, considerado el *benchmark* del mercado financiero global, son el Standard & Poor's 500 (S&P 500), el NASDAQ y el Dow Jones Industrial Average (DJIA). El S&P 500 incluye 500 de las empresas más grandes de Estados Unidos y se utiliza para medir el rendimiento general del mercado de valores. El NASDAQ, por su parte, se compone principalmente de empresas tecnológicas y se utiliza como un indicador de la industria tecnológica en Estados Unidos. El DJIA, por último, se compone de 30 empresas diversificadas en distintos sectores y se utiliza como un indicador del rendimiento de la economía estadounidense en general (Mankiw N. , 2018).

El Índice de Volatilidad CBOE, conocido comúnmente como el Índice VIX, es un indicador financiero utilizado para medir la volatilidad del mercado de valores estadounidense. Se basa en los precios de las opciones de compra y venta del índice S&P 500 y se considera una medida de la ansiedad o el temor de los inversores en el mercado (CBOE, 2021).

El índice dólar, por su parte, es una medida de la fortaleza del dólar estadounidense en relación con un grupo de monedas extranjeras seleccionadas. El índice dólar se compone principalmente de seis monedas: el euro, el yen japonés, la libra esterlina, el dólar canadiense, la corona sueca y el franco suizo. Estas representan monedas a los principales socios comerciales de Estados Unidos. Se utiliza para hacer un seguimiento de los movimientos del dólar en relación con otras monedas importantes, lo que puede tener implicaciones para los mercados financieros y la economía mundial en general. (Madura, 2011).

2.2.3 Diversificación y refugio seguro

La diversificación de una cartera se refiere a la estrategia de invertir en una variedad de activos financieros para reducir el riesgo de pérdida en caso de que uno o varios de esos activos no rindan lo esperado. Al invertir en una amplia gama de activos, se puede lograr una distribución más equilibrada del riesgo, lo que puede mejorar la estabilidad de la cartera en general. La diversificación puede lograrse invirtiendo en distintas clases de activos, como acciones, bonos, bienes raíces, materias primas y otras inversiones alternativas (Malkiel & Ellis, 2017).

Por otro lado, un activo de refugio seguro es aquel que se considera una inversión segura en tiempos de incertidumbre económica o política. En general, los activos de refugio seguro son aquellos que mantienen su valor incluso en tiempos de turbulencias económicas o políticas. Los activos de refugio seguro comunes incluyen oro, bonos del gobierno, monedas fuertes como el dólar estadounidense y el yen japonés, entre otros (Malkiel & Ellis, 2017).

2.3 Criptomonedas

Una criptomoneda es una forma de moneda digital que utiliza criptografía para garantizar la seguridad de las transacciones y para controlar la creación de nuevas unidades. La criptografía es un conjunto de técnicas y herramientas que se utilizan para proteger la información y garantizar su confidencialidad, integridad y autenticidad. En

el caso de las criptomonedas, la criptografía se utiliza para codificar y proteger la información de las transacciones, como la cantidad y los destinatarios, y para verificar y validar la creación de nuevas unidades (Narayanan y otros, 2016).

A diferencia de las monedas tradicionales, las criptomonedas no están respaldadas por un gobierno o entidad central y se basan en una red descentralizada para validar y procesar las transacciones. La primera criptomoneda en ser creada fue Bitcoin, en 2009, por una persona o grupo que obtuvo el seudónimo de Satoshi Nakamoto. Desde entonces, se han creado muchas otras criptomonedas, como Ethereum, Ripple y Litecoin, entre otras. La popularidad de las criptomonedas ha ido en aumento en los últimos años, aunque aún existen preocupaciones sobre su estabilidad y su uso en actividades ilegales (Narayanan y otros, 2016).

2.3.1 Blockchain

La tecnología blockchain es una base de datos descentralizada que utiliza criptografía para asegurar la transparencia e inmutabilidad de la información guardada en ella. Según Swan (2015), blockchain funciona como un libro de contabilidad digital que registra y valida transacciones en una red, asegurando la integridad y seguridad de la información incluida en ella. La tecnología blockchain se popularizó con la creación de la criptomoneda Bitcoin, pero desde entonces se ha utilizado en una amplia variedad de aplicaciones, desde la gestión de la cadena de suministro hasta la elección en línea (Swan, 2015).

2.3.2 Bitcoin

Bitcoin es una criptomoneda descentralizada y digital que se utiliza para realizar transacciones en línea de forma segura y transparente. Como se mencionó previamente, fue creada en 2009 por una persona o grupo de personas bajo el seudónimo de Satoshi Nakamoto, y desde entonces ha ganado popularidad como una alternativa a los sistemas financieros tradicionales.

Entre el resto de criptomonedas Bitcoin destaca por ser la pionera y se ha mantenido desde entonces en la cima de este mercado en términos de capitalización de mercado, volumen transaccional y aceptación como medio de pago. En un análisis de la capitalización de mercado de las criptomonedas realizado por CoinMarketCap (2023), Bitcoin representó más del 40% del valor total de todas las criptomonedas combinadas.

Según Narayanan et al. (2016), el sistema Bitcoin se basa en una red descentralizada y segura que registra todas las transacciones realizadas en ella. Cada transacción se registra en un bloque que se une a la cadena de bloques (blockchain), que es una base de datos pública y verificable. El uso de la criptografía asegura la integridad de las transacciones y protege la privacidad de los usuarios (Narayanan et.al., 2016).

Además de su uso como moneda digital, el bitcoin también ha sido objeto de especulación y ha experimentado una gran volatilidad en su precio. Esto ha llevado a debates sobre su viabilidad como una moneda y su papel en la economía global.

Como señala Yermack (2015), el bitcoin se ha convertido en un objeto de estudio para economistas y reguladores financieros, que están interesados en entender su funcionamiento y su impacto potencial en los sistemas financieros. Aunque aún existen preocupaciones sobre su seguridad y su estabilidad, el bitcoin sigue siendo una innovación importante en el campo de las criptomonedas y la tecnología financiera (Yermack, 2015).

2.3.3 Debilidades del Bitcoin como moneda

Bitcoin, como moneda digital, ha sido objeto de críticas debido a sus debilidades en varios aspectos. Según Ciaian et al. (2015), una de las principales debilidades de Bitcoin es su volatilidad en el precio, lo que puede dificultar su adopción como medio de pago en transacciones cotidianas. La volatilidad de los precios de Bitcoin puede ser causada por la especulación, la falta de regulación y la falta de liquidez del mercado (Ciaian et.al., 2015).

Otra debilidad de Bitcoin, como señala Chen (2014), es su falta de aceptación generalizada como medio de pago. A pesar de que la popularidad de Bitcoin ha aumentado en los últimos años, su adopción como forma de pago sigue siendo limitada debido a la falta de infraestructura y el conocimiento limitado del público sobre la tecnología detrás de Bitcoin (Wu & Pandey, 2014).

Además, según Chen (2014), la seguridad y la privacidad de las transacciones también son una preocupación importante en relación con Bitcoin. Las transacciones de Bitcoin son irreversibles y las direcciones de Bitcoin no están necesariamente vinculadas a la identidad del propietario, lo que puede llevar a un mayor riesgo de fraude y actividades ilícitas (Wu & Pandey, 2014).

En resumen, Bitcoin como moneda digital aún tiene limitaciones que deben abordarse antes de que pueda ser ampliamente adoptado como un medio de pago. Su volatilidad en el precio, falta de aceptación generalizada como forma de pago y preocupaciones de seguridad y privacidad son debilidades significativas que pueden limitar su utilidad como moneda.

2.3.4 Valuación del Bitcoin

Los principales métodos de valuación financiera antes mencionados presentan diversas características que los hacen poco adecuados para valorar Bitcoin (Cheah y Fry, 2015; Garcia y Schweitzer, 2015; Glaser y otros, 2014):

1. Teoría de la valoración de activos de capital (CAPM): El CAPM se basa en la relación entre el riesgo sistemático y el rendimiento esperado de un activo financiero. Sin embargo, Bitcoin no tiene una historia de precios lo suficientemente larga para medir su riesgo sistemático y, por lo tanto, no es posible utilizar el CAPM para estimar su rendimiento esperado.
2. Modelo de valoración de activos financieros (Fama-French): El modelo Fama-French utiliza factores adicionales al riesgo sistemático para explicar el rendimiento de un activo financiero. Sin embargo, estos factores pueden no ser

relevantes para Bitcoin, ya que no es una empresa y no tiene un tamaño ni un valor contable como las empresas.

3. Método de valoración de dividendos: El método de valoración de dividendos se basa en la idea de que el valor de una empresa se puede estimar a partir de los dividendos que paga. Sin embargo, Bitcoin no paga dividendos y, por lo tanto, este método no es aplicable para valorarlo.
4. Método de valoración de flujos de efectivo descontados (DCF): El DCF se basa en los flujos de efectivo futuros esperados de una empresa para estimar su valor. Sin embargo, Bitcoin no es una empresa y no genera flujos de efectivo. Además, los rendimientos del Bitcoin son altamente volátiles y pueden cambiar rápidamente debido a la naturaleza especulativa de Bitcoin.

Por lo tanto, la valoración de Bitcoin es un desafío complejo y puede requerir métodos de valoración alternativos. En este sentido los estudios que hacen uso de modelos autorregresivos y relacionan el precio del bitcoin con otras variables de la economía y del propio mercado de la criptomoneda pueden aportar información que ayude a identificar variables relevantes y predecir el precio de Bitcoin.

3. *Estado de la cuestión*

La mayor parte de la literatura revisada que hace un análisis de la evolución del precio del Bitcoin relacionándolo con otras variables se centran en uno o varios de los siguientes cuatro aspectos: la dinámica del precio, la dinámica de la volatilidad, la atención a Bitcoin y los beneficios de diversificar un portafolio de inversión con Bitcoin.

Por lo tanto, el presente estado de la cuestión organiza los trabajos relevados en cuatro secciones, correspondientes a dichos temas. Al final de este capítulo, se presenta una breve síntesis del estado de la cuestión en cuanto a los determinantes del precio del bitcoin y a continuación las hipótesis de trabajo.

3.1 Dinámica del precio

En un estudio que abarcó el periodo 07/2010 a 06/2013 Van Wijk (2013) investigó la relación entre el precio de Bitcoin y diferentes índices bursátiles y de materias primas (el Dow Jones, el FTSE, el Nikkei 225, el precio del petróleo y los tipos de cambio Euro-Dólar y Yen-Dólar). Los autores pudieron concluir que el Dow Jones, el precio del petróleo y el tipo de cambio Euro-Dólar tienen un impacto significativo en el precio de Bitcoin en el corto plazo, pero solo el Dow Jones tiene un impacto significativo en el precio de Bitcoin en el largo plazo. En cambio, concluyeron que otras variables como el tipo de cambio Yen-Dólar y el Nikkei no tienen un efecto estadísticamente significativo en la formación del precio de Bitcoin (Van Wijk, 2013).

Por su parte, Ciaian et al. (2015) en un estudio empírico en el que se realizó un modelo de vectores autorregresivos (VAR) y modelo vectorial de corrección de errores (VECM) indagaron respecto de la relación entre el precio de Bitcoin y los fundamentos de oferta y demanda de esta criptomoneda, indicadores financieros globales (precio del petróleo y el índice Dow Jones) y el atractivo de Bitcoin para los inversores (medido por el volumen de visitas diarias de Bitcoin en Wikipedia). Los autores estudiaron individualmente el impacto de cada una de las variables en el precio de Bitcoin, así como la interacción de estos factores en el precio de la criptomoneda. Llegaron a la conclusión, con contraposición con los hallazgos de Van Wijk (2013), de que la relevancia de los indicadores macrofinancieros en el precio del Bitcoin es estadísticamente insignificante (Ciaian et al., 2015).

Los investigadores atribuyen esta diferencia a que el estudio de Van Wijk (2013) no incorpora simultáneamente indicadores de la oferta y la demanda de bitcoin, lo cual puede estar sesgando su análisis. Incorporando estas variables concluyen que el precio de Bitcoin está en gran medida determinado por la interacción de la oferta y la demanda, por lo que el precio puede explicarse en un modelo económico estándar de formación de precios de divisas (Ciaian et al., 2015).

Se observa también que las vistas de Wikipedia tienen un impacto estadísticamente significativo en el precio de BitCoin; esto podría ser un indicador del comportamiento especulativo a corto plazo de los inversores. El inconveniente de la inversión

especulativa a corto plazo es que puede aumentar la volatilidad de los precios y crear burbujas de precios (Ciaian et al., 2015).

Finalmente, Ciaian et al. (2015) dividen su muestra en dos períodos, el primero comprendido entre el 11/2009 y 09/2013, y el segundo, del 10/2013 a 05/2015. En el primer periodo varias variables tienen efectos a corto plazo estadísticamente significativos sobre el precio del BitCoin pero este efecto no se evidencia en el segundo período. Este es el caso de la variable cantidad de transacciones de bitcoin, la cual deja de ser significativa para el periodo 10/2013-05/2015.

Kristoufek (2015), realiza un estudio similar utilizando la metodología de análisis de coherencia Wavelet (WCA) hallando que los factores fundamentales como el uso en el comercio, la oferta monetaria y el nivel de precios son importantes en la determinación del precio de Bitcoin a largo plazo. De modo que Bitcoin se aprecia a largo plazo si se usa más para el comercio (en lugar de para intercambio), y este aumento del precio aumenta las transacciones de intercambio en el corto plazo. Por lo tanto, y en consonancia con lo afirmado por Ciaian et. al. (2015), el Bitcoin se comporta de acuerdo con la teoría económica estándar a largo plazo, pero es propenso a burbujas a corto plazo (Kristoufek, 2015).

Los autores Ciaian et. al. continúan su estudio en el año 2018, en el que publican otro trabajo utilizando un modelo autorregresivo generalizado condicional heterocedástico (GARCH). Éste utiliza datos de alta frecuencia de datos de Bitcoin (precio, volumen de transacciones y total de bitcoins en circulación) y la tasa de los bonos del tesoro de EEUU a 10 años. Los autores confirman que la demanda transaccional de Bitcoin y la demanda especulativa tienen un impacto estadísticamente significativo en la formación del precio de Bitcoin. Asimismo, el precio de Bitcoin responde negativamente a la velocidad de Bitcoin, mientras que las perturbaciones positivas en el stock de Bitcoin, el tipo de interés y el tamaño de la economía de Bitcoin ejercen una presión al alza sobre el precio de Bitcoin (Ciaian et.al., 2018).

Durante ese mismo año Ciaian et al, realizan otro estudio, en esta oportunidad utilizando un modelo ARDL (Autoregressive Distributed Lag) en el que analizan junto con el precio del bitcoin: el precio de 16 altcoins¹, el precio del oro y del petróleo, el índice Nasdaq y la tasa de los bonos del tesoro de EEUU a 10 años. En este llega a la conclusión de que Bitcoin y los mercados de altcoins son interdependientes y la relación de precios Bitcoin-altcoin es significativamente más fuerte a corto plazo que a largo plazo. También vuelve a reafirmar que el impacto de los desarrollos macroeconómicos y financieros globales en los precios de las monedas virtuales es estadísticamente significativo tanto a corto como a largo plazo (Ciaian et.al., 2018).

Por su parte, Estrada (2017) realiza un estudio centrado en la volatilidad del Bitcoin (el cual abordaremos más adelante) en el que también llega a la conclusión, en

¹ Una altcoin se define como cualquier criptomoneda que no es Bitcoin y que ha surgido como una alternativa a esta moneda digital líder. (Gupta & Kataria, 2021)

concordancia con Ciaian et al (2015), de que el precio de Bitcoin no tiene relaciones causales con instrumentos financieros como el S&P 500 (Estrada, 2017).

En 2019 Giudici y Abu-Hashis realizan un estudio mediante un modelo de vectores autorregresivos estructurales (SVAR) en el que analizan conjuntamente con el precio del Bitcoin algunos indicadores macroeconómicos (el precio del oro, el precio del petróleo, el S&P500 y los tipos de cambio Euro-Dólar y Yuan-Dólar). En este trabajo también se observa que los precios de bitcoin generalmente no están relacionados con los precios de mercado clásicos (Giudici & Abu-Hashish, 2019).

Wang et al (2020) realizaron un estudio en el que vinculaban el precio del bitcoin con los mercados bursátiles tradicionales (S&P 500, Nasdaq y Dow Jones) a través de un modelo VAR utilizando la técnica de la ventana deslizante. En esta ocasión los resultados a los que llegan están en consonancia con Van Wijk (2013) y se contraponen con los aportados por Ciaian et al (2015), Estrada (2017) y Giudici y Abu-Hashish (2019), afirmando que la relación entre Bitcoin y el precio de las acciones ciertamente existe. El efecto de shock de Bitcoin no es significativo y se calma rápidamente, mientras que los índices bursátiles tienen una influencia comparativamente fuerte sobre Bitcoin. Curiosamente en este estudio el Dow Jones tiene un efecto diferente en la fluctuación del precio de Bitcoin respecto del generado por S&P 500 y Nasdaq. Particularmente el efecto de SP500 y Nasdaq sobre bitcoin es inicialmente negativo, mientras que el de Dow Jones es inicialmente positivo (Wang et al, 2020).

Sathyanarayana y Gargesa (2019) realizan un estudio en el que utilizan múltiples modelos autorregresivos (VAR, VECM, ARCH, GARCH) en el que incluye a la rentabilidad diaria del Bitcoin y las monedas más utilizadas (USD, GBP, Euro, Yen). Los autores afirman que existe una relación a largo plazo entre Bitcoin y USD y Bitcoin y GBP y rechazan la existencia de cualquier ecuación de cointegración entre Bitcoin y el yen y Bitcoin y el euro (Sathyanarayana & Gargesa, 2019).

Como se puede observar, no hay consenso en la literatura respecto de cuáles son los factores significativamente vinculados al precio del Bitcoin.

3.2 Dinámica de volatilidad

Como se mencionó en el apartado anterior, en 2017 Estrada realizó un estudio en el que mediante la construcción de un modelo VAR buscaba relacionar el precio y la volatilidad del Bitcoin con el índice S&P500 y su índice de volatilidad (VIX). Los resultados obtenidos vinculan la volatilidad de los precios de Bitcoin con la volatilidad de los índices financieros, como el S&P 500 (Estrada, 2017).

Por su parte Corbet et al (2018) analiza 3 criptomonedas alternativas (Bitcoin, Litecoin y Ripple) junto con el índice dólar, el índice GSCI, el precio del oro, el índice S&P500 y su índice de volatilidad (VIX). Por un lado, llega a la conclusión de que las criptomonedas alternativas (Bitcoin, Litecoin y Ripple) están fuertemente interconectadas, demostrando patrones similares de rendimientos y volatilidad. Y, por otro lado, que la volatilidad de los criptoactivos es sustancialmente mayor que la de los activos

tradicionales y que sus precios están bastante aislados de otros activos (Corbet et.al., 2018).

En un estudio reciente Bakas (2022), mediante la construcción de un modelo DBA (dynamic Bayesian model averaging), busca identificar los principales impulsores de la volatilidad del Bitcoin. Se diferencia del resto de la literatura al utilizar un enfoque multifactorial que incluye 26 variables que divide en 5 grupos: i) entorno de Bitcoin, ii) sentimiento del mercado, iii) mercados financieros, iv) condiciones macroeconómicas y v) incertidumbre política y de mercado. Luego de un extenso análisis concluye que los factores más importantes para la volatilidad de Bitcoin son las tendencias de Bitcoin en Google, el total de Bitcoins en circulación, la confianza de los consumidores estadounidenses y el índice S&P500 (Bakas et.al., 2022).

3.3 Atención a Bitcoin

En 2013 Kristoufek realiza por primera vez un análisis mediante la aplicación de un modelo VAR y VECM en el que se relaciona el precio del Bitcoin con variables que buscan captar la atención generada en el público (puntualmente utiliza la cantidad de búsquedas de “Bitcoin” en Google y las consultas de “Bitcoin” en Wikipedia). En este estudio, el autor observa que existe una fuerte correlación entre el precio de Bitcoin y el interés en éste, así como también una fuerte relación causal bidireccional. En función de esto se concluye que la especulación y la persecución de tendencias dominan la dinámica de precios de Bitcoin (Kristoufek, 2013).

En 2015 Kristoufek amplía su estudio incorporando a las antes mencionadas variables otras intrínsecas del bitcoin, como el volumen de transacciones y el total circulante, y algunos indicadores macro financieros como el FSI y el precio del Oro. Concluye reafirmando las conclusiones de su estudio de 2013 al asegurar que el precio del bitcoin está impulsado por el interés del inversor en la criptomoneda.

En un estudio similar de 2018 Urquhart continúa la línea de investigación y la amplía a un periodo más reciente. Lo hace también con un modelo VAR y utiliza de la misma manera la variable búsquedas de “Bitcoin” en Google, llegando a la conclusión de que la volatilidad y el volumen del día anterior son importantes impulsores de la atención de Bitcoin, así como también lo son los rendimientos de los dos días anteriores (Urquhart, 2018).

3.4 Beneficios de diversificación

Bouri et. al (2017) realiza un estudio que abarca el periodo 08/2011 a 04/2016 dividiendo el mismo en un antes y después del crash del Bitcoin de 2013, mediante un modelo GARCH en el que analiza las variables índice VIX, precio, rendimiento y volatilidad del Bitcoin. Los resultados obtenidos permiten afirmar a los autores que en el período previo al desplome del precio en 2013, Bitcoin tiene una propiedad de refugio seguro y existe una relación inversa entre el VIX y la volatilidad de Bitcoin. Sin embargo,

después de la caída de los precios la propiedad de refugio seguro desaparece (Bouri et.al., 2017).

En línea con esto Kristoufek (2015) afirma que Bitcoin no presenta las características necesarias para ser considerada una inversión de refugio seguro. El periodo analizado por el autor abarca el primer periodo de Bouri et al (2017) y parte del segundo por lo que no se puede asegurar que los resultados se contradigan (Kristoufek, 2015).

En consonancia con lo aportado por estos autores, Stavroyiannis (2017) realiza un modelo GARCH para el periodo 07/2013 a 12/2016 y afirma que Bitcoin no parece brindarle a un inversor los beneficios de cobertura, diversificación o refugio seguro, con respecto al movimiento del mercado estadounidense. Más bien, tiene su propia evaluación de riesgos, reflejada en la ausencia de regulación y delitos específicos de criptomonedas (Stavroyiannis & Babalos, 2017).

Por su parte Chen et al (2014) analiza la eficacia de incorporar Bitcoins en una estrategia de diversificación de portafolios, llegando a la conclusión de que su escasa aceptación hace de los bitcoins un mal medio de cambio, mientras que su elevada volatilidad hace de este activo un mal depósito de valor. Los inversores particulares pueden beneficiarse de mantener una pequeña cantidad de Bitcoin, pero sólo como un componente menor de una cartera bien diversificada (Wu & Pandey, 2014).

3.5 Sobre el presente trabajo

Como puede observarse, desde la creación del Bitcoin, se han realizado múltiples trabajos que buscan, mediante la utilización de modelos autorregresivos entender, los fundamentos inherentes a la determinación del precio y la volatilidad de esta criptomoneda en particular. Sin embargo, y como ha quedado de manifiesto en los puntos anteriores, nos encontramos lejos de un consenso en este aspecto. Muchos de los trabajos analizados alcanzan conclusiones opuestas ya sea para periodos distintos o al utilizar variables o metodologías diferentes.

El presente trabajo busca aportar en este sentido un análisis más contemporáneo que la mayoría de los estudios realizados intentando tomar de estos las fortalezas que se han observado y abarcando conjuntamente las principales variables que se han propuesto.

Los estudios antes analizados se compilan en la Tabla 3 de los Anexos.

3.6 Hipótesis de la Investigación

En función de los conceptos y relaciones entre las variables analizadas se detallan las hipótesis de la investigación.

Hipótesis 1: Se espera que el precio del bitcoin sea determinado:

1. Positivamente por los índices bursátiles y volumen de transacciones diarias.
2. Negativamente con el índice dólar, la tasa de interés de los bonos del tesoro de EEUU a 10 años y el precio del petróleo crudo.
3. No se espera una relación significativa con el precio del oro.

Hipótesis 2: se espera que la volatilidad del bitcoin sea afectada de forma positiva por el VIX.

Hipótesis 3: se espera que el volumen de transacciones diario de Bitcoin sea influido positivamente por el precio del bitcoin.

Hipótesis 4: se espera que la varianza del error de pronóstico del precio del Bitcoin se atribuya principalmente a shocks en el mismo precio del Bitcoin, y en menor medida a shocks en los índices bursátiles, seguidos de el volumen de transacciones y la tasa de interés de los bonos del tesoro de Estados Unidos a 10 años.

Hipótesis 5: se espera que la varianza del error de pronóstico de la volatilidad del precio del Bitcoin se atribuya principalmente a shocks en la misma volatilidad, y en menor medida a shocks en el VIX.

Hipótesis 6: se espera que la varianza del error de pronóstico del volumen diario de operaciones de Bitcoin se atribuya principalmente a shocks en la misma variable, y en menor medida a shocks en el precio del Bitcoin, seguidos del VIX.

4. Marco Metodológico

4.1 Metodología utilizada: Modelo Autorregresivo Vectorial (VAR)

La metodología utilizada en esta investigación es de tipo cuantitativo y se basa en el análisis de datos utilizando métodos econométricos. En particular se utiliza el Modelo Autorregresivo Vectorial (VAR) para analizar las relaciones dinámicas entre el precio del Bitcoin y un conjunto de variables macroeconómicas y del mercado de la criptomoneda. El *software* utilizado para estimar el modelo es Eviews 12, que es un paquete estadístico ampliamente utilizado en la literatura económica y financiera para el análisis de series de tiempo multivariadas.

La elección del modelo VAR se debe a su flexibilidad y capacidad para capturar las relaciones complejas y dinámicas entre múltiples variables. Además, se ha aplicado en estudios similares al presente trabajo (Gujarati, 2009).

El uso del modelo VAR en este estudio tiene varias ventajas. En primer lugar, permite identificar las relaciones de causalidad entre las variables incluidas en el modelo, lo que nos permite entender cómo se transmiten los *shocks* entre las diferentes variables y cómo estas interacciones afectan el precio del Bitcoin. En segundo lugar, el modelo VAR proporciona información sobre las interacciones dinámicas entre cada variable mostrando el impacto (tanto en magnitud, dirección y duración) que genera un choque en alguna de ellas. Por último, el modelo VAR permite analizar la descomposición de la varianza del precio del Bitcoin en respuesta a diferentes choques y factores, lo que nos ayuda a entender mejor las fuentes de volatilidad del precio del Bitcoin.

El modelo se especifica en términos de un sistema de ecuaciones lineales simultáneas, donde el valor actual de cada variable depende de sus valores pasados y de los valores actuales y pasados de las otras variables en el sistema. En primera instancia, se obtiene la forma reducida del modelo VAR(p), que expresa cada variable como una función lineal de sus propios valores pasados, los valores pasados de las otras variables y un término de error no correlacionado serialmente. La representación aritmética es la que sigue:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + u_t$$

Donde Y_t es un vector de k variables endógenas en el tiempo t ; A_1, A_2, \dots, A_p son matrices de coeficientes a estimar; u_t es un vector de términos de error; y p es el número de rezagos que se incluyen en el modelo (Sims, 1980). A partir de esta primera forma del modelo VAR se realizan las pruebas de causalidad de Granger.

Sin embargo, para poder obtener las funciones de impulso-respuesta y la descomposición de la varianza, es necesario construir un VAR recursivo, el cual permite recuperar la respuesta a algunos shocks contemporáneos. Esto implica imponer un orden entre las variables endógenas en el sistema, de manera tal que el término de error en cada regresión no esté correlacionado con el error en las ecuaciones precedentes. Esto se logra a través de la especificación de restricciones estructurales en las matrices de coeficientes del modelo VAR (Lütkepohl, 2005).

Una forma común de construir un VAR recursivo es utilizar el enfoque de la matriz de Cholesky. En este enfoque, se ordenan las variables endógenas de acuerdo con la secuencia en la que se cree que ocurren los efectos. Luego, se estima el VAR y se descompone la matriz de coeficientes en una matriz triangular inferior mediante la descomposición de Cholesky. Esta matriz triangular se interpreta como una matriz de impacto, donde las variables en la parte superior del orden tienen efectos inmediatos sobre las variables en la parte inferior del orden (Sims, 1980).

4.1.1 Test de causalidad de Granger

El test de causalidad de Granger, desarrollado por Clive Granger en la década de 1960, es una técnica econométrica ampliamente utilizada para analizar la causalidad entre variables en un modelo VAR. Según Granger (1969), la idea detrás del test es que si una variable X causa otra variable Y, entonces la información de X debe ayudar a predecir Y mejor de lo que lo haría sin esa información (Granger, 1969).

El test de causalidad de Granger se basa en comparar la capacidad predictiva de dos modelos VAR: uno que incluye la variable X y otro que no la incluye. El modelo que incluye la variable X se conoce como el "modelo restringido", mientras que el modelo que incluye ambas variables se conoce como el "modelo no restringido". Según Granger (1969), el test se puede expresar de la siguiente manera:

1. Se parte de un modelo VAR(p) que incluye X e Y:

$$Y_t = c_Y + \sum_{i=1}^p \beta_{Y,i} Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_{X,i} X_{t-1} + e_{Y,t}$$

$$X_t = c_X + \sum_{i=1}^p \delta_{X,i} X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_{Y,i} Y_{t-1} + e_{X,t}$$

2. Se construyen dos submodelos VAR(q) a partir del modelo anterior:
 - Submodelo 1: solo incluye los rezagos de Y
 - Submodelo 2: incluye los rezagos de Y y los rezagos de X
3. Se utiliza alguna medida de ajuste, como el criterio de información de Akaike (AIC) o el criterio de información bayesiano (BIC), para comparar la capacidad predictiva de ambos modelos.
4. Se rechaza la hipótesis nula de que X no causa en el sentido de Granger a Y si la medida de ajuste del submodelo 2 es significativamente menor que la del submodelo 1.

El test de causalidad de Granger es una herramienta útil para analizar si una variable proporciona información relevante para predecir otra variable en un modelo VAR. La utilización de este test permite identificar relaciones causales entre variables, lo que es fundamental para entender la dinámica de los sistemas económicos y para hacer

predicciones precisas sobre el comportamiento futuro de las variables. En la presente investigación, el test de Granger se utiliza para cumplir con el objetivo específico 1.

4.1.2 Función de respuesta al impulso

La función de respuesta al impulso (IRF, por su sigla en inglés) es una herramienta útil para analizar la respuesta de un sistema a un shock o impulso externo. Según Gujarati (2009), la IRF permite responder preguntas tales como "¿cómo responderá el sistema a un cambio en la variable independiente?" o "¿cuánto tiempo tomará para que la variable dependiente alcance su nuevo estado estacionario después del shock?" (Gujarati, 2009).

La IRF se utiliza para evaluar la respuesta de una variable a un choque o cambio en otra variable, permitiendo el análisis de las interacciones dinámicas entre variables de un sistema económico complejo. Lütkepohl (2005) sostiene que la FRI es una técnica útil para evaluar la naturaleza y la magnitud de las interacciones dinámicas entre variables, lo que permite la identificación de las relaciones de causalidad en un modelo y proporciona información importante para el análisis de las tendencias del mercado.

Por tanto, en este caso la IRF se utiliza en el marco del objetivo específico 2, para estudiar la magnitud y la dinámica temporal de un shock en distintas variables sobre el precio del Bitcoin.

4.1.3 Descomposición de la varianza

La descomposición de la varianza es una técnica estadística utilizada para entender la contribución relativa de diferentes factores a la variabilidad de una variable en un modelo VAR. Esta técnica se utiliza para responder preguntas como "¿cuánto de la variabilidad en la variable Y se puede explicar por los cambios en la variable X?" o "¿cuánto de la variabilidad en la variable Y es debida a factores no observados?" (Gujarati, 2009).

En un modelo VAR, la descomposición de la varianza se puede calcular a partir de la matriz de covarianza de los errores del modelo. En términos simples, esta técnica calcula la fracción de la varianza de la variable de interés que se puede explicar por los cambios en una variable específica en el modelo. También se puede utilizar para analizar la contribución relativa de diferentes variables a la variabilidad de la variable de interés. Esta salida del VAR se utiliza para alcanzar el tercer objetivo específico.

4.2 Variables y Fuente de Datos

En la presente investigación se utilizan datos secundarios. Las series de datos analizadas provienen de dos fuentes: para los indicadores económicos tradicionales se descargan las series de Investing.com, mientras que el precio del bitcoin y el volumen diario de operaciones se obtienen de blockchain.com.

Todas las series se obtienen con una periodicidad diaria para el 01/07/2017 al 01/03/2023, por lo que se cuenta con 2070 observaciones por variable. Se ha optado por tomar este periodo ya que, a mediados de 2017, tanto en el valor como en el

volumen negociado se observan fluctuaciones que podrían indicar cambios estructurales en la oferta y demanda de la criptomoneda. Esto podría influir en la dinámica de precios por lo que restringir la muestra a este periodo permite capturar mejor estos cambios.

Una cuestión que resulta necesario aclarar es que, mientras que los bitcoins se negocian 24 horas al día y 7 días a la semana, los precios de los mercados estándar tienen horas y días de cierre. Esto genera una diferencia en la periodicidad de los datos para cada serie. Al igual que en otros trabajos analizados, como es el caso de Giudici y Abu-Hashish (2019) se resuelve este problema manteniendo constantes los precios del mercado estándar a la última hora de cierre, durante el cierre del mercado.

4.2.1 Precio del Bitcoin

En el presente trabajo se utiliza como variable el precio ponderado de los principales exchanges² publicado por blockchain.com.

Otros autores utilizan el precio publicado por uno solo de los exchanges más utilizados. Esto también resultaría válido ya que se ha verificado que están altamente interrelacionados como en un mercado integrado de manera eficiente (Giudici & Abu-Hashish, 2019).

4.2.2 Volatilidad del Bitcoin

La volatilidad del Bitcoin es incluida en el modelo para capturar su posible influencia en el comportamiento del precio del Bitcoin. La volatilidad se define como la medida de la variabilidad del precio de Bitcoin en un periodo determinado de tiempo, y se calcula a partir de la serie anterior como el desvío estándar de los rendimientos logarítmicos de las anteriores 40 ruedas. Se espera que la inclusión de la volatilidad del Bitcoin en el modelo VAR pueda ayudar a explicar la variabilidad en el precio del Bitcoin.

4.2.3 El Volumen de transacciones de Bitcoin

El volumen de transacciones de Bitcoin se mide como el número total de transacciones diarias confirmadas en la red Bitcoin. Esta variable es de gran importancia en el estudio del mercado de Bitcoin, ya que representa la actividad y la demanda de la criptomoneda. Al incluir el volumen de transacciones en el modelo VAR, se espera capturar el efecto que la demanda del mercado de Bitcoin tiene en el comportamiento del precio de la criptomoneda.

4.2.4 El Dow Jones Industrial Average (DJIA)

Es uno de los índices bursátiles más importantes del mundo y refleja la actividad económica y la confianza de los inversores en la economía de Estados Unidos, que es uno de los principales mercados para el Bitcoin. Se ha incluido en el modelo VAR porque

² Plataforma en línea que permite la compra, venta y negociación de criptomonedas y otros activos digitales (Kellner 2020).

se espera que tenga una relación significativa con el precio del Bitcoin y la volatilidad del mercado de criptomonedas. Además, el DJIA también puede ser utilizado como un proxy para el sentimiento del mercado en general.

4.2.5 El S&P 500

Al igual que para el DJIA este índice se considera un indicador importante de la salud del mercado de valores estadounidense y, por lo tanto, es relevante para el estudio de la relación entre el Bitcoin y los mercados financieros.

4.2.6 El VIX

El VIX es una medida de la expectativa del mercado de la volatilidad futura de los precios de las acciones y se basa en las opciones de compra y venta en el índice S&P 500. Es una variable importante en este estudio porque puede proporcionar información sobre el grado de incertidumbre o riesgo en el mercado financiero y su impacto en el precio del Bitcoin.

4.2.7 El índice del dólar estadounidense (DXY)

Es una medida del valor relativo del dólar estadounidense en comparación con un grupo de monedas de otros países. Este índice se compone principalmente de seis monedas: el euro, el yen japonés, la libra esterlina, el dólar canadiense, la corona sueca y el franco suizo.

Se ha incluido en el modelo VAR debido a su posible influencia en el precio del Bitcoin y la volatilidad del mercado. El índice del dólar puede ser un indicador importante de la fortaleza económica de los Estados Unidos, lo que a su vez puede afectar las decisiones de inversión en activos como el Bitcoin. Además, el valor del dólar influye en el valor de los activos denominados en dólares, incluido el Bitcoin.

4.2.8 La rentabilidad del bono del Tesoro de Estados Unidos a 10 años

Se utiliza como medida de la tasa de interés de referencia en los mercados financieros y se ha demostrado que tiene una influencia significativa en otros mercados, como el mercado de valores. Además, la rentabilidad de los bonos del Tesoro a largo plazo se utiliza a menudo como un indicador de la confianza del mercado en la economía a largo plazo. Se incorpora esta variable al modelo VAR porque se espera que las fluctuaciones en la rentabilidad del bono del Tesoro de Estados Unidos a 10 años afecten a las decisiones de inversión en los mercados financieros en general, incluyendo el mercado de criptomonedas.

4.2.9 El precio del oro

Es una variable relevante en este estudio debido a su carácter de activo refugio, lo que significa que los inversores tienden a invertir en oro en momentos de incertidumbre y riesgo en otros mercados. Por lo tanto, se espera que el precio del oro tenga una relación negativa con el precio del Bitcoin y del mercado de valores, ya que los inversores pueden optar por reducir su exposición a activos más riesgosos en favor del oro.

4.2.10 El precio del petróleo crudo

La variable del precio del petróleo crudo se utiliza en el modelo VAR como una medida del comportamiento del mercado energético. El petróleo crudo es un recurso limitado y una materia prima clave para la economía mundial, por lo que su precio se ve influenciado por factores económicos, políticos y geográficos. Además, el petróleo crudo es un componente importante del sector de la energía, que a su vez está relacionado con la inflación y el crecimiento económico. Por otro lado, la energía es un insumo (costo) fundamental en la minería de criptomonedas.

4.2.11 Síntesis de las variables

Símbolo	Variable	Descripción
BTC	Precio de mercado del Bitcoin en USD	Precio medio de mercado en USD en las principales exchanges de bitcoins.
BTC_tra	Volumen de Transacciones BTC	El número de transacciones Bitcoin diarias confirmadas.
BTC_Vol	Volatilidad del Bitcoin	Calculado como el desvío estándar de los rendimientos logarítmicos de las anteriores 40 ruedas.
ORO	Precio del Oro	Cotización del Oro (Futuro)
OIL	Precio del Petróleo Crudo	Cotización del Petróleo Crudo (Futuro)
USD	Índice Dólar	Cotización del índice USD (Futuro)
10YTR	Rentabilidad del bono Estados Unidos 10 años	Rentabilidad del bono Estados Unidos 10 años.
SP500	S&P 500	Cotización del índice S&P 500
VIX	Índice de volatilidad del S&P 500	Cotización del índice VIX
DOW	Dow Jones Industrial Average	Cotización del índice Dow Jones

4.3 Transformación de las variables

En la presente investigación se opta por trabajar con los logaritmos naturales de las variables mencionadas realizando las transformaciones de cada una de ellas.

El uso del logaritmo natural de las variables es una técnica comúnmente utilizada en econometría para reducir la varianza y heterocedasticidad en los datos y mejorar la normalidad y la linealidad en el modelo. Además, se ha demostrado que el uso de los logaritmos naturales mejora la interpretación y la precisión de los coeficientes en los modelos econométricos (Gujarati, 2009).

4.3.1 Estacionariedad

Es importante evaluar la estacionariedad de cada una de las series utilizadas en el modelo VAR, ya que si una o más de las series son no estacionarias, esto puede llevar a resultados espurios y sesgados en las estimaciones del modelo. Además, es necesario asegurarse de que las series sean estacionarias para cumplir con los supuestos de la

mayoría de los métodos estadísticos utilizados en el análisis de series de tiempo (Gujarati, 2009).

Para garantizar la validez del modelo VAR, se realizaron los tests de raíces unitarias mediante la prueba de Dickey-Fuller aumentada (ADF) para todas las variables incluidas. Los resultados mostraron que la mayoría de las series no eran estacionarias en su forma original. Para solucionar este problema, se aplicó una transformación a primeras diferencias de las variables y se volvieron a realizar los tests de raíces unitarias. Los resultados mostraron que después de la transformación, todas las variables se volvieron estacionarias. Este proceso es importante para garantizar que las variables incluidas en el modelo no presenten efectos aleatorios que puedan afectar la precisión de las estimaciones y la interpretación de los resultados.

Las variables transformadas de esta manera se identifican en la nomenclatura antes mencionada anteponiendo "D_".

Dado que las series en niveles no presentan comportamientos estacionarios, resulta relevante presentar los gráficos de las series transformadas que se usan en el modelo, por ello se incorporan los mismos en la ilustración del apéndice.

5. Desarrollo

5.1 Estadísticos descriptivos

5.1.1 Precio del Bitcoin

La serie del precio del Bitcoin muestra una tendencia alcista a lo largo del período analizado, con algunos picos y caídas significativas. El precio comenzó en alrededor de \$2,500 en julio de 2017 y experimentó un aumento constante durante los siguientes meses, alcanzando un máximo histórico de alrededor de \$19,800 en diciembre de 2017. Luego, la serie experimentó una fuerte caída en los primeros meses de 2018, disminuyendo a menos de \$4,000 en diciembre de 2018.

Desde entonces, la serie ha experimentado fluctuaciones significativas, alcanzando un máximo de alrededor de \$63,000 en abril de 2021 antes de caer a menos de \$30,000 en julio de 2021, y volver a hacer un máximo cercano a los \$67,000 en noviembre de ese mismo año (Moreno Mendieta, 2021). A partir de entonces, el precio ha seguido un sendero bajista hasta llegar a un valor cercano a los \$15,000 en noviembre de 2022 (Infobae, 2022).

El gráfico muestra claramente la tendencia alcista a largo plazo del precio del Bitcoin, así como la volatilidad y las fluctuaciones significativas en el corto plazo. También resulta evidente que el Bitcoin es un activo muy volátil.

De lo observado puede conjeturarse que su precio puede verse afectado por una variedad de factores, incluyendo la adopción generalizada, la regulación gubernamental y la competencia de otras criptomonedas.

Ilustración 1 - Precio del Bitcoin



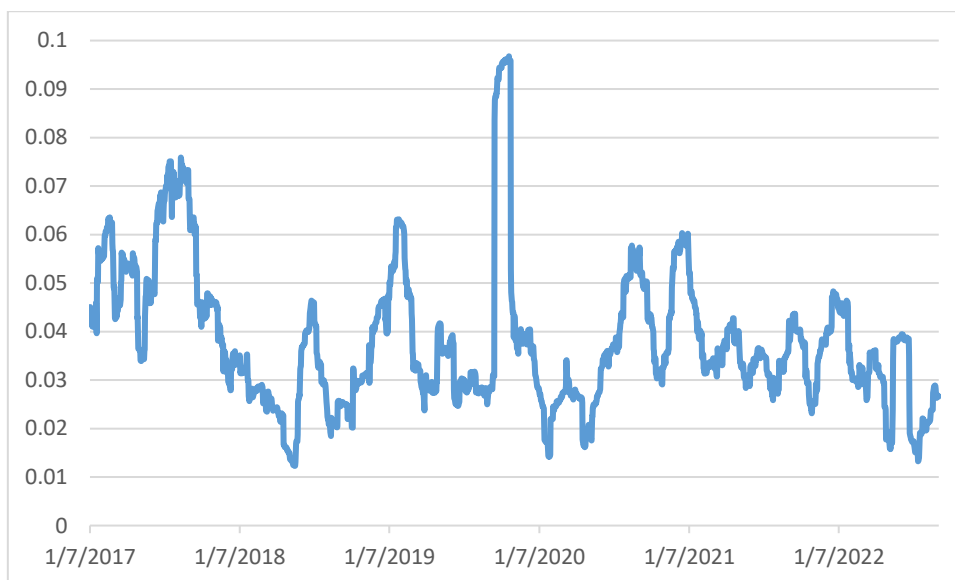
Fuente: Elaboración propia en base a Blockchain.com

5.1.2 Volatilidad del Bitcoin

La volatilidad del Bitcoin, medida como la desviación estándar de los rendimientos diarios, muestra un patrón de comportamiento similar al del precio del Bitcoin. La media de la volatilidad en el período analizado fue de 0.04, con una desviación estándar de 0.038.

Se puede observar que la volatilidad disminuyó progresivamente durante 2018, alcanzando su mínimo en noviembre de ese año con un valor de 0.0122. A partir de aquí se muestra un patrón errático con grandes picos incluyendo su punto máximo registrado en abril de 2020 de 0.0967.

Ilustración 2 - Volatilidad del Bitcoin



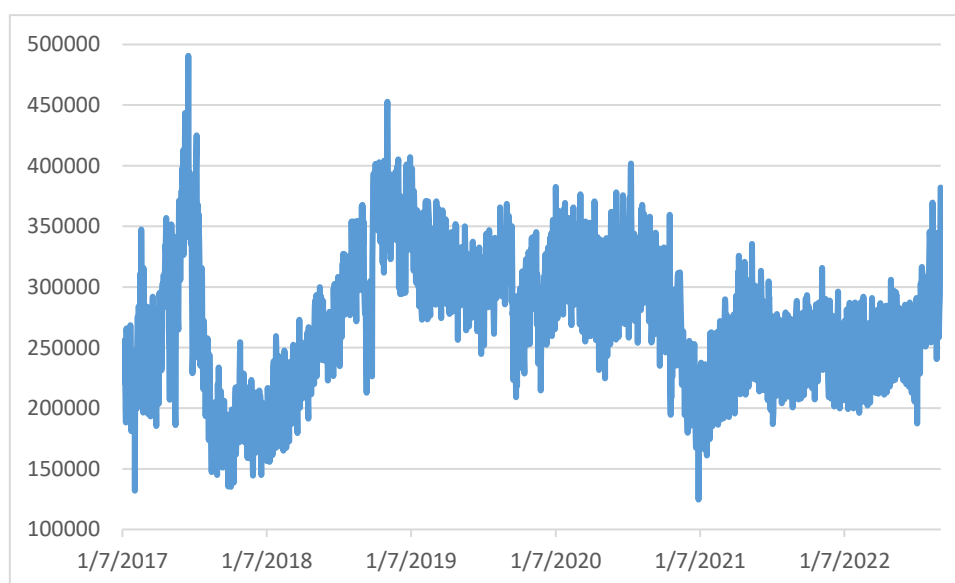
Fuente: Elaboración propia en base a Blockchain.com

5.1.3 El Volumen de transacciones de Bitcoin

A medida que Bitcoin se fue popularizando y se adoptó en una variedad de industrias y aplicaciones, la cantidad de transacciones diarias fue aumentando significativamente. En 2017, el volumen diario de transacciones de Bitcoin alcanzó un máximo histórico de más de 490,000 transacciones, con una media diaria de alrededor de 240,000 transacciones. A partir de ese momento, la serie ha mostrado una cierta estabilidad, con fluctuaciones dentro de un rango similar, aunque ligeramente inferior, al del pico de 2017.

No obstante, es importante señalar que en la serie de datos hay algunos picos y valles notables, que pueden ser explicados por eventos específicos en la industria de las criptomonedas. Por ejemplo, durante el auge del mercado alcista de 2017, el volumen de transacciones de Bitcoin aumentó significativamente, alcanzando su punto máximo histórico en diciembre de ese año, antes de que el precio de Bitcoin sufriera una corrección significativa. Por otro lado, en mayo de 2021, el volumen de transacciones de Bitcoin experimentó una caída repentina debido a la prohibición de las operaciones de minería de Bitcoin en China y las preocupaciones por la huella de carbono de Bitcoin (Reuters, 2021).

Ilustración 3 - Volumen de transacciones en Bitcoin



Fuente: Elaboración propia en base a Blockchain.com

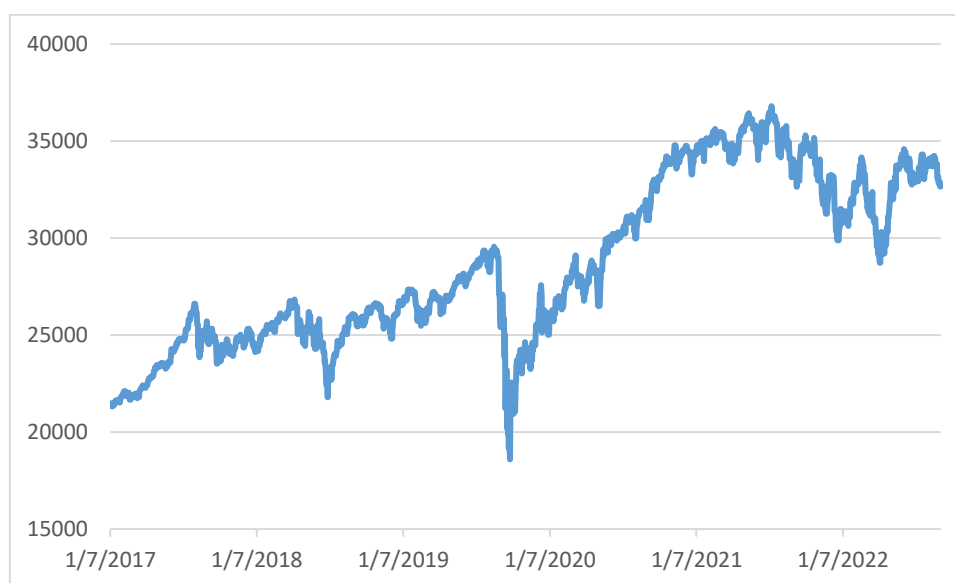
5.1.4 El Dow Jones Industrial Average (DJIA)

Durante el período analizado, el DJIA ha experimentado un aumento constante en su valor, con algunas fluctuaciones y correcciones en el camino.

El valor mínimo del DJIA durante este período fue de 18.591 puntos en marzo de 2020, justo después del inicio de la pandemia de COVID-19 y las consiguientes medidas de confinamiento en todo el mundo. Desde entonces, el índice ha mostrado una recuperación constante y ha alcanzado su punto máximo en noviembre de 2021 con 36.799 puntos.

La media y la mediana del DJIA durante este período fueron de 26.740 y 26.837 puntos, respectivamente, con una desviación estándar de 3.803 puntos, lo que indica una alta volatilidad. El gráfico muestra la tendencia al alza del DJIA a lo largo del período, con algunas correcciones notables, como la de febrero de 2018 (Infobae, 2018) y la mencionada en marzo de 2020 (Perfil, 2020).

Ilustración 4 - Dow Jones Industrial Average



Fuente: Elaboración propia en base a Investing.com

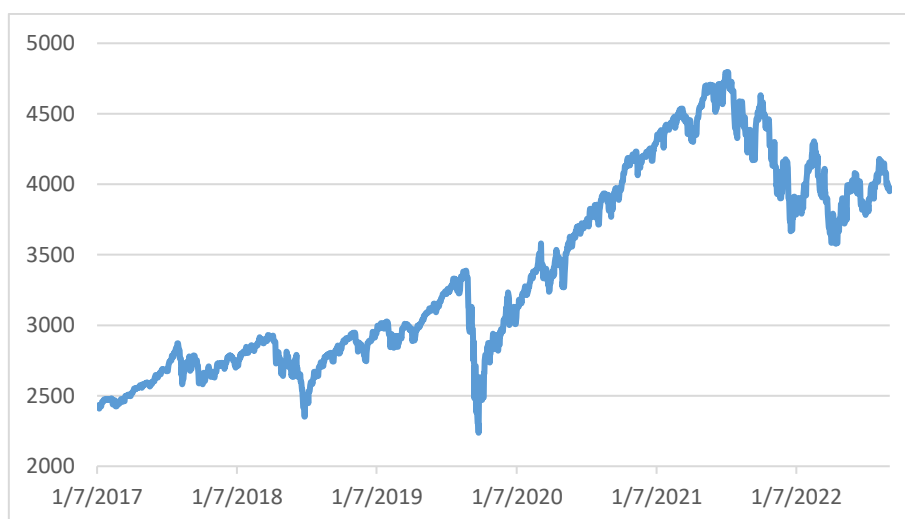
5.1.5 El S&P 500

Durante el periodo analizado, el S&P 500 experimentó un crecimiento significativo, alcanzando su máximo histórico en febrero de 2020, antes de sufrir una caída brusca debido a la pandemia de COVID-19. Desde entonces, ha habido una recuperación gradual y constante, con algunos altibajos a lo largo del camino.

La media del S&P 500 durante el periodo analizado fue de alrededor de 3,300 puntos, con una desviación estándar de aproximadamente 550 puntos. El índice tuvo un mínimo histórico de alrededor de 2,200 puntos en marzo de 2020, seguido de un aumento constante hasta alcanzar un máximo histórico de aproximadamente 4,700 puntos en enero de 2022. A marzo de 2023, el S&P 500 se sitúa alrededor de los 3,900 puntos.

En el gráfico se puede observar cómo la evolución del S&P 500 ha sido en general positiva, con algunas excepciones, como la caída brusca en marzo de 2020 (Raffin, 2020). También se puede apreciar cómo la recuperación ha sido constante desde entonces, aunque con cierta volatilidad en el camino.

Ilustración 5 - S&P 500



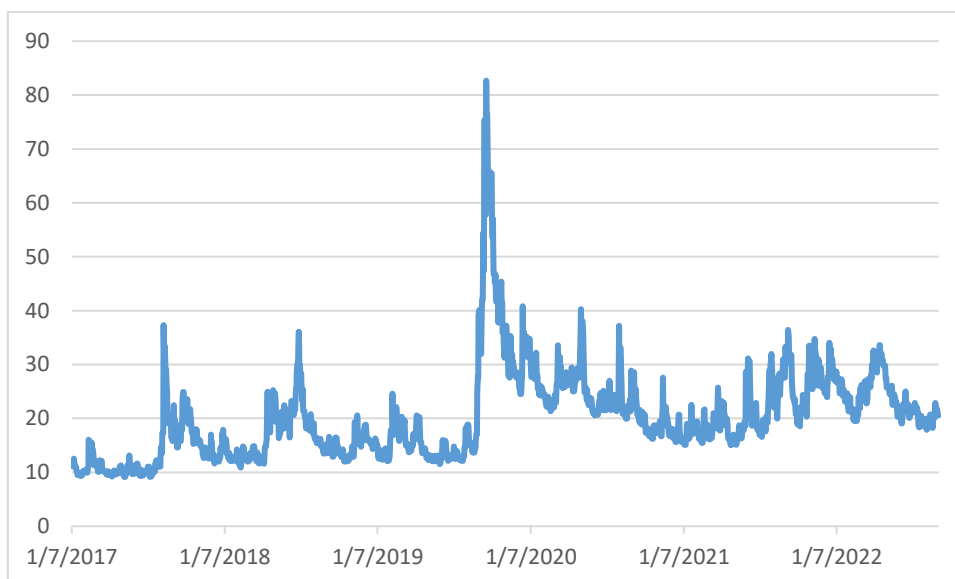
Fuente: Elaboración propia en base a Investing.com

5.1.6 El VIX

Durante el período analizado, el VIX tuvo una media de 20,91 y una desviación estándar de 9,81. La puntuación más baja fue de 9,14 en noviembre de 2017, mientras que la puntuación más alta fue de 82,69 en marzo de 2020 debido al impacto de la pandemia de COVID-19 en los mercados. La figura 9 muestra la evolución del VIX durante el período analizado.

En general, se puede observar que el VIX ha tenido picos significativos durante momentos de crisis económica, como la mencionada pandemia de COVID-19. También es interesante observar que, a pesar de la volatilidad del mercado, el VIX ha mantenido una media relativamente estable a lo largo del tiempo.

Ilustración 6 - VIX



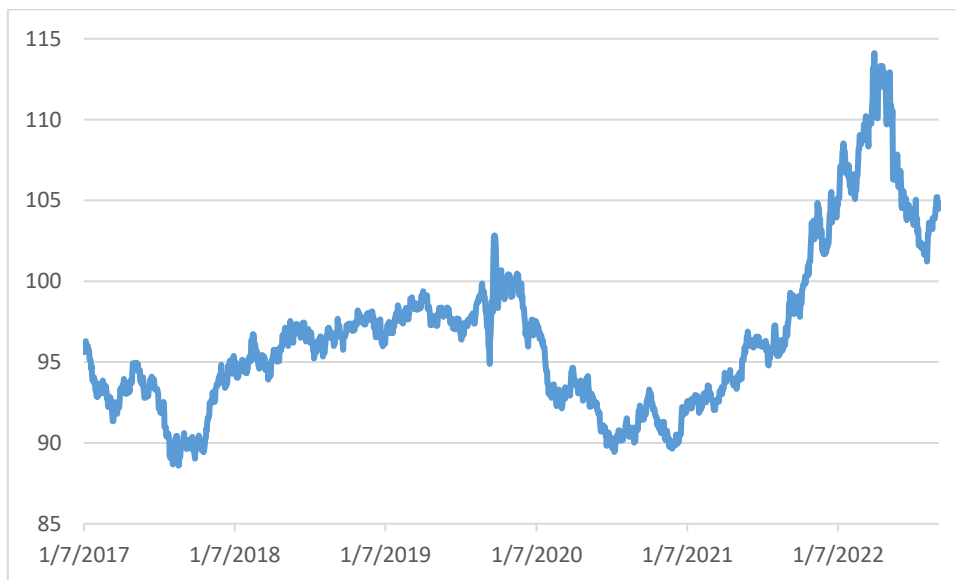
Fuente: Elaboración propia en base a Investing.com

5.1.7 El índice del dólar estadounidense (DXY)

Durante el periodo analizado, el DXY experimentó una tendencia generalmente a la baja, con una media de 93,36 y una desviación estándar de 2,59. En julio de 2017, el valor del DXY era de 95,63, mientras que, en marzo de 2023, era de 104,48. El valor máximo se registró en septiembre de 2022 con 114,11, mientras que el valor mínimo se registró en febrero de 2018 con 88,59.

El gráfico muestra que el DXY comenzó el periodo con una tendencia al alza, alcanzando un valor máximo a marzo de 2020. A partir de ahí, el índice comenzó una tendencia generalmente a la baja que finaliza en junio de 2021 iniciando un periodo alcista. Éste principalmente se debe a la política monetaria llevada adelante por la Reserva Federal (FED) que redujo gradualmente su programa de estímulo económico. Este periodo alcista se ve interrumpido en octubre de 2022 cuando se publican los datos de inflación en Estados Unidos provocando una fuerte caída en el índice.

Ilustración 7 - El índice del dólar estadounidense



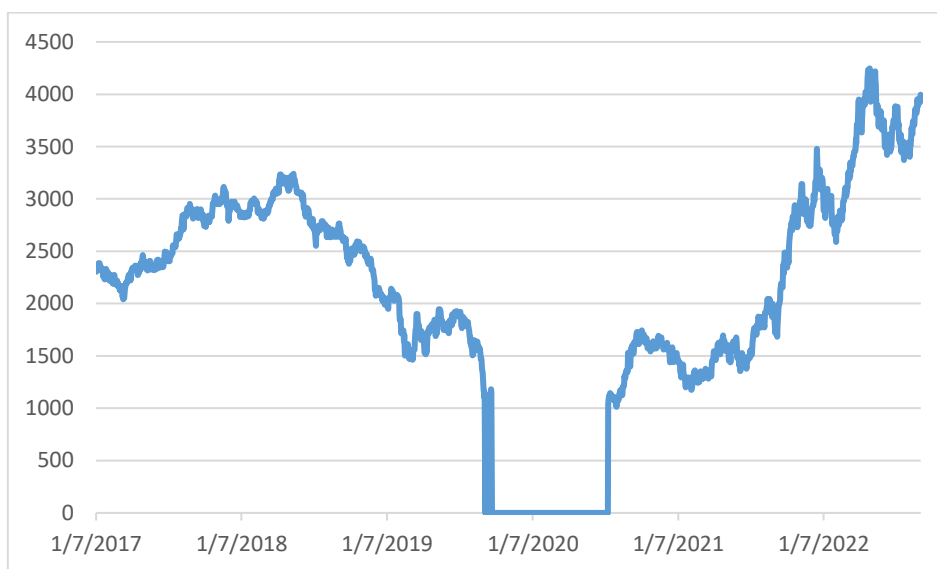
Fuente: Elaboración propia en base a Investing.com

5.1.8 La rentabilidad del bono del Tesoro de Estados Unidos a 10 años

Durante el periodo completo de la serie, la tasa de rendimiento promedio fue de 2,023 puntos básicos. El valor mínimo se registró el 4 de marzo de 2020, cuando el rendimiento del bono cayó a 0,5 puntos básicos. El valor máximo se registró el 24 de octubre de 2022, cuando el rendimiento del bono alcanzó los 4,247 puntos.

Nótese en el gráfico la abrupta caída durante el 2020. En marzo de ese año, la pandemia de COVID-19 causó una incertidumbre sin precedentes en los mercados financieros, lo que llevó a los inversores a buscar activos seguros. La Reserva Federal de EE. UU. redujo las tasas de interés a cero para estimular la economía, lo que a su vez disminuyó la tasa de rendimiento del bono a niveles históricamente bajos. Además, la Reserva Federal comenzó a comprar grandes cantidades de bonos del Tesoro para mantener bajos los costos de endeudamiento del gobierno y estimular el gasto público. Esto, a su vez, ejerció una presión a la baja sobre la tasa de rendimiento del bono a 10 años (Calavia, 2020).

Ilustración 8 - Rentabilidad del bono del Tesoro de Estados Unidos a 10 años



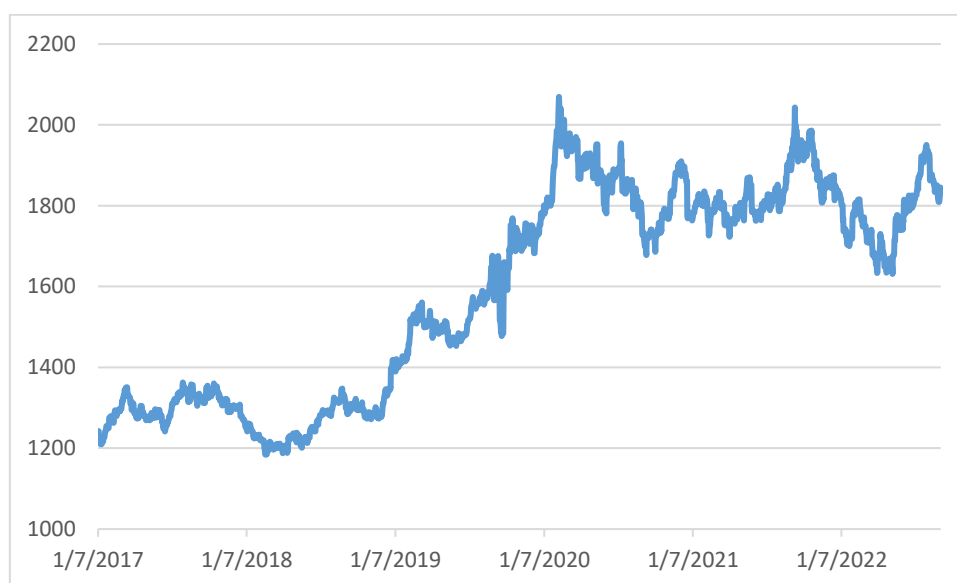
Fuente: Elaboración propia en base a Investing.com

5.1.9 El precio del oro

Durante el período analizado el precio del oro ha experimentado una evolución muy variable. Al inicio de la serie, el precio del oro se encontraba en torno a los 1.220 USD por onza, y a partir de ahí inició un fuerte ascenso que lo llevó a alcanzar su máximo histórico en agosto de 2020, superando los 2.000 USD por onza. Desde entonces, el precio inició un movimiento a la baja que lo llevó a situarse en torno a los 1.700 USD por onza a principios de 2021, para luego fluctuar en torno a los 1.800 USD por onza en los años posteriores.

La volatilidad del precio del oro ha sido significativa a lo largo de todo el período analizado. La desviación estándar es de 155,22 USD, lo que representa un 10% del precio medio. Esto indica que la variabilidad del precio ha sido relativamente alta en relación con su media.

Ilustración 9 - Precio del Oro



Fuente: Elaboración propia en base a Investing.com

5.1.10 El precio del petróleo crudo

Durante el periodo analizado el precio del petróleo crudo se sitúa en un rango amplio, mayormente entre los 40 y los 100 dólares, con un promedio de alrededor de 63 dólares y una desviación estándar de 16,1 dólares.

En cuanto a la volatilidad, se observa que el precio del crudo ha tenido una tendencia creciente desde 2017 hasta septiembre de 2018, para luego experimentar fuertes caídas en los años subsiguientes. Son destacables las del segundo semestre de 2019 y principios de 2020, debido en parte a la crisis del COVID-19 y la guerra de precios entre Arabia Saudita y Rusia.

Es importante mencionar la fuerte caída que experimentó en abril de 2020, cuando el precio del crudo cayó a valores negativos por primera vez en la historia. Esta caída se debió a la combinación de dos factores: la sobreproducción de petróleo en un mercado ya saturado y la disminución de la demanda debido a la pandemia de COVID-19 (Egan, 2020). La situación se agravó aún más debido a la falta de capacidad de almacenamiento, lo que llevó a los inversores a pagar para que se les retirara el petróleo excedente. Aunque los precios negativos fueron una situación única, los bajos precios del petróleo continuaron durante gran parte de 2020, debido a la disminución de la demanda y la competencia en un mercado ya saturado.

Con posterioridad a esto se observa un crecimiento del precio hasta agosto de 2022 para luego comenzar un proceso bajista hasta el final de la serie situándose alrededor de 75 dólares.

Ilustración 10 - Precio del Petróleo Crudo



Fuente: Elaboración propia en base a Investing.com

5.2 Modelo

En el presente trabajo se construye un Modelo Var que incluye las 10 variables mencionadas anteriormente cuyo ordenamiento queda definido de la siguiente forma:

$$Y_t = [D_{10YTR}; D_{USD}; D_{ORO}; D_{OIL}; D_{DOW}; D_{SP500}; D_{VIX}; D_{BTC}; D_{BTC_TRA}; D_{BTC_VOL}]$$

El orden de las variables es el que aparece en el vector Y_t . Este es el ordenamiento utilizado para calcular las funciones de respuesta al impulso y la descomposición de la varianza. Esto implica que la primera variable no responde a shocks contemporáneos en ninguna de las otras variables, que la segunda variable puede responder a shocks contemporáneos de la primera variable, pero no a los del resto de las variables, y así sucesivamente con el resto de las variables del modelo. Por tanto se diagrama el ordenamiento poniendo en primer término la tasa de los bonos a 10 años que, por tratarse de una variable de política económica no debería ser afectada contemporáneamente por el resto de las variables. Similar criterio se sigue con el índice dólar y el precio del oro y el petróleo; en el otro extremo se dejan las variables propias del mercado del bitcoin que son de mayor interés para esta investigación de modo que respondan a shocks contemporáneos en las otras variables. Finalmente se coloca en medio los índices bursátiles.

A fin de testear el ordenamiento en la tabla 10 de los anexos se han propuesto cuatro diferentes ordenamientos y se ha evaluado si se obtienen resultados similares respecto de las 6 hipótesis planteadas. Como se puede observar no se registran diferentes resultados para los ordenamientos alternativos.

El periodo analizado, queda conformado un modelo con 610 parámetros y 1701 observaciones por lo que los grados de libertad quedan definidos en 1091 (Lütkepohl, 2006).

5.2.1 Determinación de la cantidad de rezagos

Para determinar el número de rezagos adecuados en el modelo VAR, se utiliza el criterio de información de Akaike (AIC). El criterio de Akaike es una medida de la calidad del ajuste del modelo, pero que también penaliza modelos con un mayor número de parámetros.

De acuerdo con el criterio de Akaike, el número óptimo de rezagos es de 6 (ver Tabla 4).

Este resultado indica que una buena cantidad de información relevante para el comportamiento de las variables en el modelo se encuentra hasta seis períodos en el pasado. La selección del número óptimo de rezagos es un proceso importante para el análisis de VAR, ya que el uso de un número inadecuado de rezagos puede afectar negativamente la calidad de los resultados del modelo.

Es importante destacar que, aunque se ha seleccionado el número óptimo de rezagos para el modelo VAR, esto no significa necesariamente que el modelo sea el mejor ajuste para los datos. Por lo tanto, se requiere de una evaluación adicional de la calidad del

modelo a través de pruebas de diagnóstico y validación, que se desarrollan a continuación.

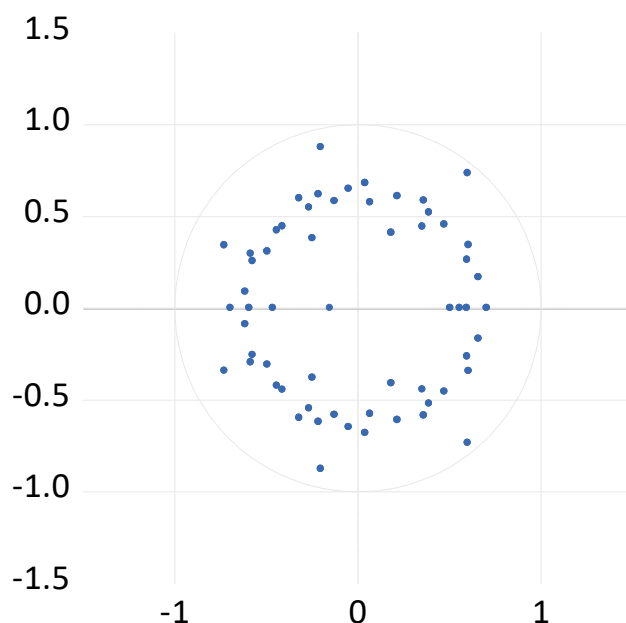
5.2.2 Evaluación de estabilidad

A continuación se comprueba que el modelo VAR cumple la condición de estabilidad. Tal como señala Loria (2007) es necesario que el modelo sea dinámicamente estable, es decir que frente a un shock no anticipado en una variable el resto de las variables regresen a su valor de equilibrio de largo plazo.

Para evaluar la estabilidad del modelo, se realiza un chequeo de raíces del polinomio característico. Éste se deriva de un modelo de regresión lineal que se ajusta a la serie temporal. Si todas las raíces del polinomio son menores que uno en valor absoluto, entonces el modelo es estable.

En la Ilustración 11, se muestran las raíces del polinomio característico del modelo. Se observa que todas las raíces tienen un valor absoluto menor que uno, lo que sugiere que el modelo es estable.

Ilustración 11- Raíces inversas del polinomio característico AR



5.2.3 Evaluación de normalidad

Los resultados de las pruebas de normalidad para los residuos del modelo VAR indican que la distribución de los errores no es normal (ver Tabla 5). Sin embargo, según Lütkepohl (2005), incluso en presencia de no normalidad, el modelo VAR permite hacer inferencias asintóticas, ya que el teorema del límite central asegura que para un número suficientemente grande de observaciones, la distribución de los estimadores se aproxima a una normal multivariante. Por lo tanto, se puede inferir que, aunque la distribución de los residuos no es normal, las conclusiones obtenidas a partir del modelo

VAR son válidas en un sentido asintótico. Esta observación es coherente con el hecho de que el test conjunto de normalidad basado en los estadísticos de Jarque-Bera y de Skewness-Kurtosis sea significativo, pero los estadísticos individuales de cada componente no lo sean. Es decir, la no normalidad puede estar presente en algunos componentes específicos, pero no afecta la validez del modelo en su conjunto (Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, 2005).

5.2.4 Evaluación de autocorrelación

En el análisis de series de tiempo, es fundamental evaluar la presencia de correlación serial o autocorrelación en los datos, ya que esto puede tener un impacto significativo en los resultados y conclusiones obtenidos. La autocorrelación ocurre cuando los valores de una serie de tiempo están correlacionados con los valores pasados de la misma serie.

El análisis de autocorrelación se realiza mediante el test de correlación serial de Lagrange Multiplier (LM), ampliamente utilizado en la literatura y útil para garantizar la validez y confiabilidad de los resultados obtenidos. La hipótesis nula de este test es que no hay autocorrelación serial en el rezago h . Los resultados del test (Anexo Tabla 6) indican que no hay evidencia significativa de autocorrelación en los datos. Con un valor “ p ” de 0.0699 para el sexto rezago, no se rechaza la hipótesis nula, indicando la ausencia de autocorrelación serial de los residuos para el nivel de significancia del 5%, pero no así para el 10%. Por otro lado el test ampliado para los rezagos del 1 a h evidencia correlación serial.

5.2.5 Evaluación de heterocedasticidad

Este tipo de análisis se utiliza para evaluar la homogeneidad de la varianza de los residuos en un modelo econométrico. En este caso, se realiza un test conjunto y uno individual para cada una de las variables en el modelo (ver Anexo, Tabla 7).

Al analizar los resultados del test, se observa que el valor “ p ” es muy cercano a cero, lo que indica que hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula de homogeneidad de varianza en los residuos. Esto confirma la presencia de heterocedasticidad en los datos.

La presencia de heterocedasticidad en los datos es un problema común en los modelos econométricos y financieros. Sin embargo, en la literatura académica se ha discutido ampliamente sobre la necesidad de corregirla en ciertas circunstancias. En este sentido, varios estudios han argumentado que, en presencia de una muestra grande, la corrección de la heterocedasticidad no es necesaria y puede incluso producir estimaciones menos precisas. Es el caso de Stock y Watson (2018), que señalan que la corrección de la heterocedasticidad puede ser innecesaria en muestras grandes y cuando las volatilidades son significativas. Además, indican que en tales casos, la corrección puede ser contraproducente, ya que puede reducir la eficiencia de las estimaciones y hacer que las inferencias sean menos precisas.

Considerando los argumentos previamente mencionados y la cantidad de observaciones y características de los datos, se decide continuar sin realizar la corrección de la

heterocedasticidad en el modelo econométrico y se asume que las estimaciones son lo suficientemente robustas a la presencia de heterocedasticidad en los datos.

5.3 Test de causalidad de Granger

Como se ve en el apartado metodológico, este test es una técnica estadística ampliamente utilizada para analizar la causalidad entre variables en un modelo VAR. En la presente investigación nos permite analizar si existe una relación causal entre el precio del Bitcoin y otras variables relevantes y de esta manera verificar o rechazar algunas de las hipótesis planteadas.

La utilización de este test es fundamental para identificar relaciones causales entre estas variables y entender la dinámica del mercado del Bitcoin. Además, puede permitir hacer predicciones precisas sobre el comportamiento futuro del precio del Bitcoin en función de la información proporcionada por estas variables.

Los resultados obtenidos a través del test de causalidad de Granger (Anexo, Tabla 8) sugieren que existen relaciones causales significativas entre las variables del modelo. Considerando un nivel de significancia del 5%, en primer lugar, se observa que el precio del bitcoin (Tabla 1) es causado por el SP500 y el Dow Jones, lo que sugiere que el comportamiento del mercado de valores de Estados Unidos influye en el valor del bitcoin. Por otro lado, se encuentra que el volumen de transacciones de bitcoin (Tabla 2) es causado por: el precio del bitcoin, lo que podría indicar que cambios en el precio del bitcoin pueden atraer o disuadir a los inversores para realizar transacciones con esta criptomoneda, y por la volatilidad del SP500 (VIX), lo que sugiere que la incertidumbre en el mercado de valores también puede tener un impacto en el volumen de transacciones de la criptomoneda.

Tabla 1 - Causalidad de Granger - Precio del Bitcoin

Dependent variable: D_BTC			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_BTC_TRA	5.423369	6	0.4908
D_DOW	16.45276	6	0.0115
D_SP500	27.57611	6	0.0001
D_10YTR	5.525597	6	0.4784
D_USD	9.56923	6	0.144
D_VIX	5.321526	6	0.5033
D_BTC_VOL	3.336632	6	0.7656
D_OIL	0.514804	6	0.9977
D_ORO	5.512381	6	0.48
All	128.4381	54	0

Tabla 2 - Causalidad de Granger - Volumen de Transacciones

Dependent variable: D_BTC_TRA			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_BTC	49.98931	6	0
D_DOW	5.065349	6	0.5355
D_SP500	5.246556	6	0.5126
D_10YTR	8.797117	6	0.1853
D_USD	5.94513	6	0.4294
D_VIX	13.08817	6	0.0417
D_BTC_VOL	11.43273	6	0.0759
D_OIL	1.197192	6	0.977
D_ORO	5.960124	6	0.4277
All	108.4243	54	0

En cuanto al SP500 y el Dow Jones, se observa que ambos son causados por el índice del dólar y por el precio del oro, lo que sugiere que el valor del dólar y el precio del oro tienen un impacto significativo en el comportamiento del mercado de valores de Estados Unidos. Además, se encuentra que la tasa de los bonos a 10 años es causada únicamente

por el precio del oro, y que a su vez, el precio del oro es causado únicamente por la tasa de los bonos a 10 años, lo que sugiere que el precio del oro y las tasas de interés están interrelacionados.

Por otro lado, se observa que el índice del dólar es causado por la tasa de los bonos a 10 años y por el SP500, lo que sugiere que el comportamiento del mercado de valores y las tasas de interés son factores que pueden afectar el valor del dólar. Finalmente, se encuentra que la volatilidad del SP500 (VIX) es causada por el volumen de transacciones de bitcoin, lo que sugiere que la incertidumbre en el mercado de criptomonedas puede tener un impacto en la volatilidad del mercado de valores de Estados Unidos.

En general, estos resultados sugieren que existe una compleja interrelación entre las variables del modelo, y que factores como el comportamiento del mercado de valores, el valor del dólar, las tasas de interés y el mercado de criptomonedas pueden afectar significativamente el comportamiento de los mercados financieros y de los activos individuales.

5.4 Función de respuesta al impulso

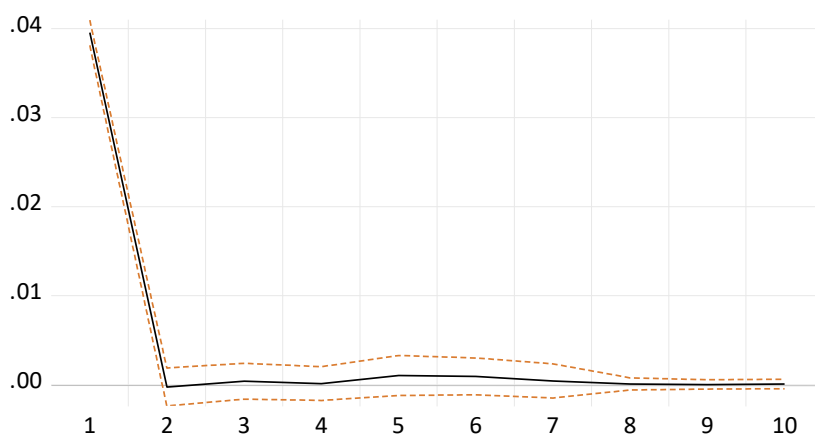
En la presente investigación se realizan las funciones de respuesta al impulso (IRF) con el fin de examinar la respuesta del precio del bitcoin y el resto de las variables del modelo ante un *shock* externo en cada una de las variables.

De esta forma este procedimiento brinda información para entender mejor la dinámica del sistema y las interacciones entre las diferentes variables, lo que permite realizar un análisis más preciso y completo de la relación entre el precio del Bitcoin y las variables macroeconómicas y del mercado del Bitcoin incluidas en el modelo. Así, luego de comprobar la existencia de relaciones causales con el test de Granger, las IRF permiten analizar la dirección y dinámica temporal de dichas relaciones.

En la presente investigación se ha optado por utilizar la simulación de Monte Carlo para el cálculo de las bandas de confianza debido a que los datos no cumplen con el supuesto de normalidad. Este supuesto es comúnmente utilizado en análisis estadísticos, pero cuando los datos no cumplen con él, se pueden obtener resultados inexactos o poco confiables. Por lo tanto, se ha recurrido a la simulación de Monte Carlo, una técnica que permite obtener muestras de una distribución desconocida mediante la generación de números aleatorios. En este caso, se han generado 100 repeticiones de las simulaciones de Monte Carlo para cada una de las respuestas al impulso del modelo VAR, lo que ha permitido obtener un conjunto de resultados que se aproxima a la distribución real de los datos. De esta manera, se ha logrado obtener bandas de confianza más precisas y fiables para las estimaciones de los coeficientes y las respuestas al impulso del modelo VAR.

Todos los gráficos de la IRF se incluyen en el apéndice. A continuación, se analizan los más relevantes para la presente investigación.

Ilustración 12 - Respuesta del Precio de BTC a un impulso en el Precio del BTC



La función IRF muestra la respuesta del precio del Bitcoin a un impulso en su propio precio. El impulso en el precio del Bitcoin en el período 1 provocó un aumento en el precio del Bitcoin. Este resultado sugiere que el precio del Bitcoin es sensible a los cambios en su propio precio y que los inversores tienden a responder positivamente a los aumentos de precio. Este resultado puede ser interpretado como consistente con las lecturas que indican que el bitcoin tiene un comportamiento de burbuja, donde un incremento de precio tiende a incrementar su demanda y por tanto a autorreforzarse. Sin embargo, en el período 2, la respuesta se reduce a 0, lo que indica que la respuesta inicial positiva fue temporal y que el precio del Bitcoin se estabilizó después de un período de tiempo corto.

La respuesta del precio del Bitcoin en períodos posteriores se mantuvo relativamente estable y no se observaron aumentos significativos en respuesta a cambios en su propio precio. Esto podría indicar que el precio del Bitcoin está influenciado por otras variables incluidas en el modelo VAR, como las variables macroeconómicas o del mercado del Bitcoin. Por lo tanto, es importante continuar analizando la relación entre el precio del Bitcoin y otras variables para obtener una comprensión más completa de los factores que impulsan los cambios en su precio.

Ilustración 13 - Respuesta del Precio de BTC a un impulso en el DJIA

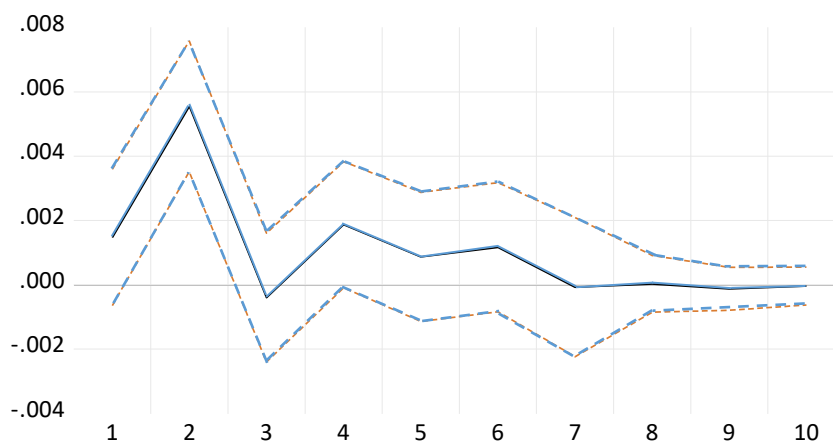
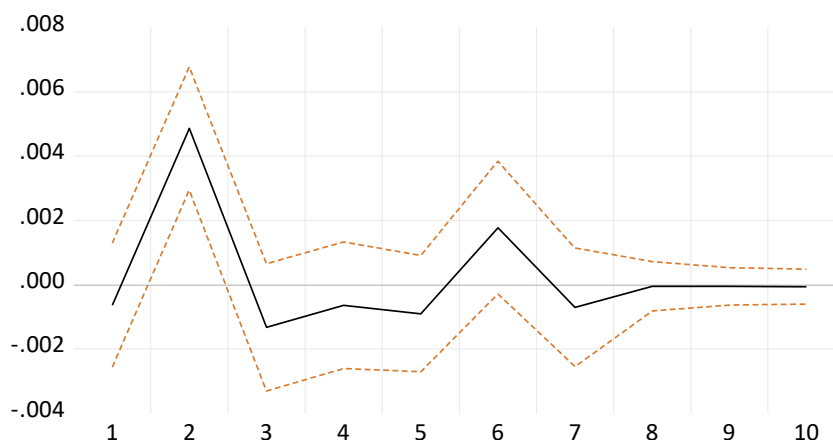


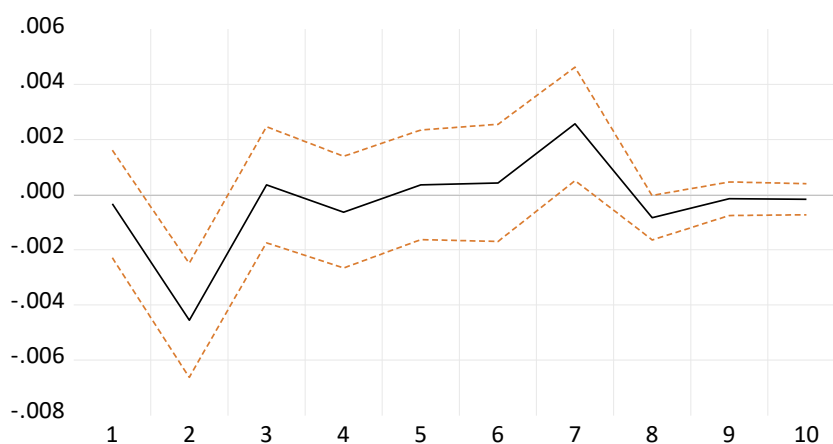
Ilustración 14 - Respuesta del Precio de BTC a un impulso en el SP500



Como cabría esperarse se observa un comportamiento similar en la respuesta del precio del Bitcoin a un impulso en el DJIA y SP500. En un principio no se observa una reacción inmediata en el periodo uno, lo que sugiere que en el corto plazo el precio del bitcoin no se ve afectado significativamente por los cambios en los índices bursátiles. Sin embargo, en el periodo dos, en ambas funciones se observa un incremento representado por una función por sobre el eje de abscisas así como también las correspondientes bandas de confianza, lo que indica que un impulso positivo en el DJIA y SP500 puede generar una respuesta positiva en el precio del bitcoin en el corto plazo.

Posteriormente, en el periodo tres, ambas funciones bajan y se acercan a cero, lo que sugiere que el efecto positivo observado en el periodo anterior se disipa rápidamente en el medio plazo. A partir de este momento, el precio del bitcoin oscila alrededor del cero, hasta que se estabiliza aproximadamente en el periodo 8.

Ilustración 15 - Respuesta del Precio de BTC a un impulso en el índice dólar

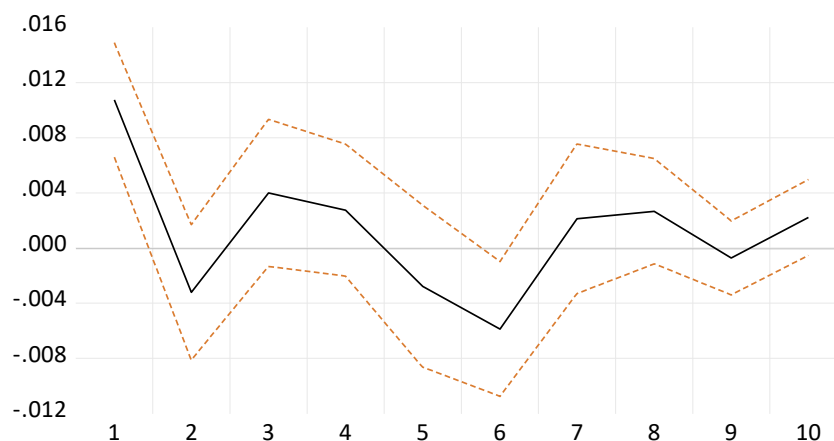


En el gráfico de IRF de la respuesta del precio del bitcoin a un impulso en el índice dólar, se observa una respuesta inicialmente débil y poco significativa en el período 1, indicando que un cambio en el índice dólar no tiene un efecto inmediato en el precio del bitcoin. Esta reacción si bien parece ser negativa no puede concluirse tal cosa por encontrarse las bandas de confianza por encima y por debajo del eje de las abscisas. Sin embargo, en el período 2, se produce una disminución en el precio del Bitcoin, lo que sugiere que un aumento en el valor del índice dólar conduce a una disminución en el precio del Bitcoin en el corto plazo.

A partir del período 3, el precio del bitcoin vuelve a oscilar alrededor del cero, lo que sugiere que el efecto del impulso inicial en el período 2 no tiene un efecto de larga duración en el precio del Bitcoin. En general, el resultado sugiere que el índice dólar tiene un efecto limitado en el precio del bitcoin, al menos en el corto plazo.

Un incremento positivo en el índice dólar equivale a un fortalecimiento de dicha moneda, lo cual suele correlacionar a nivel global con flujo de capitales hacia EEUU en búsqueda de refugio, y por tanto a la compra de bonos del tesoro de EEUU. Esto puede ser disparado tanto por un aumento de la volatilidad global, como por una política monetaria contractiva por parte de la FED. Por tanto, dado que el resultado obtenido indica que ante este tipo de escenario el precio del bitcoin cae, es posible discutir el rol del bitcoin como refugio de valor, al menos a corto plazo. A su vez, este comportamiento no difiere del encontrado para los activos financieros más tradicionales, como el SP500 y el Dow Jones.

Ilustración 16 - Respuesta del Volumen de transacciones de BTC a un impulso en el precio de BTC



El gráfico de la función de respuesta al impulso (IRF) de la cantidad diaria de transacciones en Bitcoin a un impulso en el precio del Bitcoin muestra que hay una respuesta positiva inicial en el período uno, lo que indica que un aumento en el precio del Bitcoin impulsa un aumento en la cantidad diaria de transacciones. Sin embargo, en el período dos, el valor disminuye volviendo a un valor cercano al cero, lo que sugiere que después del aumento inicial en el período uno, la cantidad diaria de transacciones disminuye en el período dos.

A partir de este punto, el gráfico muestra un ciclo oscilatorio de valores positivos y negativos (cabe aclarar que las bandas de confianza se encuentran en casi todos los periodos a partir de este punto por encima y por debajo del eje de las abscisas por lo que la dirección no se puede concluir para estos periodos) lo que indica que el aumento inicial en la cantidad diaria de transacciones no es sostenible y hay una tendencia a la estabilización. Este resultado sería consistente con la caracterización de Bitcoin como activo “especulativo” vista anteriormente, dado que un incremento en su precio motiva un incremento temporal de transacciones en busca de aprovechar la tendencia alcista (trading de corto plazo).

Cabe reiterar que para las funciones expuestas existen horizontes temporales específicos en los cuales las direcciones de las respuestas a los shocks no son concluyentes. Esto se observa cuando la evolución de la respuesta a los shocks aparece sobre o debajo del eje de abscisas, junto con bandas de confianza en los planos positivos y negativos simultáneamente.

5.5 Mecanismos de propagación de *shocks* y *feedback loops*

Siguiendo la propuesta de H el ene Rey en su trabajo “*Dilemma not trilemma: the global financial cycle and monetary policy Independence*” (2015), en esta secci on se busca explorar los posibles canales de transmisi on de shocks en las principales variables del modelo y como interact uan en el mercado financiero global.

El an alisis del test de causalidad de Granger realizado revela relaciones causales significativas entre las variables del modelo, lo que permite proponer posibles mecanismos de propagaci on de shocks y feedback loops en el mercado del Bitcoin. Sin embargo, es importante tener en cuenta que estas relaciones se establecen en el marco de la causalidad de Granger, que indica una posible influencia en el sentido temporal de una variable sobre otra, pero no implica una causalidad directa y un ivoca entre todas las variables mencionadas. Por tanto, se debe tener precauci on al hacer inferencias m as all a de los resultados obtenidos y considerar otros factores y variables relevantes en el an alisis.

En primer lugar, se encuentra que la tasa de inter es de los bonos a 10 a os causa, en el sentido de Granger, al  ndice del d lar y al precio del oro. A su vez, estos, afectan al Dow Jones y al SP500, lo que podr a sugerir un mecanismo de propagaci on desde la tasa de inter es de los bonos hasta los  ndices burs tiles. Estos  ndices, a su vez, tienen una relaci on causal con el precio del Bitcoin, lo que implicar a que los cambios en la tasa de inter es pueden influir indirectamente en el precio de esta criptomoneda a trav es de los  ndices burs tiles.

Adem as, se observa que la tasa de inter es de los bonos tambi en es causada, en este sentido, por el precio del oro lo cual podr a indicar una cierta retroalimentaci on positiva entre las variables mencionados. Un incremento en el precio del oro puede influir positivamente en la tasa de inter es la cual podr a reforzar el incremento inicial en el precio del oro; a su vez se producir a un movimiento en los mercados burs tiles v a

precio del oro y por el impacto que la tasa de interés tiene sobre el índice dólar. Por lo tanto, existiría un mecanismo de propagación desde el precio del oro hasta los índices bursátiles tanto directo, como indirecto vía tasa de interés e índice dólar. Dado que los índices bursátiles también afectan al precio del Bitcoin, se podría inferir un encadenamiento de reacciones que involucra al precio del oro, el índice del dólar, los índices bursátiles y el precio del Bitcoin.

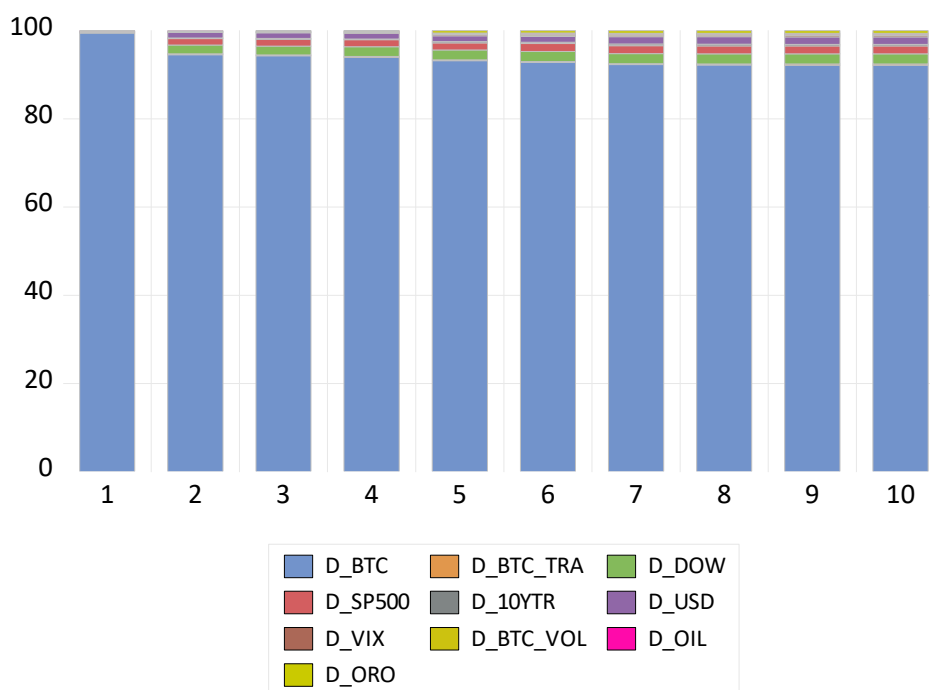
Por otro lado, se encuentra que el volumen de transacciones de Bitcoin es causado, en el sentido de Granger, por el precio del Bitcoin y la volatilidad del SP500 (VIX). A su vez, el VIX puede ser afectado por el volumen de transacciones de Bitcoin, lo que indicaría un posible *feedback loop* entre la incertidumbre en el mercado de valores y la actividad de transacciones en el mercado de criptomonedas.

Estos hallazgos resaltan la complejidad de las interacciones en el mercado financiero y enfatizan la importancia de considerar múltiples factores y su retroalimentación para comprender y predecir el comportamiento del mercado del Bitcoin y de otros activos financieros.

5.6 Descomposición de la varianza

En la presente investigación se realiza la descomposición de la varianza con el objetivo de entender la contribución relativa de diferentes factores a la variabilidad del precio del Bitcoin y la cantidad diaria de transacciones en Bitcoin. Específicamente, se busca responder preguntas como "¿cuánto de la variabilidad en el precio del Bitcoin se puede explicar por los cambios en el índice del dólar?" o "¿cuánto de la variabilidad en la cantidad diaria de transacciones en Bitcoin es debida a factores no observados?". La descomposición de la varianza permite identificar qué variables tienen una mayor influencia en la variabilidad de estas dos variables de interés y, por lo tanto, nos ayuda a entender mejor las relaciones entre ellas y su comportamiento a lo largo del tiempo.

Ilustración 17 - Descomposición de la varianza del precio del Bitcoin



La descomposición de la varianza del precio del Bitcoin (ver Ilustración 17) muestra cómo diferentes factores contribuyen a la variabilidad en el precio del Bitcoin. Los resultados indican que la mayor parte de la variabilidad del precio del Bitcoin se explica por sí mismo, con una contribución del 99.42% en el primer período. Sin embargo, a medida que transcurre el tiempo, la influencia del propio Bitcoin disminuye, mientras que otros factores comienzan a tener un mayor impacto, como el Dow Jones, el S&P 500, y en menor medida la tasa de interés a 10 años y la volatilidad implícita del índice VIX. Estos resultados van en línea con los obtenidos en el test de Causalidad de Granger, lo que da cuenta de la importancia de estas variables en la determinación del precio del bitcoin.

Además, se observa que la contribución del índice dólar estadounidense, el petróleo y el oro a la variabilidad del precio del Bitcoin es relativamente baja.

Al igual que para el precio del bitcoin, tanto la volatilidad del bitcoin como el volumen de transacciones explican su varianza principalmente por sí mismos. En las ilustraciones 18 y 19 pueden observarse como en el primer periodo la varianza se explica por sí mismos en valores cercanos al 98%. A medida que avanzan los periodos van ganando algo de fuerza otros factores, como son el precio del bitcoin y el índice VIX para el volumen de transacciones; y el volumen de transacciones y el precio del bitcoin para la volatilidad del bitcoin.

Ilustración 18 - Descomposición de la Varianza de la Volatilidad del Bitcoin

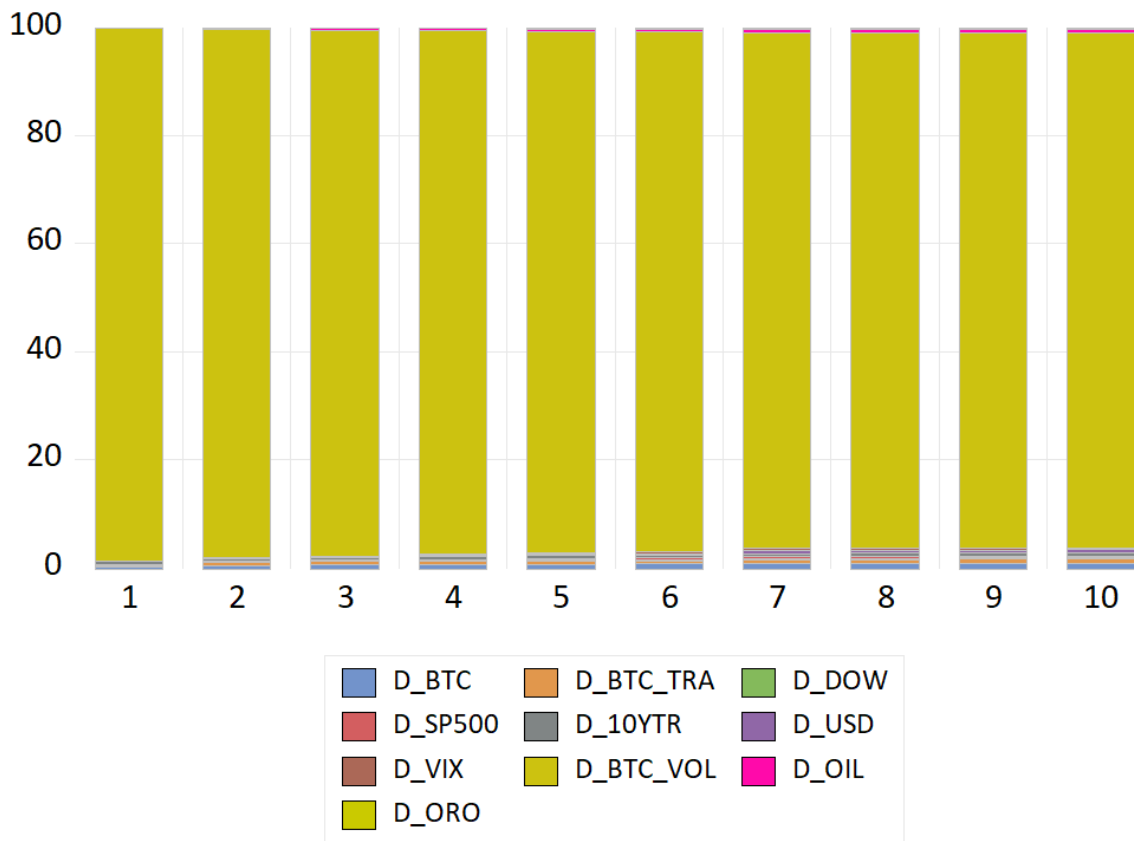
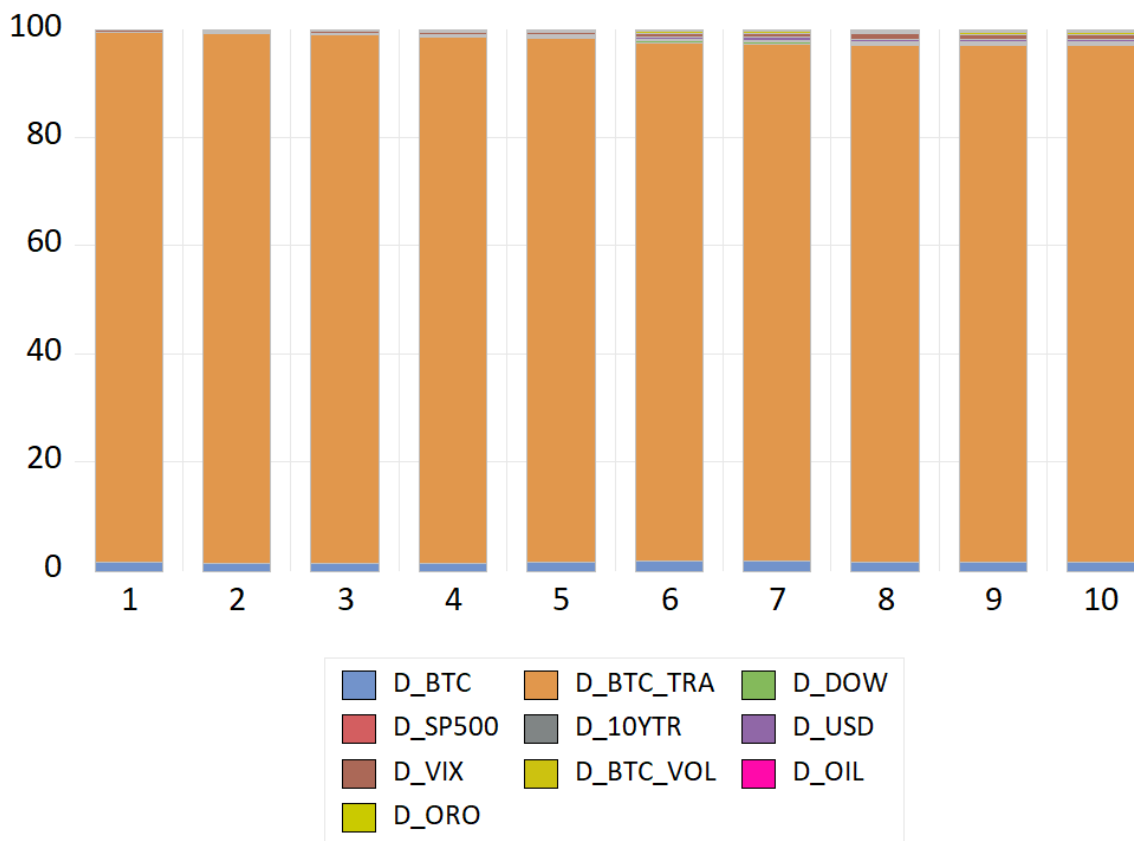


Ilustración 19 - Descomposición de la Varianza del Volumen de Transacciones de Bitcoin



6. *Discusión*

A continuación, se contrastan las hipótesis de la investigación con los resultados arrojados por el modelo generado. Conjuntamente se comparan con los resultados de otras investigaciones analizadas en el apartado de revisión de la literatura.

Hipótesis 1: Se espera que el precio del bitcoin sea determinado:

Positivamente por los índices bursátiles.

Esta parte de la Hipótesis 1 se confirma, ya que se encontró una relación positiva entre el precio del Bitcoin y el SP500 y el Dow Jones. Esto sugiere que el comportamiento del mercado de valores de Estados Unidos influye en el precio del bitcoin.

Estos resultados están en consonancia con Van Wijk (2013), Corbet et al (2018) y con Wang et al (2020), pero se contraponen con los aportados por Ciaian et al (2015), Estrada (2017) y Giudici y Abu-Hashish (2019). Estos últimos no encuentran una relación significativa entre la variable de interés y los índices SP500 y DJIA.

Positivamente por el volumen de transacciones diarias.

No se confirma, ya que no se encontró una relación significativa entre el precio del Bitcoin y el volumen de transacciones diarias.

Esto es congruente con los hallazgos de Ciaian et al (2015) que, aunque si encontró una relación significativa hasta 2013, no lo hizo en las muestras analizadas con posterioridad a esa fecha.

Negativamente con el índice dólar.

Se confirma parcialmente, ya que se encontró una relación negativa en el corto plazo entre el precio del Bitcoin y el índice del dólar, pero esta relación no fue significativa en términos de la causalidad de Granger.

Este resultado parece ir en contra del descrito por Van Wijk (2013) y Sathyanarayana et al (2019) quienes concluyen que el tipo de cambio Euro-Dólar (variable similar a la utilizada en esta tesis) tiene un impacto significativo en el precio de Bitcoin en el corto plazo. Por otro lado, el trabajo de Ciaian et al. (2015) no encuentra una relación significativa al igual que en el presente estudio.

Negativamente con la tasa de interés de los bonos del tesoro de EEUU a 10 años.

La Hipótesis no se confirma, ya que no se encontró una relación significativa entre el precio del Bitcoin y la tasa de interés de los bonos del tesoro de EEUU a 10 años.

Este resultado contradice el alcanzado por Ciaian et al. (2018) que encuentra una relación significativa entre el precio del Bitcoin y la tasa de interés de los bonos del tesoro de EEUU a 10 años.

Negativamente con el precio del petróleo crudo.

La Hipótesis no se confirma, ya que no se encontró una relación significativa entre el precio del Bitcoin y el del petróleo crudo.

Estos resultados están en consonancia con Giudici et al (2019) ya que no encuentra una correlación fuerte entre el precio del bitcoin y el de los activos reales, esto se cumple especialmente en su trabajo cuando analiza la relación con el precio del petróleo para la cual no encuentra relación aparente.

No se espera una relación significativa con el precio del oro.

La Hipótesis se confirma, ya que no se encontró una relación causal entre el precio del Bitcoin y el precio del Oro.

Nuestro resultado va en línea con gran parte de la literatura que no encuentra una relación significativa entre el precio del bitcoin y el de los activos reales como el oro, como por ejemplo el de Giudici et al (2019).

Hipótesis 2: se espera que la volatilidad del bitcoin sea afectada de forma positiva por el VIX.

La Hipótesis no se confirma, ya que no se encontró una relación significativa entre la volatilidad del Bitcoin y la volatilidad del SP500 (VIX).

Este resultado parece ir en contra con el alcanzado por Estrada (2017) que encuentra una relación significativa entre estas variables.

Hipótesis 3: se espera que el volumen de transacciones diario de Bitcoin sea influido positivamente por el precio del bitcoin.

La Hipótesis se confirma, ya que se encontró una relación significativa entre el precio del Bitcoin y el volumen de transacciones diarias. Aunque el impulso es inicialmente positivo este vuelve a valores estables rápidamente.

Esto se contrapone con los hallazgos de Ciaian et al (2015) que, aunque si encontró una relación significativa hasta 2013, no lo hizo en las muestras analizadas con posterioridad a esa fecha. Por otro lado los resultados van en consonancia con los de Kristoufek (2015), quien afirma que un aumento del precio aumenta las transacciones de intercambio en el corto plazo. Por lo que el Bitcoin se comporta de acuerdo con la teoría económica estándar a largo plazo, pero es propenso a burbujas a corto plazo.

Hipótesis 4: se espera que la varianza del error de pronóstico del precio del Bitcoin se atribuya principalmente a shocks en el mismo precio del Bitcoin, y en menor medida a

shocks en los índices bursátiles, seguidos de el volumen de transacciones y la tasa de interés de los bonos del tesoro de Estados Unidos a 10 años.

En línea con la hipótesis inicial los resultados indican que la mayor parte de la variabilidad del precio del Bitcoin se explica por sí mismo. Avanzando los periodos aumenta la influencia de otros factores como el Dow Jones, el S&P 500, y en menor medida la tasa de interés a 10 años y la volatilidad implícita del índice VIX. Estos resultados van en línea con los obtenidos en el test de Causalidad de Granger, lo que da cuenta de la importancia de estas variables en la determinación del precio del bitcoin.

Hipótesis 5: se espera que la varianza del error de pronóstico de la volatilidad del precio del Bitcoin se atribuya principalmente a shocks en la misma volatilidad, y en menor medida a shocks en el VIX.

Al igual que en la hipótesis anterior se cumple que la varianza del error de pronóstico de la volatilidad del Bitcoin es atribuida a shocks en la misma variable. Pero no se cumple lo referido a los shocks en el VIX ya que las variables de mayor influencia luego de la propia volatilidad son el volumen de transacciones y el precio del bitcoin.

pueden observarse como en el primer periodo la varianza se explica por si mismos en valores cercanos al 98%. A medida que avanzan los periodos van ganando algo de fuerza otros factores, como son el precio del bitcoin y el índice VIX para el volumen de transacciones; y el volumen de transacciones y el precio del bitcoin para la volatilidad del bitcoin.

Hipótesis 6: se espera que la varianza del error de pronóstico del volumen diario de operaciones de Bitcoin se atribuya principalmente a shocks en la misma variable, y en menor medida a shocks en el precio del Bitcoin, seguidos del VIX.

En este caso se cumple con la hipótesis ya que la varianza del error de pronóstico del volumen diario de operaciones se explica principalmente por shocks en la misma variable y a medida que avanzan los periodos crecen, aunque con mucha menor significancia, las influencias de el precio del bitcoin y el índice VIX

En general, los resultados obtenidos sugieren que existen relaciones causales significativas entre el precio del Bitcoin y algunas variables macroeconómicas y del mercado del Bitcoin incluidas en el modelo. Además, las relaciones encontradas apoyan parcialmente algunas de las hipótesis planteadas, lo que sugiere que el precio del Bitcoin está influenciado por factores tanto internos como externos al mercado de las criptomonedas.

En conclusión, este estudio ha permitido confirmar parcialmente algunas de las hipótesis planteadas, mientras que otras han sido refutadas. Se ha encontrado una relación positiva entre el precio del Bitcoin y los índices bursátiles, así como una relación negativa en el corto plazo con el índice del dólar, pero no se ha encontrado una relación significativa entre el precio del Bitcoin y la tasa de interés de los bonos del tesoro de

EEUU a 10 años, el volumen de transacciones diarias y el precio del Oro. Por otro lado, la relación entre la volatilidad del Bitcoin y el VIX tampoco ha sido confirmada. Estos resultados son consistentes con algunos estudios previos, pero también muestran discrepancias con otros. En general, este trabajo contribuye a la comprensión de las relaciones entre el Bitcoin y las variables macroeconómicas y del mercado del Bitcoin, y abre el camino para futuras investigaciones en esta área.

Al examinar los resultados obtenidos en esta investigación, se encuentra evidencia a favor de que el comportamiento del Bitcoin se asemeja más al de los activos de riesgo, como se deduce de su relación con los índices bursátiles. Estos hallazgos respaldan la perspectiva de que el Bitcoin puede ser considerado principalmente como un activo de riesgo, en contraposición a una forma de dinero en el sentido convencional. No obstante, es importante resaltar que el debate en torno a la verdadera naturaleza del Bitcoin sigue siendo motivo de discusión y no ha llegado a una conclusión definitiva. Dado que el Bitcoin continúa siendo un fenómeno emergente, su posición y función como activo financiero o dinero siguen siendo temas de análisis y debate en la comunidad académica y financiera.

7. Aportes y futuras líneas de investigación

La presente investigación ha permitido analizar los determinantes del comportamiento del precio del Bitcoin y sus interacciones con variables macroeconómicas y del mercado de criptomonedas. En este sentido, los principales aportes de este trabajo consisten en proporcionar una mejor comprensión de las interacciones complejas que existen entre las variables que afectan el precio del Bitcoin y otros activos financieros. Asimismo, se ha identificado la importancia de considerar las variables macroeconómicas y del mercado de criptomonedas en el análisis del comportamiento del precio del Bitcoin, lo que puede ser útil para futuras investigaciones.

Algunas de las futuras líneas de investigación incluirían la evaluación de los canales de transmisión entre la política monetaria, los mercados financieros tradicionales y el mercado del bitcoin; realizar un estudio similar pero aplicando un modelo que intente captar los efectos de heterocedasticidad condicional autorregresiva observados; la aplicación del modelo a diferentes periodos temporales para identificar cambios de tendencia y quiebres estructurales; incorporar al modelo una variable de control que contemple el relevante salto que se observa en algunas de las variables en torno a principios de 2020; incorporar al modelo otras variables relevantes no abordadas en el presente trabajo como indicadores de la atención al bitcoin; y realizar un estudio comparativo aplicando este modelo a la comparación de varias de las criptomonedas más relevantes.

En definitiva, la investigación realizada contribuye al conocimiento académico en torno a la dinámica del mercado del Bitcoin, y proporciona información relevante y actualizada para la toma de decisiones en este mercado tan complejo y en constante evolución.

8. Bibliografía

- Bakas, D., Magkonis, G., & Eun, Y. O. (2022). What drives volatility in Bitcoin market? *Finance Research Letters*, Vol 50. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103237>
- Bernanke, B. O. (2010). *Principles of macroeconomics*. McGraw-Hill.
- Bloomberg. (15 de Septiembre de 2021). 'Cryptos Are Not Currencies, Full Stop' ECB's Lagarde Says. Obtenido de <https://www.bloomberg.com/news/videos/2021-09-15/-cryptos-are-not-currencies-full-stop-ecb-s-lagarde-says-video>
- Bouri, E., Azzi, G., & Dyrberg, A. H. (2017). On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013. *Economics*. Obtenido de <https://doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2017-2>
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.
- Brealey, R. A., Myers, S. C., & Allen, F. (2017). *Principles of corporate finance*. McGraw-Hill Education.
- CBOE. (2021). *CBOE Volatility Index (VIX)*. Obtenido de <https://www.cboe.com/vix/>
- Cheah, E.-T., & Fry, J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin. *Economics Letters*, 130, 32-36. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & d'Artis, K. (2015). The economics of Bitcoin Price formation. *Applied Economics*, Vol 48, 1799-1815. Obtenido de <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1109038>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & d'Artis, K. (2018). The Price of BitCoin: GARCH Evidence from High Frequency Data. *Publications Office of the European Union*. Obtenido de <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/71299cb7-2daf-11e9-8d04-01aa75ed71a1/language-en>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & d'Artis, K. (2018). Virtual relationships: Short and long-run evidence from bitcoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol 52, 173-195. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.11.001>
- CoinMarketCap. (1 de Marzo de 2023). *Cryptocurrency market capitalizations*. Obtenido de <https://coinmarketcap.com/>.
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>

- Cox, J. (22 de Marzo de 2021). Cryptocurrencies are not useful stores of value, says Fed's Powell. *CNBC*. Obtenido de <https://www.cnbc.com/2021/03/22/cryptocurrencies-are-not-useful-stores-of-value-says-feds-powell.html>
- Cronista, E. (10 de Junio de 2021). *Pesce contra el Bitcoin: "No es un activo financiero"*. Obtenido de <https://www.cronista.com/finanzas-mercados/pesce-contra-el-bitcoin-no-es-un-activo-financiero-no-genera-ninguna-rentabilidad/>
- Edwards, J. (20 de Diciembre de 2022). Bitcoin's Price History. *Investopedia*. Obtenido de <https://www.investopedia.com/articles/forex/121815/bitcoins-price-history.asp>
- Estrada, J. C. (2017). *Analyzing Bitcoin Price Volatility*. Obtenido de https://www.econ.berkeley.edu/sites/default/files/Thesis_Julio_Soldevilla.pdf
- Fabozzi, F., & Markowitz, H. (2011). *La teoría y la práctica de la gestión de inversiones: asignación de activos, valoración, construcción de carteras y estrategias*. John Wiley & Sons.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance*. Vol. 47, 427-465.
- Friedman, M. (1969). *El papel del dinero*. Fondo de Cultura Económica.
- Garcia, D., & Schweitzer, F. (2015). *Understanding Bitcoin: Cryptography, engineering and economics*. Wiley.
- Giudici, P., & Abu-Hashish, I. (2019). What determines bitcoin exchange prices? A network VAR approach. *Finance Research Letters*, N°28, 309-318.
- Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkorn, M., Weber, M. C., & Siering, M. (2014). Bitcoin-asset or currency? Revealing users' hidden intentions. *ECIS*, 1-14.
- Gomez Pastor, A. (11 de Agosto de 2021). Bitcoin: otra forma de dinero. *El País*. Obtenido de https://cincodias.elpais.com/cincodias/2021/08/06/mucho_mas_que_criptos/1628275320_709251.html
- Gordon, M. J. (1959). Dividends, earnings, and stock prices. *The Review of Economics and Statistics*, Vol.41, 99-105. Obtenido de <https://doi.org/10.2307/1927792>
- Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol 37, 424-438.
- Gujarati, D. N. (2009). *Econometría*. McGraw-Hill.
- Gupta, D., & Kataria, N. (2021). Understanding cryptocurrencies: An overview of digital currencies, their underlying technologies, and associated risks. *Journal of Financial Crime*, 28, 27-39.

- Hull, J. C. (2017). *Options, futures, and other derivatives*. Pearson Education.
- Infobae. (31 de Diciembre de 2021). *El Bitcoin cierra un año volátil con una ganancia del 66% en dólares*. Obtenido de <https://www.infobae.com/economia/2021/12/31/el-bitcoin-cierra-un-ano-volatil-con-una-ganancia-del-66-en-dolares/>
- Ingham, G. (2004). *The nature of money*. Polity Press.
- Kristoufek, L. (2013). BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. *Scientific Reports*. Obtenido de <https://doi.org/10.1038/srep03415>
- Kristoufek, L. (2013). BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. *Scientific Reports*. Obtenido de <https://doi.org/10.1038/srep03415>
- Kristoufek, L. (2015). What are the main drivers of the bitcoin price? evidence from wavelet coherence analysis. *PLOS ONE*. Obtenido de <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0123923>
- Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer.
- Lütkepohl, H. (2006). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer.
- Madura, J. (2011). *Gestión financiera internacional (10ª ed.)*. . Aprendizaje Cengage.
- Malkiel, B., & Ellis, K. (2017). *Los elementos de la inversión: lecciones sencillas para todos los inversores*. . John Wiley & Sons.
- Mankiw, N. (2018). *Principios de macroeconomía (8ª ed.)*. Aprendizaje Cengage.
- Mankiw, N. G. (2011). *Principles of economics (6th ed.)*. Cengage Learning.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance, Vol 7*, 77-91. Obtenido de <https://doi.org/10.2307/2975974>
- Narayanan, A., Bonneau, J., Felten, E., Miller, A., & Goldfeder, S. (2016). *Tecnologías de Bitcoin y criptomonedas: una introducción completa*. Prensa de la Universidad de Princeton.
- Rey, H. (2015). Dilemma not trilemma: the global financial cycle and monetary policy independence. *National Bureau of Economic Research*.
- Sathyanarayana, S., & Gargesa, S. (2019). Modeling Cryptocurrency (Bitcoin) using Vector Autoregressive (Var) Model. *Journal of Management, Vol 10*, 47-64. Obtenido de <https://doi.org/10.18311/sdmimd/2019/23181>
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. . *The Journal of Finance, Vol. 19*, 425-442.

- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol 48, 1-48.
- Stavroyiannis, S., & Babalos, V. (2017). Dynamic properties of the Bitcoin and the US market. *SSRN*.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (2018). *Introduction to econometrics (4th ed.)*. Pearson.
- Swan, M. (2015). *Blockchain: blueprint for a new economy*. O'Reilly Media, Inc.
- Urquhart, A. (2018). What causes the attention of Bitcoin? *Economics Letters*, Vol 166, 40-44. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.02.017>
- Van Wijk, D. (2013). *What can be expected from the Bitcoin?* Rotterdam: Erasmus Universiteit Rotterdam. Obtenido de <https://thesis.eur.nl/pub/14100/Final-version-Thesis-Dennis-van-Wijk.pdf>
- Wang, X., Chen, X., & Zhao, P. (2020). The Relationship Between Bitcoin and Stock Market. *International Journal of Operations Research and Information Systems*, Vol 11, 22-35.
- White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica*, 48, 817-838.
- Wu, C. Y., & Pandey, V. K. (2014). The Value of Bitcoin in Enhancing the Efficiency of an Investor's Portfolio. *Journal of Financial Planning N`27*, 44-52.
- Yermack, D. (2015). Is Bitcoin a Real Currency? An Economic Appraisal. En *Handbook of digital currency* (págs. 31-43). Academic Press.

9. Anexos

Tabla 3 - Resumen de la Literatura

Año	Autores	Titulo	Public.	Metod.	Foco	Variables	Periodo
2019	Paolo Giudici, Iman Abu-Hashish	What determines bitcoin exchange prices? A network VAR approach	Finance Research Letters	SVAR	Dinamica del Precio	BTC (8 Exchange markets distintos), Gold, Oil, SP500, Yuan y Eur	Serie diaria del 18/05/2016 al 30/04/2018
2018	Urquhart, Andrew	What causes the attention of Bitcoin?	Economics Letters	VAR	Atención a Bitcoin	BTC y GT_Bit	Serie diaria del 01/08/2010 al 31/07/2017
2018	Ender Demira; Giray Gozgora; Chi Keung Marco Laub; Samuel A. Vigne	Does economic policy uncertainty predict the Bitcoin returns? An empirical investigation	Finance Research Letters	BGSVAR	Dinamica del Precio	BTC_R y EPU	Serie diaria del 18/07/2010 al 15/11/2017
2020	Xin Wang; Xi Chen; Peng Zhao	The Relationship Between Bitcoin and Stock Market	International Journal of Operations Research and Information Systems	VAR IRF SWT	Dinamica del Precio	BTC, SP500, NAS y DOW	Serie diaria del 23/02/2013 al 20/02/2018
2019	Sathyanarayana S.S, Sudhindra Gargesa	Modeling Cryptocurrency (Bitcoin) using Vector Autoregressive (Var) Model	Journal of Management	VAR ARCH GARCH VECM	Dinamica del Precio	BTC_R y las monedas más utilizadas (USD, GBP, Euro, Yen)	Serie diaria del 21/10/2013 al 30/03/2018
2017	Stavroyiannis, Stavros; Babalos, Vassilios	Dynamic properties of the Bitcoin and the US market	SSRN	GARCH VECM	Dinamica del Precio Refugio Seguro	BTC y SP500	Serie mensual del 01/07/2013 al 27/12/2016
2017	Julio Cesar Soldevilla Estrada	Analyzing Bitcoin Price Volatility	Tesis - University of California	VAR	Dinamica de Volatilidad	BTC, BTC_Vol, SP500, VIX y GT_Block	Serie semanal del 15/09/2010 al 13/04/2017
2015	Pavel Ciaian, Miroslava Rajcaniova, d'Artis Kancs	The economics of Bitcoin Price formation	Applied Economics	VAR VECM	Dinamica del Precio	BTC, BTCT, BTC_Tot, BTC_Tra, BTC_Dir, Eur, BTC_NM, BTC_NP, Oil y DOW	Serie diaria del 03/01/2009 al 18/03/2014

2017	Bouri, Elie; Azzi, Georges; Dyhrberg, Anne Haubo	On the return- volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013	Economics	GARCH	Dinamica del Precio Refugio Seguro	BTC, BTC_R, BTC_Vol, VIX	Serie diaria del 18/08/2011 al 29/04/2016
2015	Kristoufek, Ladislav	What are the main drivers of the bitcoin price? evidence from wavelet coherence analysis	PLOS ONE	WCA	Dinamica del Precio Refugio Seguro Atención a Bitcoin	BTC, BTC_Tra, BTC_Tot, BTC_VolT, GT_Bit, FSI, Gold, Wik_Bit	Serie diaria del 14/09/2011 al 28/02/2014
2013	Kristoufek, Ladislav	BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era	Scientific Reports	VAR VECM	Atención a Bitcoin	BTC, GT_Bit, Wik_Bit	Serie diaria del 01/05/2011 al 30/06/2013
2018	Pavel Ciaian, Miroslava Rajcaniova, d'Artis Kanc	Virtual relationships: Shortand long-run evidence from bitcoin and altcoin markets	Journal of International Financial Markets, Institutions and Money	ARDL	Dinamica del Precio	BTC, AVC (16), Gold, Oil, NASDAQ, 10YTR	Serie diaria del 01/01/2013 al 31/12/2016
2018	Corbet, Shaen; Meegan, Andrew; Larkin, Charles; Lucey, Brian; Yarovaya, Larisa	Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets	Economics Letters	SM	Dinamica del Precio Dinamica de Volatilidad Refugio Seguro	BTC, RIP, LIT, GSCI, USD, SP500, Gold, VIX	Serie diaria de 2013 a 2017
2013	Van Wijk, Dennis	What can be expected from the Bitcoin?	Tesis - Erasmus Universiteit Rotterdam	MCO	Dinamica del Precio	BTC, DOW, FTSE, NIK, Eur, Yen, Oil	Serie diaria del 09/07/2010 al 13/06/2013
2018	Pavel Ciaian, d'Artis Kancs, Miroslava Rajcaniova	The Price of BitCoin: GARCH Evidence from High Frequency Data	Publications Office of the European Union	GARCH	Dinamica del Precio	BTC, BTC_Tot, BTC_Tra, 10YTR	Serie de alta frecuencia (Horas) 2013-2018
2022	Dimitrios Bakas; Georgios Magkonis; Eun Young Oh	What drives volatility in Bitcoin market?	Finance Research Letters	DBA	Dinamica de Volatilidad	Utiliza 26 variables en 5 grupos: entorno, sentimiento del mercado, mercados financieros, condiciones macroeconómicas y incertidumbre política	Serie mensual de 08/2010 a 05/2020

REFERENCIAS

METODOLOGIAS		VARIABLES			
ARCH	Modelo auto regresivo condicionalmente heterocedástico	DOW	Indice Dow Jones	EPU	Indice de incertidumbre de política económica
GARCH	Modelo autorregresivo generalizado condicional heterocedástico	NAS	Indice NASDAQ	10YTR	Tasa de los bonos del tesoro de EEUU a 10 años
VECM	Modelo vectorial de corrección de errores	SP500	Indice S&P500	BTC	Precio del Bitcoin en U\$S
VAR	Vectores Autorregresivos	FTSE	Indice FTSE 100	BTC_Tot	Total de Bitcoins en circulación
SVAR	VAR Estructural	NIK	Indice Nikkei 225	BTC_Tra	Total de transacciones diarias de Bitcoins
BGSVAR	VAR Estructural Grafico Bayesiano	VIX	El índice de volatilidad del S&P500	BTC_Dir	Total de direcciones Bitcoin utilizadas en un día
SWT	Técnica de la ventana corrediza	FSI	Financial Stress Infex	BTC_Vol	Volatilidad realizada de Bitcoin
WCA	Análisis de coherencia Wavelet	USD	Indice valor del dólar	BTC_VolT	Volumen de transacciones
SM	Spillover Model	Eur	Cotización Euro-Dólar	BTC_R	Rendimiento del Bitcoin
DBA	Dynamic Bayesian model averaging	Yuan	Cotización Yuan-Dólar	BTC_NM	Nuevos miembros de foro Bitcoin
MCO	Mínimos cuadrados ordinarios	Yen	Cotización Yen-Dólar	BTC_NP	Nuevos post sobre Bitcoin
BLM	Modelo Black-Litterman	GSCI	Indice de commodities	AVC	Criptomonedas alternativas
		Oil	Precio del petróleo	RIP	Precio de Ripple
		Gold	Precio del Oro	LIT	Precio de Litecoin

Tabla 4 - Criterios de selección de rezagos

VAR Lag Order Selection Criteria Endogenous variables: D_BTC D_BTC_TRA D_DOW D_SP500 D_10YTR D_USD D_VIX D_BTC_VOL D_OIL D_ORO Exogenous variables: C Sample: 7/01/2017 1/07/2023 Included observations: 1699						
Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	45653.61	NA	2.19e-36	-53.72997	-53.69796*	-53.71812*
1	45838.56	367.5124	1.98e-36	-53.82997	-53.47791	-53.69963
2	45970.68	260.9666	1.91e-36	-53.86778	-53.19566	-53.61895
3	46054.25	164.0913	1.95e-36	-53.84844	-52.85626	-53.48112
4	46166.20	218.4980	1.92e-36	-53.86251	-52.55027	-53.37670
5	46424.16	500.4273	1.59e-36	-54.04845	-52.41615	-53.44415
6	46681.26	495.7366	1.32e-36*	-54.23338*	-52.28102	-53.51059
7	46768.82	167.8053	1.34e-36	-54.21874	-51.94632	-53.37746
8	46857.01	167.9685*	1.36e-36	-54.20483	-51.61236	-53.24506
* 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						

Tabla 5 - Pruebas de Normalidad Residual de VAR

VAR Residual Normality Tests				
Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)				
Null Hypothesis: Residuals are multivariate normal				
Sample: 7/01/2017 1/07/2023				
Included observations: 1701				
Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.*
1	0.070673	1.416004	1	0.2341
2	-0.580391	95.49809	1	0.0000
3	-0.588384	98.14651	1	0.0000
4	-0.140884	5.627025	1	0.0177
5	0.271611	20.91452	1	0.0000
6	-0.134636	5.138969	1	0.0234
7	1.598377	724.2882	1	0.0000
8	0.894024	226.5955	1	0.0000
9	-0.379176	40.76012	1	0.0000
10	-0.640473	116.2932	1	0.0000
Joint		1334.678	10	0.0000
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	6.908116	1082.500	1	0.0000
2	6.443507	840.4174	1	0.0000
3	7.980675	1758.205	1	0.0000
4	6.199012	725.3119	1	0.0000
5	5.693285	514.1119	1	0.0000
6	5.403928	409.5775	1	0.0000
7	16.62504	13157.35	1	0.0000
8	23.89913	30956.32	1	0.0000
9	10.33974	3818.159	1	0.0000
10	11.75351	5430.720	1	0.0000
Joint		58692.68	10	0.0000
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	1083.916	2	0.0000	
2	935.9155	2	0.0000	
3	1856.351	2	0.0000	
4	730.9389	2	0.0000	
5	535.0264	2	0.0000	
6	414.7164	2	0.0000	
7	13881.64	2	0.0000	
8	31182.92	2	0.0000	
9	3858.919	2	0.0000	
10	5547.014	2	0.0000	
Joint		60027.36	20	0.0000

*Approximate p-values do not account for coefficient estimation

Tabla 6 - Test LM de correlación serial

VAR Residual Serial Correlation LM Tests							
Date: 03/12/23 Time: 02:57							
Included observations: 1701							
Null hypothesis: No serial correlation at lag h							
Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.	
1	134.7410	100	0.0118	1.349529	(100, 11617.8)	0.0118	
2	207.3344	100	0.0000	2.083090	(100, 11617.8)	0.0000	
3	144.2767	100	0.0025	1.445628	(100, 11617.8)	0.0025	
4	119.5625	100	0.0887	1.196725	(100, 11617.8)	0.0887	
5	152.6606	100	0.0006	1.530184	(100, 11617.8)	0.0006	
6	121.6127	100	0.0699	1.217353	(100, 11617.8)	0.0699	
Null hypothesis: No serial correlation at lags 1 to h							
Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.	
1	134.7410	100	0.0118	1.349529	(100, 11617.8)	0.0118	
2	304.0034	200	0.0000	1.525536	(200, 14503.4)	0.0000	
3	429.8762	300	0.0000	1.439047	(300, 15253.1)	0.0000	
4	524.5087	400	0.0000	1.316525	(400, 15486.8)	0.0000	
5	598.4698	500	0.0016	1.200673	(500, 15548.5)	0.0016	
6	729.5200	600	0.0002	1.220813	(600, 15538.3)	0.0002	
*Edgeworth expansion corrected likelihood ratio statistic.							

Tabla 10 - Ordenamientos Alternativos

$Y_{t1} = [D_{10YTR}; D_{USD}; D_{ORO}; D_{OIL}; D_{DOW}; D_{SP500}; D_{VIX}; D_{BTC}; D_{BTC_TRA}; D_{BTC_VOL}]$

$Y_{t2} = [D_{DOW}; D_{SP500}; D_{VIX}; D_{10YTR}; D_{USD}; D_{ORO}; D_{OIL}; D_{BTC}; D_{BTC_TRA}; D_{BTC_VOL}]$

$Y_{t3} = [D_{10YTR}; D_{USD}; D_{ORO}; D_{OIL}; D_{BTC}; D_{BTC_TRA}; D_{BTC_VOL}; D_{DOW}; D_{SP500}; D_{VIX}]$

$Y_{t4} = [D_{BTC}; D_{BTC_TRA}; D_{BTC_VOL}; D_{10YTR}; D_{USD}; D_{ORO}; D_{OIL}; D_{DOW}; D_{SP500}; D_{VIX}]$

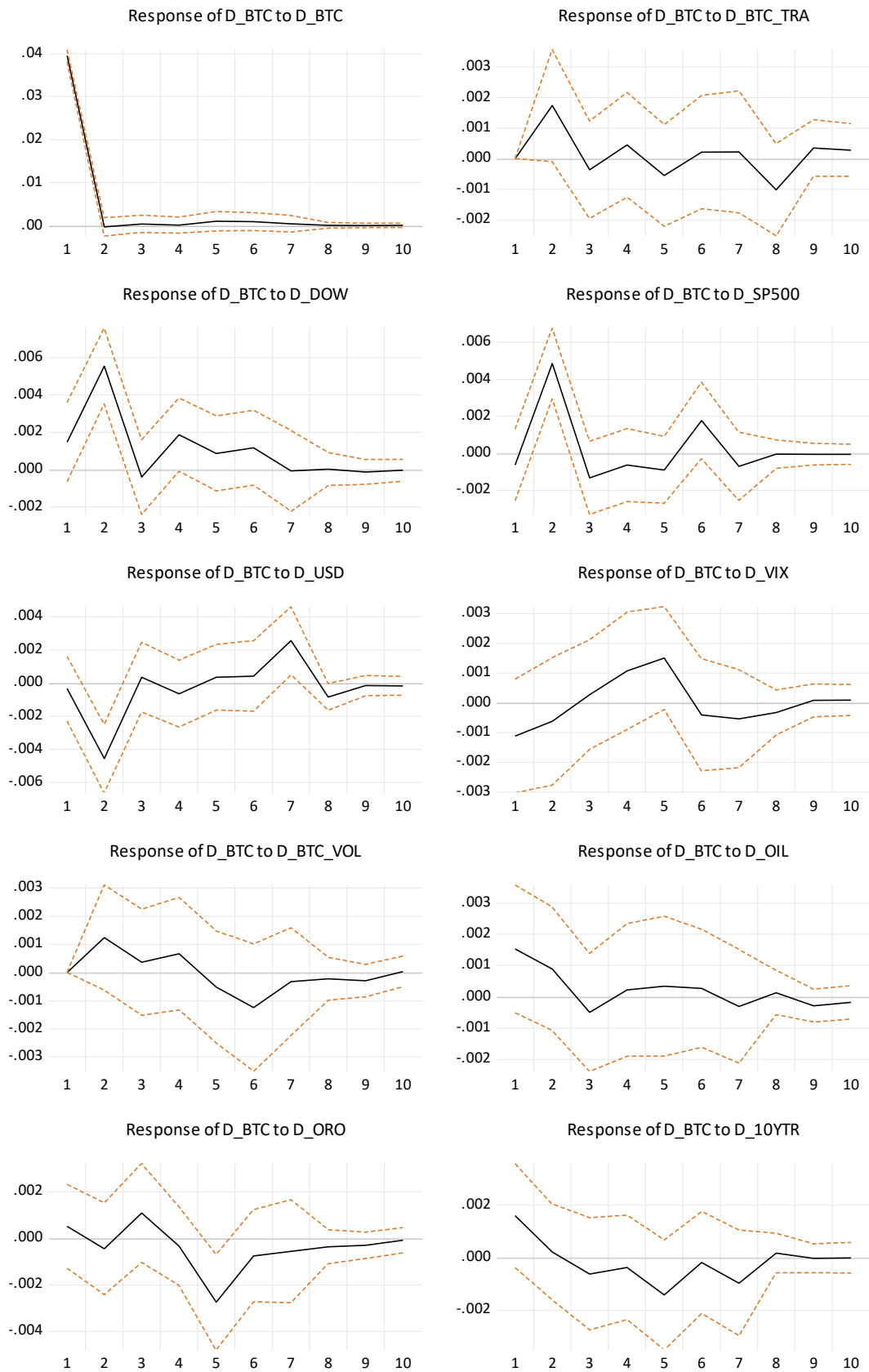
	Hipótesis 1	Hipótesis 2	Hipótesis 3	Hipótesis 4	Hipótesis 5	Hipótesis 6
Y_{t1}	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Y_{t2}	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Y_{t3}	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Y_{t4}	✓	✓	✓	✓	✓	✓

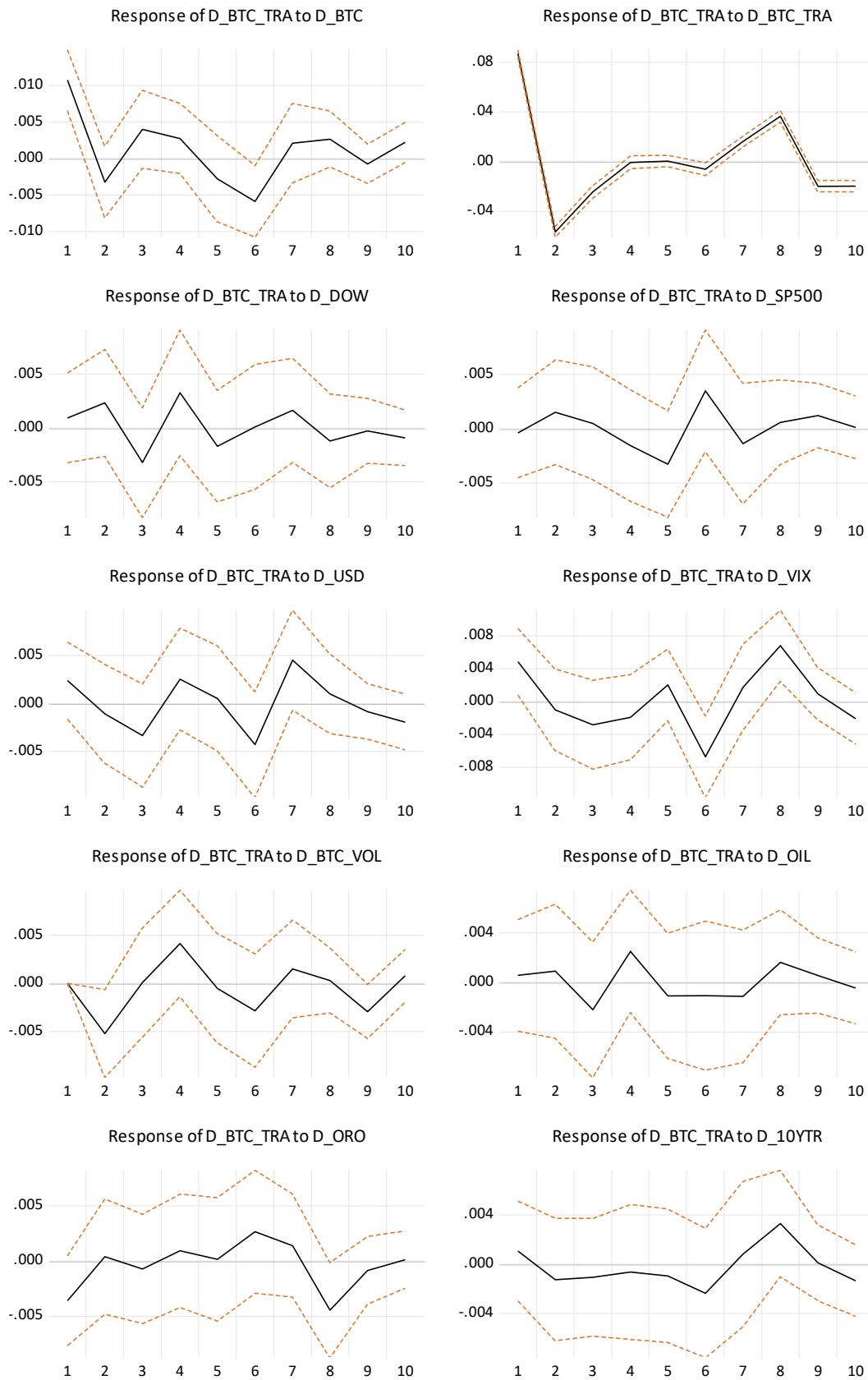
Tabla 7 - Test de Heterocedasticidad

VAR Residual Heteroskedasticity Tests (Levels and Squares)					
Sample: 7/01/2017 1/07/2023			Included observations: 1701		
Chi-sq	df	Prob.			
9046.663	6600	0.0000			
Dependent	R-squared	F(120,1580)	Prob.	Chi-sq(120)	Prob.
res1*res1	0.128177	1.935783	0.0000	218.0286	0.0000
res2*res2	0.116553	1.737068	0.0000	198.2559	0.0000
res3*res3	0.206371	3.423791	0.0000	351.0373	0.0000
res4*res4	0.191501	3.118655	0.0000	325.7432	0.0000
res5*res5	0.165708	2.615177	0.0000	281.8692	0.0000
res6*res6	0.202436	3.341939	0.0000	344.3439	0.0000
res7*res7	0.086483	1.246498	0.0413	147.1081	0.0469
res8*res8	0.091408	1.324621	0.0131	155.4852	0.0162
res9*res9	0.117212	1.748197	0.0000	199.3771	0.0000
res10*res10	0.145750	2.246473	0.0000	247.9216	0.0000
res2*res1	0.085092	1.224574	0.0554	144.7408	0.0616
res3*res1	0.084331	1.212627	0.0646	143.4478	0.0712
res3*res2	0.163260	2.569013	0.0000	277.7059	0.0000
res4*res1	0.103300	1.516797	0.0004	175.7128	0.0007
res4*res2	0.148197	2.290748	0.0000	252.0837	0.0000
res4*res3	0.195127	3.192023	0.0000	331.9111	0.0000
res5*res1	0.117108	1.746449	0.0000	199.2012	0.0000
res5*res2	0.088374	1.276392	0.0271	150.3243	0.0318
res5*res3	0.142904	2.195281	0.0000	243.0794	0.0000
res5*res4	0.142919	2.195558	0.0000	243.1057	0.0000
res6*res1	0.130977	1.984451	0.0000	222.7923	0.0000
res6*res2	0.096533	1.406819	0.0033	164.2023	0.0046
res6*res3	0.143000	2.197011	0.0000	243.2436	0.0000
res6*res4	0.165479	2.610852	0.0000	281.4802	0.0000
res6*res5	0.143255	2.201581	0.0000	243.6770	0.0000
res7*res1	0.075107	1.069215	0.2937	127.7570	0.2970
res7*res2	0.100048	1.463744	0.0012	170.1818	0.0018
res7*res3	0.132817	2.016599	0.0000	225.9220	0.0000
res7*res4	0.129180	1.953179	0.0000	219.7349	0.0000
res7*res5	0.086879	1.252746	0.0379	147.7813	0.0433
res7*res6	0.089853	1.299862	0.0192	152.8401	0.0230
res8*res1	0.091728	1.329723	0.0121	156.0291	0.0150
res8*res2	0.070822	1.003560	0.4741	120.4678	0.4708
res8*res3	0.128042	1.933457	0.0000	217.8002	0.0000
res8*res4	0.165800	2.616922	0.0000	282.0261	0.0000
res8*res5	0.121606	1.822807	0.0000	206.8514	0.0000
res8*res6	0.174555	2.784328	0.0000	296.9183	0.0000
res8*res7	0.071944	1.020698	0.4240	122.3771	0.4225
res9*res1	0.087727	1.266145	0.0314	149.2234	0.0364
res9*res2	0.076050	1.083750	0.2593	129.3617	0.2637
res9*res3	0.100595	1.472633	0.0010	171.1113	0.0015
res9*res4	0.097022	1.414718	0.0029	165.0347	0.0040
res9*res5	0.099992	1.462828	0.0012	170.0859	0.0018
res9*res6	0.085793	1.235615	0.0478	145.9339	0.0538
res9*res7	0.064198	0.903258	0.7612	109.2004	0.7504
res9*res8	0.083253	1.195712	0.0797	141.6135	0.0867
res10*res1	0.125770	1.894203	0.0000	213.9345	0.0000
res10*res2	0.090701	1.313348	0.0156	154.2819	0.0191
res10*res3	0.112337	1.666284	0.0000	191.0846	0.0000
res10*res4	0.114794	1.707461	0.0000	195.2646	0.0000
res10*res5	0.126487	1.906576	0.0000	215.1551	0.0000
res10*res6	0.130923	1.983506	0.0000	222.7000	0.0000
res10*res7	0.083823	1.204642	0.0714	142.5824	0.0782
res10*res8	0.130296	1.972581	0.0000	221.6332	0.0000
res10*res9	0.114350	1.699997	0.0000	194.5087	0.0000

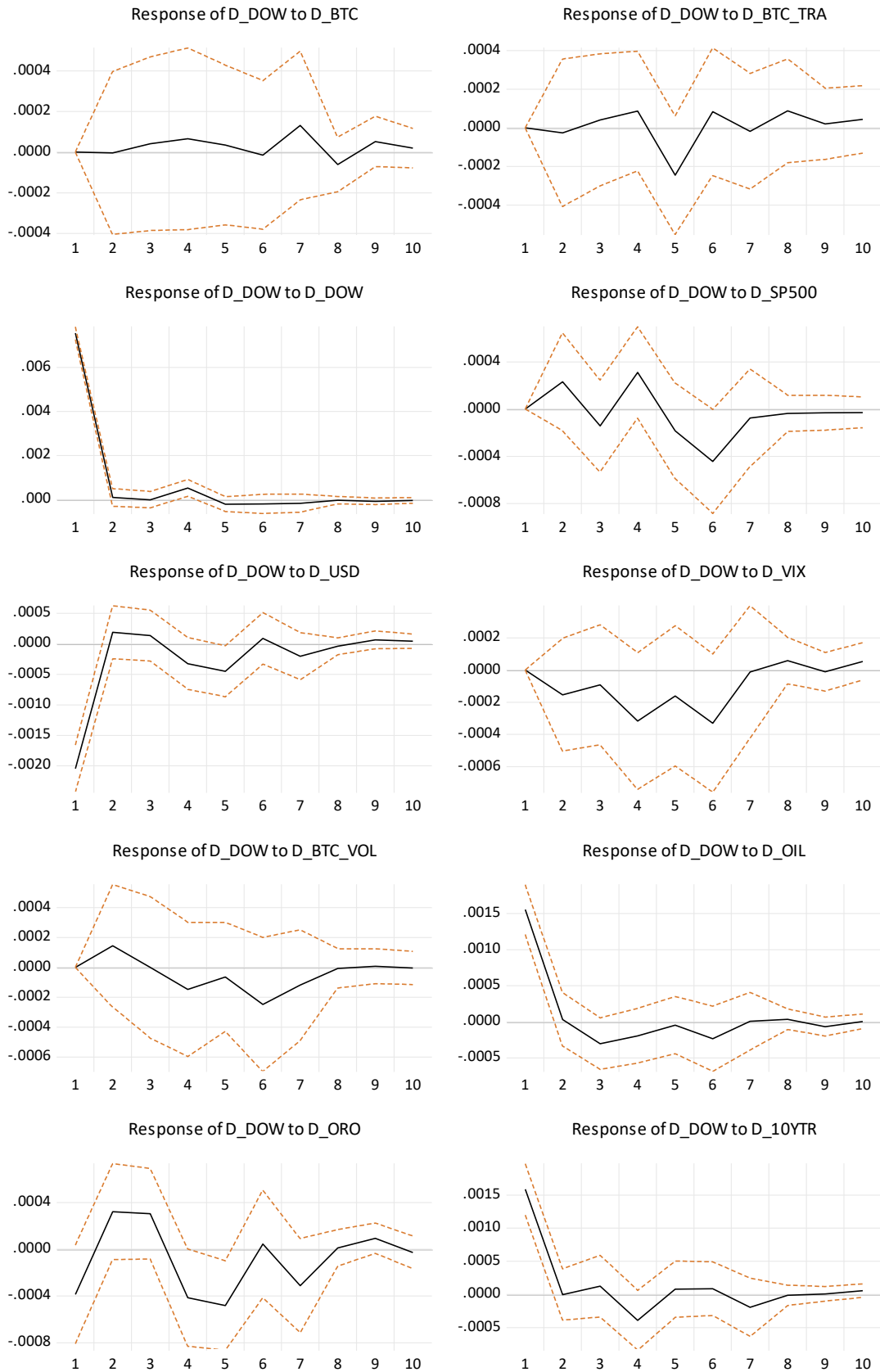
Tabla 8 - Test de Causalidad de Granger

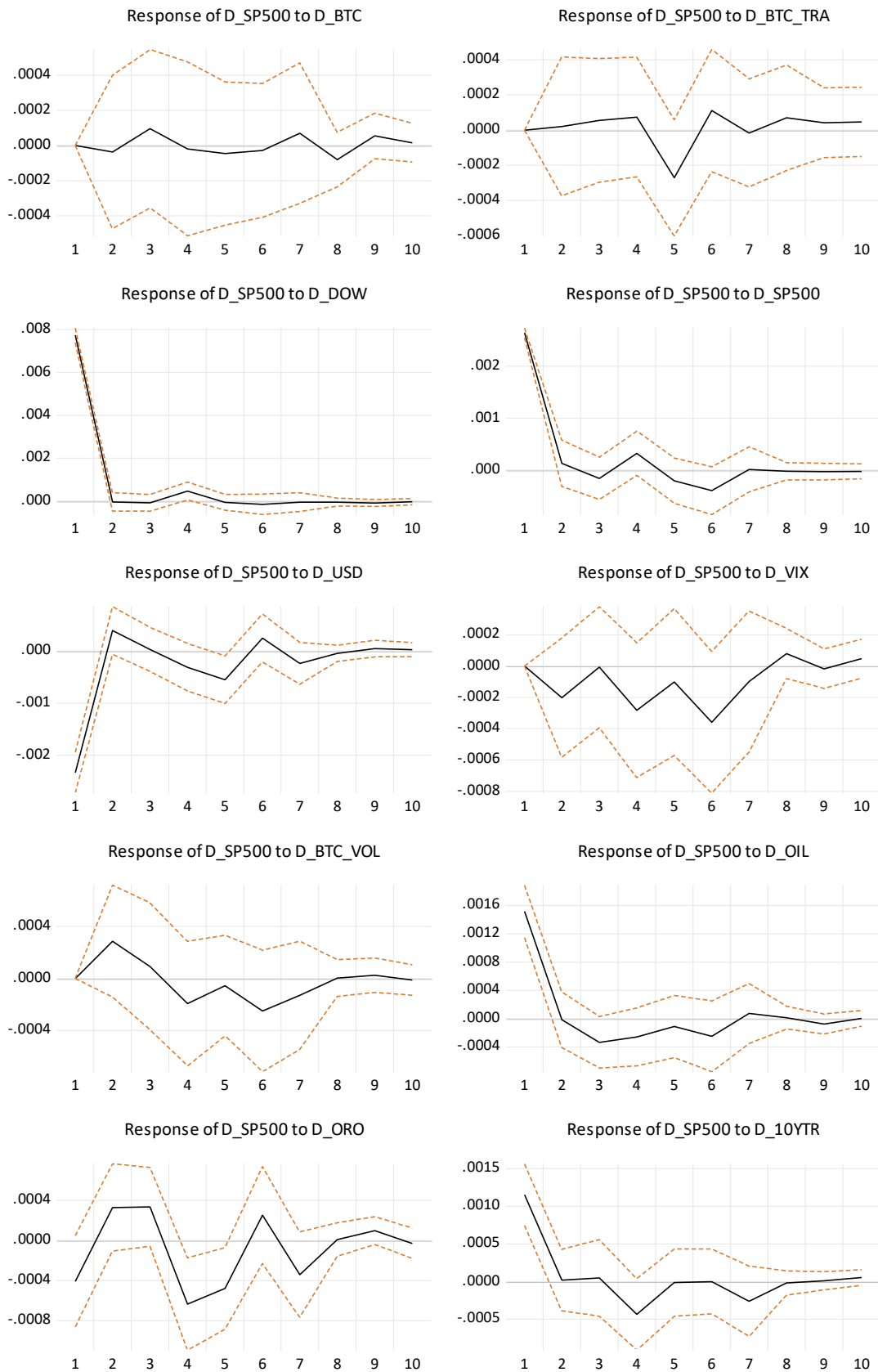
VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests							
Sample: 7/01/2017 1/07/2023							
Included observations: 1701							
Dependent variable: D_BTC				Dependent variable: D_USD			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.	Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_BTC_TRA	5.423369	6	0.4908	D_BTC	6.679947	6	0.3515
D_DOW	16.45276	6	0.0115	D_BTC_TRA	2.555907	6	0.8622
D_SP500	27.57611	6	0.0001	D_DOW	4.64185	6	0.5905
D_10YTR	5.525597	6	0.4784	D_SP500	14.08657	6	0.0287
D_USD	9.56923	6	0.144	D_10YTR	17.12014	6	0.0089
D_VIX	5.321526	6	0.5033	D_VIX	2.259393	6	0.8944
D_BTC_VOL	3.336632	6	0.7656	D_BTC_VOL	4.86648	6	0.561
D_OIL	0.514804	6	0.9977	D_OIL	5.38458	6	0.4955
D_ORO	5.512381	6	0.48	D_ORO	7.276177	6	0.2961
All	128.4381	54	0	All	92.66111	54	0.0008
Dependent variable: D_BTC_TRA				Dependent variable: D_VIX			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.	Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_BTC	49.98931	6	0	D_BTC	3.214327	6	0.7815
D_DOW	5.065349	6	0.5355	D_BTC_TRA	18.86069	6	0.0044
D_SP500	5.246556	6	0.5126	D_DOW	6.656405	6	0.3538
D_10YTR	8.797117	6	0.1853	D_SP500	8.817693	6	0.1841
D_USD	5.94513	6	0.4294	D_10YTR	9.202365	6	0.1625
D_VIX	13.08817	6	0.0417	D_USD	8.393865	6	0.2106
D_BTC_VOL	11.43273	6	0.0759	D_BTC_VOL	3.171918	6	0.787
D_OIL	1.197192	6	0.977	D_OIL	4.370722	6	0.6266
D_ORO	5.960124	6	0.4277	D_ORO	8.343372	6	0.214
All	108.4243	54	0	All	63.35909	54	0.1797
Dependent variable: D_DOW				Dependent variable: D_BTC_VOL			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.	Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_BTC	0.628221	6	0.9959	D_BTC	10.53517	6	0.1038
D_BTC_TRA	2.973098	6	0.8122	D_BTC_TRA	12.24361	6	0.0567
D_SP500	11.84415	6	0.0655	D_DOW	1.543288	6	0.9566
D_10YTR	7.533716	6	0.2743	D_SP500	2.510346	6	0.8673
D_USD	20.53212	6	0.0022	D_10YTR	4.716208	6	0.5807
D_VIX	7.203205	6	0.3025	D_USD	3.975771	6	0.68
D_BTC_VOL	3.70473	6	0.7166	D_VIX	6.780264	6	0.3416
D_OIL	6.391464	6	0.3808	D_OIL	7.326813	6	0.2917
D_ORO	15.31074	6	0.018	D_ORO	3.953992	6	0.6829
All	63.32974	54	0.1803	All	60.40812	54	0.2555
Dependent variable: D_SP500				Dependent variable: D_OIL			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.	Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_BTC	0.307717	6	0.9995	D_BTC	4.510534	6	0.6079
D_BTC_TRA	2.747364	6	0.8398	D_BTC_TRA	6.649622	6	0.3545
D_DOW	4.504646	6	0.6087	D_DOW	5.278218	6	0.5087
D_10YTR	8.864714	6	0.1813	D_SP500	7.391393	6	0.2862
D_USD	24.11615	6	0.0005	D_10YTR	1.724659	6	0.9432
D_VIX	6.331668	6	0.3871	D_USD	3.472059	6	0.7477
D_BTC_VOL	5.303788	6	0.5055	D_VIX	0.959167	6	0.9871
D_OIL	7.065286	6	0.3149	D_BTC_VOL	7.958522	6	0.2412
D_ORO	18.65059	6	0.0048	D_ORO	3.771183	6	0.7076
All	65.28523	54	0.1397	All	59.89596	54	0.2704
Dependent variable: D_10YTR				Dependent variable: D_ORO			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.	Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D_BTC	1.09497	6	0.9818	D_BTC	2.572913	6	0.8602
D_BTC_TRA	1.990878	6	0.9205	D_BTC_TRA	2.721838	6	0.8429
D_DOW	10.60989	6	0.1012	D_DOW	5.690321	6	0.4588
D_SP500	10.74436	6	0.0966	D_SP500	7.792938	6	0.2537
D_USD	7.954118	6	0.2415	D_10YTR	16.84503	6	0.0099
D_VIX	5.123385	6	0.5281	D_USD	5.791159	6	0.447
D_BTC_VOL	5.771846	6	0.4492	D_VIX	6.26811	6	0.3938
D_OIL	9.855059	6	0.1309	D_BTC_VOL	3.551642	6	0.7371
D_ORO	15.60597	6	0.016	D_OIL	3.29654	6	0.7708
All	65.18392	54	0.1417	All	59.96692	54	0.2683

Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

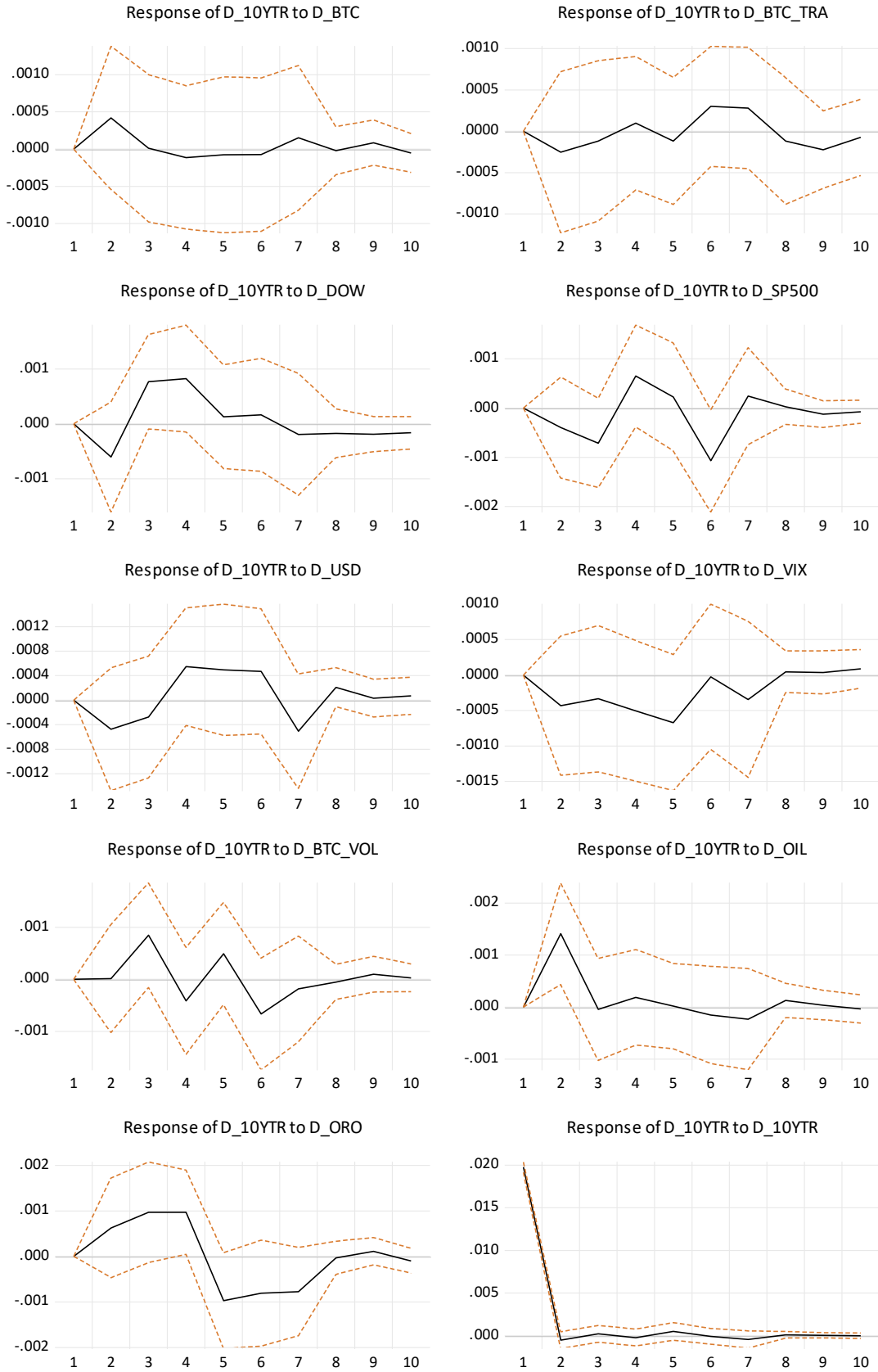
Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

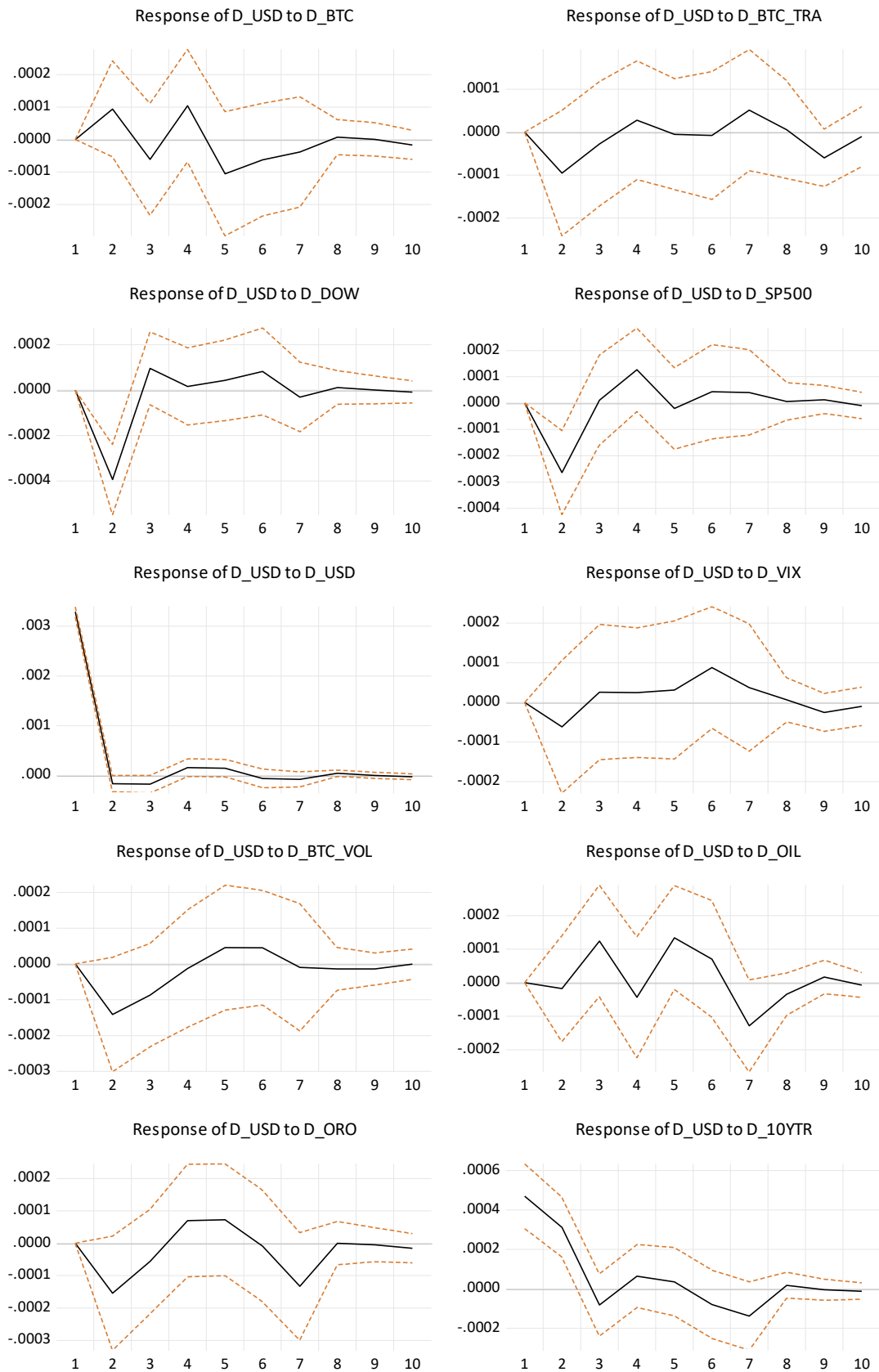
Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

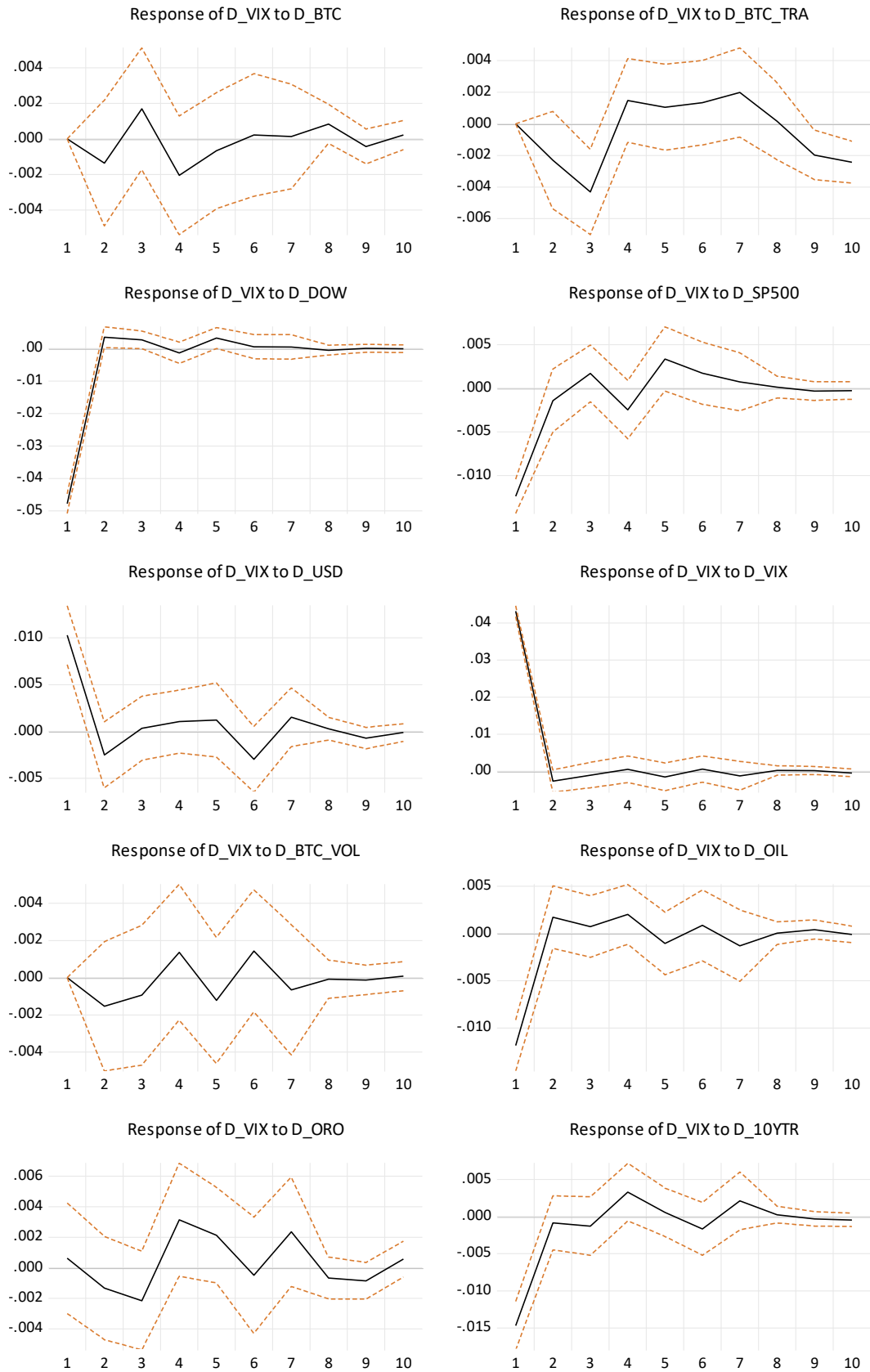


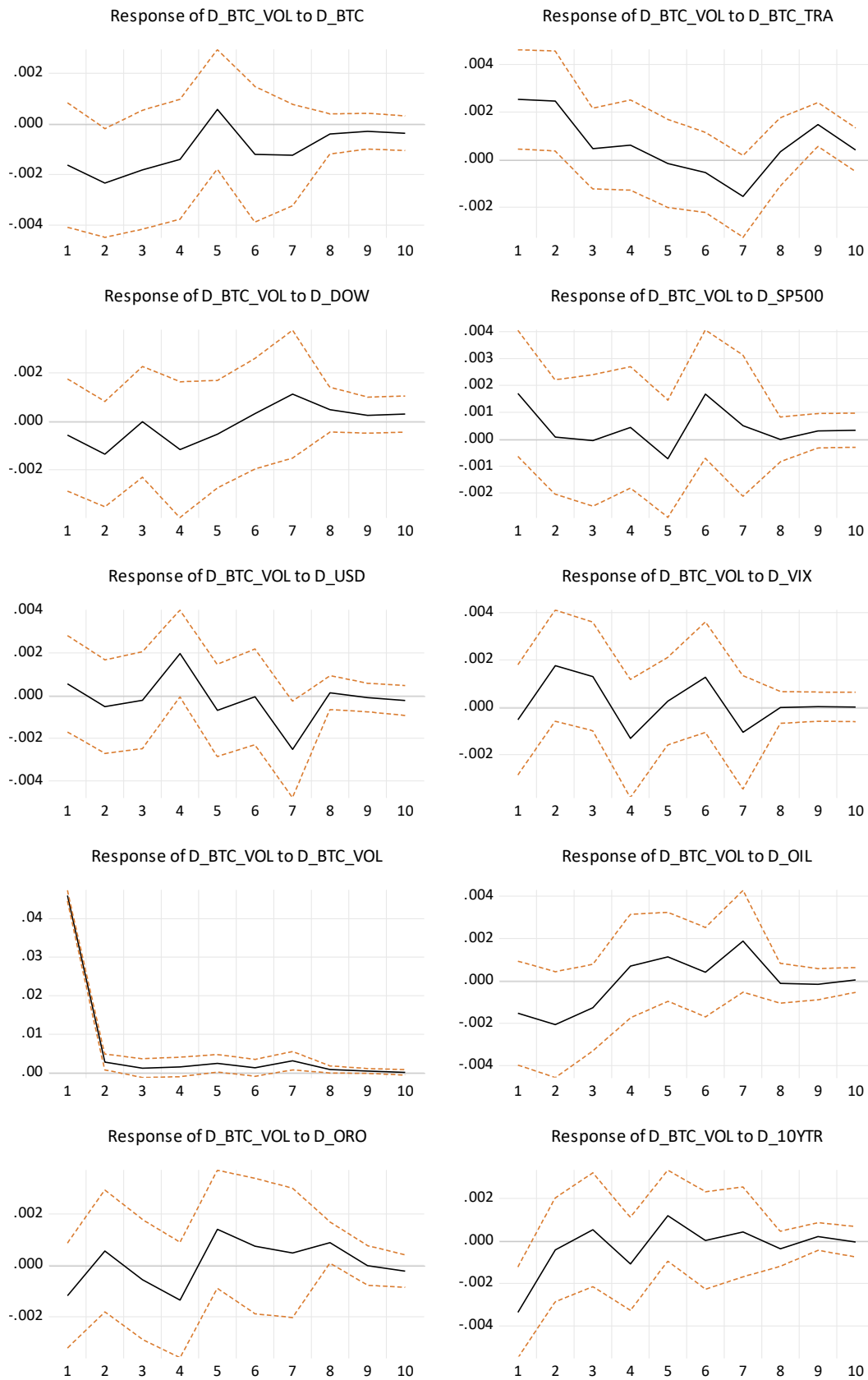
Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

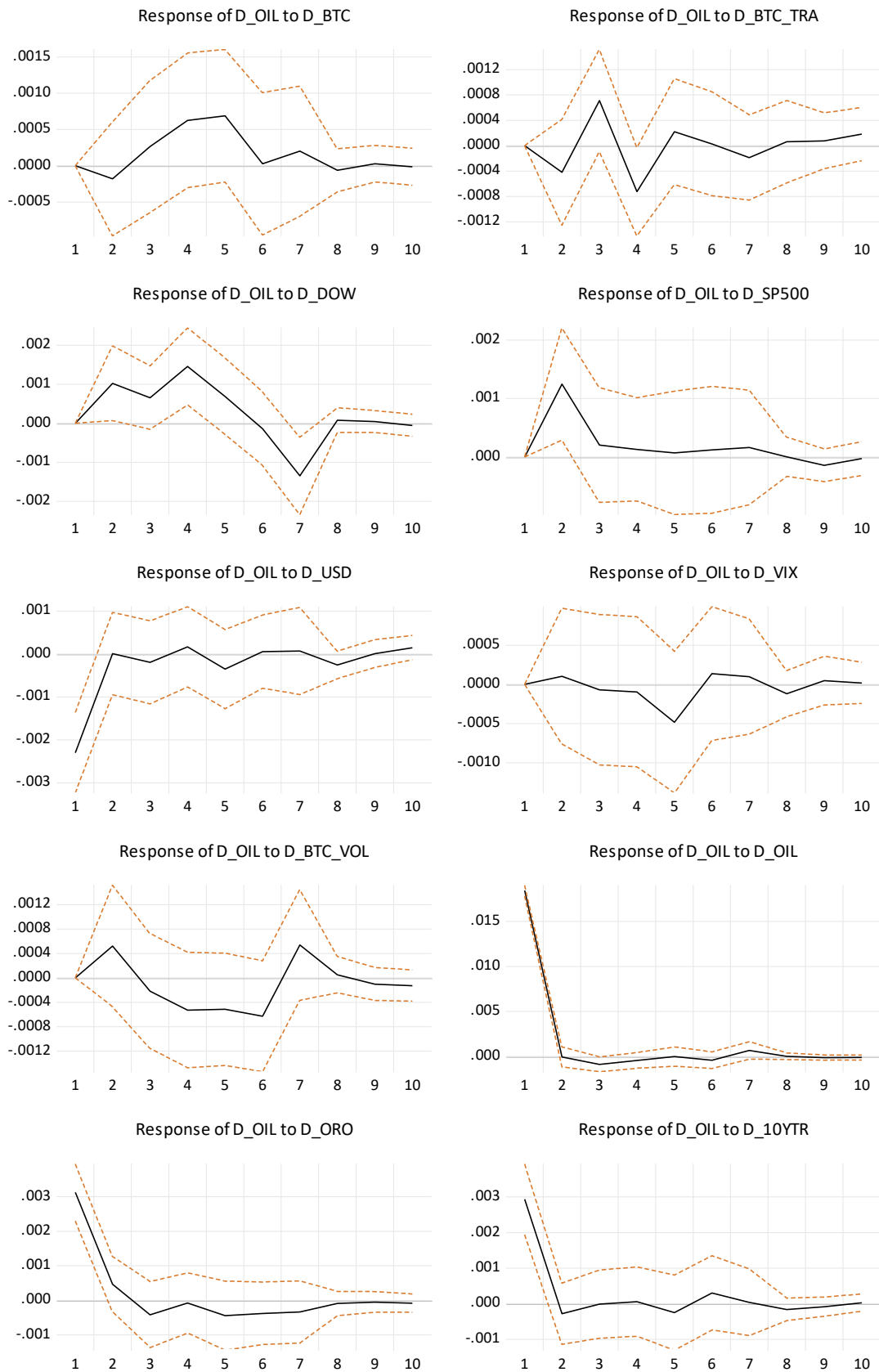
Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.



Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

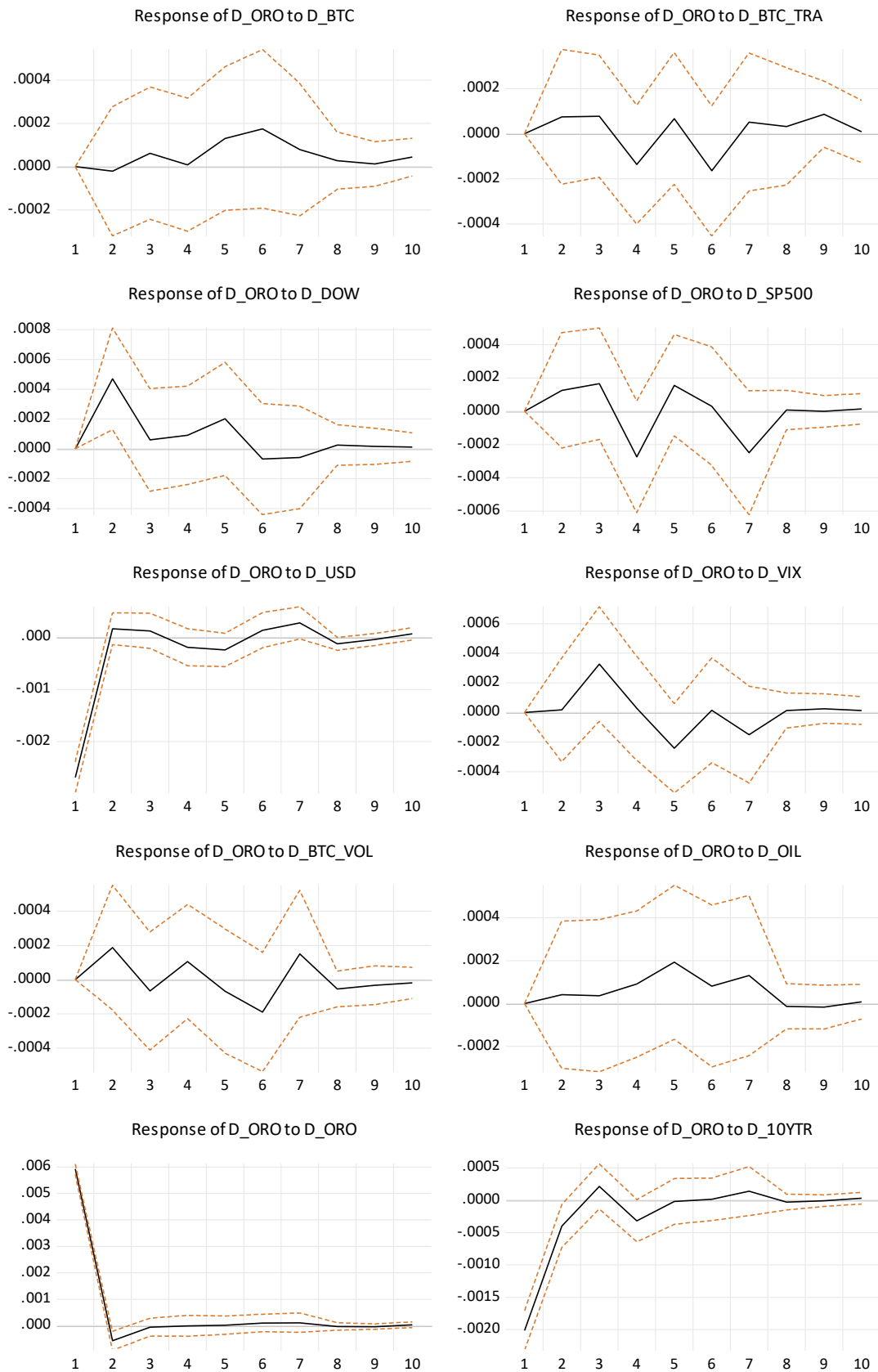
Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations ± 2 S.E.

Ilustración 20 - Gráficos de las series transformadas

