

DOCUMENTO DE TRABAJO N°23

Factores que explican la demanda por criptomonedas: Una aproximación desde el pronóstico financiero

Nicolás Magner
Nicolás Hardy

MARZO 2023

Factores que explican la demanda por criptomonedas: Una aproximación desde el pronóstico financiero

Nicolás Magner¹ y Nicolás Hardy¹

Resumen

- Este estudio demuestra que, a diferencia de otros instrumentos de inversión como las acciones, los factores que ayudan a entender la demanda por criptomonedas están relacionados con aspectos conductuales de los inversionistas y no con factores técnicos o fundamentales como expectativas de flujos futuros.
- Las criptomonedas son un componente importante de los mercados financieros. Durante el año 2022 su capitalización bursátil es de 844 billones de dólares. Pese a su caída de 63% desde máximos históricos alcanzados durante el 2021, continúan siendo parte de los portafolios de muchos inversionistas.
- Las criptomonedas son activos digitales que se crean para compensar a las personas que ponen sus recursos (tiempo, dinero y tecnología) al servicio del funcionamiento de una red interconectada. Así pues, BITCOIN, es la compensación que recibe una persona que conecta su computador a la red interconectada de computadoras que permite el intercambio de dinero. Similar a la red de bancos, quienes conectan sus computadoras a una red privada de computadores de otros bancos para registrar intercambios de dinero, la red BITCOIN difiere al ser descentralizada, es decir, cualquier persona puede ser parte de esta red y recibir las compensaciones.
- Como la red BITCOIN hoy existen miles de otras redes interconectadas, permitiendo no solo transar dinero, sino que también existen redes que permiten articular contratos inteligentes (ETHEREUM), intercambiar dinero por criptomonedas (BNB), entre una gran variedad de posibilidades.
- Profundizar entonces sobre el comportamiento financiero de las criptomonedas, comprender su riesgo y, en especial, mejorar los modelos que ayudan a predecir su comportamiento en el futuro, es de gran importancia para la gestión de inversiones y la estabilidad financiera.
- Este trabajo estudia la influencia de factores que determinan la demanda de las criptomonedas. Los factores estudiados son costo de usar la red (comisiones), rentabilidad de los mineros (ganancias obtenidas por las personas que conectan su computadora a la red), atención de los inversionistas (qué tan interesados están los compradores y vendedores de criptomonedas), uso de la red (cantidad de transacciones dentro de la red) y el efecto del rendimiento financiero de las dos criptomonedas más grandes, BITCOIN y ETHEREUM.
- Dentro de los 11 factores estudiados, la atención de los inversionistas es la más importante. Los resultados muestran que un aumento en la atención de los inversionistas, medido a partir de la volatilidad diaria del BITCOIN (diferencia entre los mayores y menores precios) aumenta la demanda por otras criptomonedas en el siguiente día 10 de las 12 criptomonedas estudiadas.
- Adicionalmente, otro factor relacionado con la atención de los inversionistas, determinante de la demanda por criptomonedas, es la rentabilidad pasada de la criptomoneda. Así pues, un aumento en la rentabilidad de una criptomoneda determina un aumento por la demanda de la misma criptomoneda.
- El resto de los factores no influyen en la demanda de criptomonedas. En conclusión, los factores que determinan la demanda por criptomonedas están relacionados con la atención de los inversionistas y no con factores técnicos o fundamentales. Esto determina la fuerte influencia de factores conductuales relacionados con retroalimentación positiva, exceso de confianza, comportamiento de manada, decisiones influenciadas por sentimientos y seguimiento de tendencias.

¹ Profesor Full Time Departamento de Economía. Facultad de Administración y Economía Universidad Diego Portales. Investigador asociado OCEC UDP.

I. Introducción

La tecnología Blockchain es una parte integral del progreso tecnológico y científico, con cada día más aplicaciones en finanzas y los mercados de capital. En efecto, esta tecnología está cambiando los mercados financieros y los portafolios de inversión tanto de administradoras de inversión como de inversionistas individuales.

Este crecimiento en la adopción de esta tecnología Blockchain por el mundo de las inversiones a causado un aumento en la cantidad de variedad de criptomonedas disponibles para invertir lo que motiva a profundizar en la comprensión de su comportamiento y en la evaluación de los factores que influyen en su demanda y, en consecuencia, en su rentabilidad futura. Lo anterior es útil para inversionistas e instituciones que necesitan tomar decisiones de comprar criptomonedas para invertir basados en sus expectativas de rentabilidad y riesgo futuro, actividad clave para la gestión de inversiones y manejo de riesgos.

Las criptomonedas son activos digitales que se crean para compensar a las personas que ponen sus recursos (tiempo, dinero y tecnología) al servicio del funcionamiento de una red interconectada. Un activo digital es un bien intangible de naturaleza digital (es decir, se almacena, traspassa y opera en el ecosistema digital) que es adquirido con el fin de obtener una ganancia futura con un cierto riesgo.

Así pues, BITCOIN, es la compensación que recibe una persona que conecta su computador a la red interconectada de computadoras que permite el intercambio de dinero. Similar a la red de bancos, quienes conectan sus computadoras a una red privada de computadores de otros bancos para registrar intercambios de dinero, la red BITCOIN difiere al ser descentralizada, es decir, cualquier persona puede ser parte de esta red y recibir las compensaciones.

Se dice entonces que las criptomonedas es dinero digital porque permite a las personas usar su dinero (conocido como dinero FIAT cuyos ejemplos podría ser peso chileno, dólares, euros, entre otras) para comprar criptomonedas y luego, utilizar estas criptomonedas para usar su red interconectada (por ejemplo, si fuese BITCOIN, para transferir dinero de una cuenta a otra) o para guardar la criptomoneda esperando un aumento en su precio en el futuro y generar una ganancia al momento de venderla a un mayor precio.

Sin embargo, pronosticar este aumento en el precio en el futuro en el mundo del dinero y las criptomonedas es un gran desafío. (Meese & Rogoff, 1983; Meese & Rogoff, 1988) encuentran que los modelos que intentan predecir el precio futuro del dinero lo hacen de manera deficiente, especialmente en comparación con suponer que el precio seguirá un comportamiento aleatorio (denominado modelo de camino aleatorio). Como afirma (Rossi, 2013) el modelo de pronóstico de precios futuros más difícil de superar es el camino aleatorio, reafirmando el hecho de que los pronósticos financieros del precio futuro del dinero, y activos financieros en general como las acciones, son difíciles, y casi imposibles de predecir (Goyal & Welch, 2003; Timmermann, 2008; Welch & Goyal, 2008)

¿Es posible pronosticar el precio futuro de las criptomonedas? Para responder esta pregunta, este trabajo evalúa los determinantes de la demanda por criptomonedas. Así pues, conocer la influencia de factores sobre la demanda por criptomonedas, permitirá influir el precio en el futuro de corto plazo. En otras palabras, el precio futuro de una criptomoneda sube cuando un factor que genera un aumento en la demanda por esta criptomoneda. De manera contraria, el precio de la criptomoneda caerá si un factor genera una disminución en la demanda de esta criptomoneda.

Para cumplir el propósito se evalúa la influencia de múltiples factores determinantes de la demanda sobre el precio futuro (precio del siguiente día) de 12 criptomonedas con alta capitalización bursátil entre el 01/01/2018 y el 13/04/2022.

Los factores estudiados fueron seleccionados siguiendo a (Y. Liu et al., 2022), los que son: (1) el precio del día anterior de las dos mayores (según capitalización bursátil) criptomonedas BITCOIN y ETHEREUM; (2) comisiones; (3) rentabilidad de los mineros; (4) ratios técnicos como el MRV; (5) sentimiento de los inversionistas; (6) uso de la red y, (7) volatilidad. Para medir el efecto marginal de cada uno de estos factores, incluimos modelos que incorporan el precio del día anterior de cada criptomoneda para descartar la influencia del "momento financiero" que señala que precios altos ayer tienden a generar precios altos hoy, común en los activos financieros.

Nuestras conclusiones que los factores que determinan la demanda por criptomonedas son la volatilidad y el precio pasado de la criptomoneda. Así pues, una mayor volatilidad del precio del BITCOIN hoy genera una mayor demanda por otras criptomonedas, lo que provoca un aumento en el precio de estas criptomonedas en el siguiente día. Similarmente, un mayor precio de la criptomoneda hoy genera un aumento en su demanda, provocando un aumento en el precio de esta criptomoneda en el siguiente día.

En conclusión, la evidencia indica que el precio futuro de las criptomonedas puede ser pronosticado. Estos resultados contrastan con la evidencia de otros mercados financieros como acciones, fondos mutuos, divisas y materias primas donde los rendimientos son difíciles de predecir. Esta evidencia es útil para la estabilidad financiera, considerando que el mercado de criptomonedas presenta oportunidades de arbitraje en los intercambios durante los períodos y la manipulación de precios (Makarov & Schoar, 2020). Del mismo modo, las implicaciones para los inversores mejoran significativamente las estrategias activas y el rendimiento comercial del mercado de criptomonedas.

Este informe se organiza de la siguiente manera. Primero, se presenta una breve revisión bibliográfica respecto de los factores que determinan la demanda por cryptoactivos, los que al mismo tiempo tendrían poder predictivo sobre los retornos futuros. Luego, se describen los datos y metodología utilizados. En la tercera sección se presentan los resultados y, finalmente, se concluye.

II. Pronósticos de rendimientos de criptomonedas

Desde el 2019 ha aumentado el interés por estudiar las criptomonedas y su desempeño financiero. Dentro de las investigaciones de mayor impacto se encuentran los estudios de pronóstico de volatilidad,

especialmente de BITCOIN, dada su inminente naturaleza a ser utilizado como herramienta de especulación y, en consecuencia, su directa relación con potenciales burbujas (Maciel, 2021)

Pese al creciente número de investigaciones al respecto, aún no es claro que la información pasada del mercado de criptomonedas tiene poder predictivo sobre el comportamiento futuro de los precios de éstas.

Esta incógnita no es trivial para la literatura especializada dado que las criptomonedas no son reconocidas como medio de pago formal debido a su riesgo regulatorio. Por otro lado, no pueden ser estudiados como activos financieros porque la información para estimar sus flujos de caja futuros es escasa, incluso inexistente, lo que hace que los fundamentos sean difíciles de predecir debido a estas características de incertidumbre, opacidad y desacuerdo (Detzel et al., 2021)

En relación con la literatura sobre pronósticos de retornos de criptomonedas y los determinantes de los precios (Schilling & Uhlig, 2019) observan que los precios de las criptomonedas siguen procesos simples de caminata aleatoria. Relacionado con esto, (Y. Liu & Tsyvinski, 2021) estudian el poder predictivo con modelos que incluyen variables de uso de red, factores de producción, retornos pasados del mercado criptográfico, atención de los inversores y valoración de activos, encontrando que los retornos pasados son los más relevantes para predecir los rendimientos futuros. Estos autores utilizan el rendimiento del mercado criptográfico y descubren que el mercado de criptomonedas actual predice significativamente los rendimientos de una a cinco semanas hacia el futuro.

En cuanto a los estudios que utilizan factores de uso de red y atención de los inversionistas para predecir el retorno de las criptomonedas, (Cong, He, et al., 2021; Cong, Li, et al., 2021; Sockin & Xiong, 2020) indican que un aumento en el uso de la red predice un retorno positivo en el futuro. Sin embargo, este efecto no se observa en el muy corto plazo, lo que sugiere que, finalmente, los retornos rezagados del mercado de criptomonedas tendrían el mayor poder predictivo.

Respecto de la atención de los inversionistas (Bradford De Long et al., 1990; Sockin & Xiong, 2020) y los factores de producción como el costo marginal de la minería, modelos de equilibrio encuentran que los factores de producción y los precios de las criptomonedas están estrechamente relacionados, mostrando un canal vinculado al costo marginal de la minería (Abadi & Brunnermeier, 2018; Cong, He, et al., 2021; Sockin & Xiong, 2020). De la misma manera, (Cong, Li, et al., 2021) encuentran que los retornos rezagados tienen poder predictivo sobre los precios de las criptomonedas solo cuando aumenta el uso de la red, mostrando que el efecto sobre los precios de la red está relacionado con el valor a largo plazo, mientras que los retornos pasados están más relacionados con el corto plazo.

II.1 Determinantes conductuales de la demanda por criptomonedas

La influencia de los retornos pasados sobre los rendimientos futuros de una criptomoneda puede ser entendido como un efecto de la “Sobre Reacción” de los inversores. Este fenómeno puede provocar un comportamiento irracional, especialmente en criptomonedas donde los fundamentos son opacos y confusos.

Algunos sesgos bien informados por la literatura son el comportamiento irracional de los inversores como la retroalimentación positiva (de Long et al., 1990), exceso de confianza (Daniel et al., 1998), comportamiento de manada (Bikhchandani et al., 1992), decisiones influenciadas por sentimientos (Baker & Wurgler, 2006), aversión a las pérdidas (Barberis et al., 1998) y seguimiento de tendencias (Hong et al., 2000). En otras palabras, los inversores reaccionan irracionalmente de forma exagerada a los rendimientos positivos de hoy al aumentar sus posiciones largas, elevando los precios mañana, por lo que los rendimientos positivos de hoy predicen los rendimientos positivos de mañana, y viceversa. Este comportamiento implica que rendimientos positivos actuales pueden elevar la demanda por criptomonedas y, como consecuencia, su precio en el futuro.

II.2 Determinantes de mercado de la demanda por criptomonedas

El efecto del mercado de criptomonedas sobre los rendimientos de la criptomoneda es medido utilizando el retorno pasado de la criptomoneda con mayor capitalización bursátil, en este caso Bitcoin, la cual es denominada como criptomoneda dominante.

(Yi et al., 2022) indican que la inversión en Bitcoin ha atraído una atención considerable de inversores e investigadores en los últimos años. Hay miles de monedas en el mercado de criptomonedas, pero muy pocas alcanzan una capitalización de mercado suficiente para ser seguidas por inversores e incluidas en portafolios de inversión de gran tamaño. Adicionalmente, BITCOIN acumula el 40% del mercado total de criptomonedas, mientras que ETHEREUM acumula el 15%. Este efecto de dominio es importante porque el mercado de criptomonedas está interconectado y sincronizado. (Ciaian & Rajcaniova, 2018) encuentran que retornos pasados de BITCOIN son útiles para pronosticar retornos futuros de otras altcoins. Relacionado con lo anterior, (Muglia et al., 2019) encuentran que BITCOIN tiene poder predictivo sobre otros activos como el SP500. De manera similar, (Qi et al., 2021) demuestra un vínculo dinámico entre las criptomonedas y Bitcoin. En relación con esto, (Corbet et al., 2019) muestran que la volatilidad rezagada de Bitcoin ha aumentado tras el lanzamiento de contratos de futuros de Bitcoin negociados en la Bolsa de Opciones de Chicago (CBOE) y la Bolsa Mercantil de Chicago (CME).

En consecuencia, y tal como señalan (Giudici & Polinesi, 2021) los precios de Bitcoin y el resto de las criptomonedas están positivamente relacionados. Estos autores concluyen que Bitcoin exhibe cierto poder predictivo sobre el mercado de criptomonedas. Una posible explicación de esta capacidad predictiva es la sincronización (véase (Magner, N.S., Lavin, J.F., Valle, M.A, Hardy, 2020) para ver un ejemplo de sincronización entre índices bursátiles). Además, (Ciaian & Rajcaniova, 2018; J. Liu & Serletis, 2019) señaló que una característica interesante del mercado de criptomonedas es la interconexión entre Bitcoin y el resto de los criptoactivos. Según Coinmarketcap, en la última caída de la ICO en 2018, BITCOIN perdió el 80% de su valor, mientras que otras ALTCOINS perdieron el 99%.

III. Datos y metodología

Este estudio incluye 12 criptomonedas con la mayor capitalización bursátil (BNB, USDC, USDT, XRP, SOL, MATIC, LTC, WVTC, VOGUE, VUSD, ADA, USDT). Adicionalmente, se incorpora BITCOIN y ETHEREUM como criptomonedas dominantes incluidas en los modelos econométricos de pronóstico.

Nuestra ventana de estudio va desde 01/01/2018 al 13/04/2022 con frecuencia diaria. Todos los datos fueron recopilados desde Finance Yahoo. Nosotros utilizamos exclusivamente precios de cierre diarios para evitar problemas de autocorrelación espúrea propios de precios promedios diarios (Bork et al., 2019; Conlon et al., 2022; P. Pincheira & Hardy, 2021; P. M. Pincheira & Hardy, 2018).

Para medir capacidad predictiva nosotros incluimos variables de uso de la red, atención de los inversionistas, costos de minería, comisiones de transacción, sentimiento de inversionistas, ratios técnicos, volatilidad y volumen transado. Nosotros consideramos tres rezagos para los retornos de la cada una de las 12 criptomonedas estudiadas y tres rezagos para cada factor investigado (Ver ecuación 1).

$$\Delta \ln(p_t^{cc}) = c + \sum_{n=1}^3 \beta_n^{cc} \Delta \ln(p_{t-n}^{cc}) + \sum_{n=1}^3 \gamma_n \Delta \ln(f_{t-n}) + \varepsilon_t \text{ (Ecuación 1)}$$

P_t^{cc} es el precio de cada una de las 12 criptomonedas estudiadas en el día t . En la misma línea, f_t representa a cada uno de los factores investigados. Finalmente, $\varepsilon_{1,t}$ es el error econométrico.

Usando la ecuación 1, evaluamos la significancia estadística de cada factor analizando de forma individual el estadístico t asociado a cada uno de los coeficientes. Uno o varias significancias indica el poder predictivo de los factores estudiados. Para aplicar apropiadamente el teorema central del límite, propio del estudio de los instrumentos financieros, nosotros usamos el modelo HAC de errores estándar sugerido por (Newey & West, 1987, 1994).

IV. Determinación de los determinantes de la demanda de criptomonedas a partir del estudio de predictibilidad de retornos

IV.1 Efecto dominancia

La tabla 1 muestra el efecto del precio del BITCOIN (criptomoneda dominante) sobre el precio de las criptomonedas en el siguiente día. Al respecto, solo 4 de 12 criptomonedas están relacionadas con el precio del día anterior de BITCOIN. La relación es negativa (excepto para WVTC) lo que indica que un menor precio del BITCOIN hoy aumenta la demanda de las criptomonedas, lo que se traduce en un mayor precio de éstas en el día siguiente.

Adicionalmente, la tabla 1 señala que el efecto del BITCOIN es menor al efecto del precio de la misma criptomoneda. En esta línea, por ejemplo, un menor precio de USDT aumenta la demanda por esta criptomoneda, aumentando su precio en el día siguiente. El efecto de los precios pasados sobre los precios futuros resultó estadísticamente significativo para 8 de 12 criptomonedas.

Tabla 1. Efecto del retorno rezagado de BITCOIN

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002	0.001	0.001	-0.001	0.007	0.005	-0.001	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001

	(0.00 2)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	<i>(0.003)</i> *	(0.003)	(0.00)	(0.001)	(0.002)	(0.001)	(0.002)	(0.001)
Z(-1)	-0.001 (0.04 7)	-0.532 <i>(0.042)</i> **	-0.547 <i>(0.059)</i> **	0.043 (0.041)	-0.068 (0.053)	-0.006 (0.050)	-0.033 (0.06 1)	-0.904 <i>(0.145)</i> **	0.103 <i>(0.051)</i> *	-0.690 <i>(0.040)</i> **	0.023 (0.035)	-0.667 <i>(0.064)</i> **
Z(-2)	0.023 (0.05 2)	-0.353 <i>(0.057)</i> **	-0.310 <i>(0.062)</i> **	-0.072 (0.060)	-0.036 (0.048)	0.112 <i>(0.052)</i> *	-0.027 (0.05 2)	-0.455 <i>(0.198)</i> *	-0.101 (0.075)	-0.459 <i>(0.033)</i> **	0.034 (0.040)	-0.412 <i>(0.082)</i> **
Z(-3)	-0.028 (0.03 2)	-0.122 <i>(0.036)</i> **	-0.187 <i>(0.030)</i> **	0.030 (0.037)	0.030 (0.046)	0.019 (0.051)	-0.043 (0.04 6)	-0.373 <i>(0.148)</i> *	0.128 <i>(0.045)</i> **	-0.212 <i>(0.032)</i> **	0.009 (0.040)	-0.200 <i>(0.058)</i> **
BTC(- 1)	-0.070 (0.05 3)	0.003 (0.005)	0.001 (0.006)	-0.113 <i>(0.057)</i> *	-0.024 (0.090)	-0.033 (0.094)	-0.026 (0.08 9)	0.847 <i>(0.146)</i> **	-0.215 <i>(0.080)</i> **	0.008 (0.008)	-0.137 <i>(0.063)</i> *	0.008 (0.007)
BTC(- 2)	0.070 (0.05 4)	0.002 (0.004)	-0.002 (0.004)	0.151 (0.077)	0.226 (0.119)	-0.056 (0.102)	0.077 (0.06 4)	0.474 <i>(0.205)</i> *	0.157 <i>(0.065)</i> *	0.005 (0.005)	0.028 (0.064)	0.010 (0.008)
BTC(- 3)	0.059 (0.04 8)	0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.032 (0.058)	0.029 (0.091)	-0.102 (0.099)	0.062 (0.05 8)	0.362 <i>(0.164)</i> *	-0.022 (0.051)	0.004 (0.003)	0.014 (0.051)	0.005 (0.009)
Obs	1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2	0.008	0.235	0.241	0.010	0.015	0.013	0.005	0.061	0.033	0.357	0.009	0.317
F-stat	1.967	65.242	82.194	2.476	1.842	2.271	1.254	12.494	8.858	85.832	2.251	38.267

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

Al igual que la tabla anterior, la tabla 2 muestra la dominancia, esta vez utilizando la segunda mayor criptomoneda en cuanto a capitalización bursátil, ETHEREUM. Al respecto, los resultados indican un efecto dominancia similar, aunque levemente menor, pues la significancia estadística está circunscrita solo al precio del día anterior de ETHEREUM. En cuanto al efecto del mismo precio de la criptomoneda, los resultados son similares a la tabla 1 dado que 8 de 12 criptomonedas presentan retornos rezagados con poder predictivo del retorno futuro.

Tabla 2. Efecto del retorno rezagado de ETHEREUM

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVT C	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.002)	0.007 (0.003) *	0.005 (0.003)	0.001 (0.001)	0.002 (0.001)	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)
Z(-1)	0.016 (0.065)	-0.531 (0.042) **	-0.546 (0.059) **	0.077 (0.047)	-0.044 (0.055)	-0.003 (0.051)	0.041 (0.051)	-0.120 (0.103)	0.106 (0.047) *	-0.694 (0.038) **	0.046 (0.037)	-0.665 (0.062) **
Z(-2)	0.018 (0.067)	-0.355 (0.057) **	-0.310 (0.062) **	-0.064 (0.058)	-0.048 (0.051)	0.122 (0.057) *	-0.027 (0.053)	0.005 (0.052)	-0.097 (0.077)	-0.464 (0.031) **	0.029 (0.041)	-0.407 (0.080) **
Z(-3)	-0.020 (0.036)	-0.123 (0.036) **	-0.186 (0.030) **	0.032 (0.033)	0.017 (0.051)	0.021 (0.052)	-0.005 (0.048)	0.053 (0.067)	0.137 (0.045) **	-0.215 (0.031) **	0.001 (0.042)	-0.197 (0.057) **
ETH(-1)	-0.081 (0.058)	0.002 (0.004)	0.001 (0.004)	-0.142 (0.050) **	-0.088 (0.078)	-0.037 (0.072)	-0.111 (0.052) *	0.006 (0.072)	-0.182 (0.055) **	0.006 (0.006)	-0.132 (0.048) **	0.007 (0.005)
ETH(-2)	0.061 (0.064)	0.000 (0.003)	-0.001 (0.004)	0.084 (0.057)	0.163 (0.088)	-0.073 (0.087)	0.055 (0.056)	0.017 (0.046)	0.114 (0.061)	0.004 (0.004)	0.026 (0.056)	0.001 (0.012)
ETH(-3)	0.033 (0.052)	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)	-0.023 (0.047)	0.070 (0.084)	-0.081 (0.091)	0.000 (0.052)	-0.069 (0.055)	-0.046 (0.051)	0.004 (0.003)	0.021 (0.054)	-0.009 (0.005)
Obs	1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2	0.009	0.235	0.241	0.010	0.016	0.013	0.007	0.018	0.035	0.358	0.010	0.318
F-stat	2.299	65.001	82.078	2.637	1.975	2.399	1.786	3.438	9.518	85.904	2.533	38.338

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

IV.2 Efecto de los costos de comisiones

Para evaluar el efecto de los costos de las comisiones sobre la demanda de las criptomonedas se utilizan cuatro variables. La primera son las comisiones por usar la red de BITCOIN (Ver tabla 3) y la segunda son las comisiones por usar la red de ETHEREUM (Ver tabla 4).

Los resultados indican una moderada influencia de los costos de la red sobre la demanda por criptomonedas. Así pues, en el caso de BITCOIN, el efecto es nulo, ya que ninguno de los tres rezagos en las comisiones influye en el precio futuro de las criptomonedas estudiadas (Ver tabla 3).

Tabla 3. Efecto del fee (comisiones) de BITCOIN

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002 (0.002))	(0.001) (0.001))	(0.001) (0.001))	-0.001 (0.002))	0.007 (0.003) *	0.005 (0.003)	-0.001 (0.001))	0.002 (0.001))	0.002 (0.002))	(0.001) (0.001))	0.001 (0.002))	(0.001) (0.001))
Z(-1)	-0.032 (0.040))	-0.535 (0.046)* *	-0.548 (0.055)* *	-0.008 (0.034))	-0.072 (0.051)	-0.013 (0.044)	-0.049 (0.032))	-0.114 (0.042)* *	0.045 (0.053)	-0.710 (0.071)* *	-0.041 (0.029))	-0.665 (0.086)* *
Z(-2)	0.055 (0.040))	-0.356 (0.059)* *	-0.308 (0.060)* *	-0.007 (0.037))	0.004 (0.041)	0.102 (0.041) *	0.018 (0.031))	0.022 (0.034)	-0.062 (0.072)	-0.475 (0.064)* *	0.047 (0.026))	-0.411 (0.110)* *
Z(-3)	-0.004 (0.027))	-0.128 (0.041)* *	-0.185 (0.033)* *	0.012 (0.030))	0.032 (0.042)	-0.005 (0.041)	-0.008 (0.028))	-0.008 (0.037)	0.119 (0.040)* *	-0.234 (0.052)* *	0.013 (0.031))	-0.198 (0.073)* *
feeBTC(-1)	-0.001 (0.005))	(0.001) (0.001))	(0.001) (0.001))	0.003 (0.006))	0.002 (0.010)	-0.006 (0.010)	0.001 (0.005))	0.004 (0.004))	0.005 (0.008))	(0.001) (0.001))	0.000 (0.005))	0.001 (0.001))
feeBTC(-2)	0.002 (0.005))	(0.001) (0.001))	(0.001) (0.001))	0.007 (0.006))	0.004 (0.011)	0.009 (0.010)	0.003 (0.005))	0.000 (0.005))	-0.001 (0.007))	-0.001 (0.001))	0.001 (0.006))	0.001 (0.001))
feeBTC(-3)	-0.004 (0.006))	-0.001 (0.001))	(0.001) (0.001))	0.001 (0.007))	0.011 (0.011)	0.007 (0.010)	0.003 (0.005))	0.006 (0.005))	-0.006 (0.010))	-0.001 (0.001))	0.001 (0.006))	0.001 (0.001))
Obs	1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2	0.005	0.235	0.243	0.002	0.008	0.012	0.003	0.017	0.020	0.351	0.004	0.317
F-stat	1.191	65.096	82.950	0.421	0.953	2.241	0.869	3.256	5.202	83.400	1.094	38.118

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

Sin embargo, en el caso de las comisiones de la red ETHEREUM, los resultados son diferentes. En efecto, la tabla 4 muestra que un aumento en las comisiones de ETHEREUM disminuye la demanda por criptomonedas provocando que el precio del siguiente día baje. Este efecto se comprueba para 5 de 12 criptomonedas estudiadas. Nuestra conjetura es que, un aumento en la demanda por la red ETHEREUM aumenta las comisiones (las comisiones son dinámicas y determinadas por la demanda de la red). Este aumento en los costos de usar la red desincentiva la demanda por criptomonedas y, en consecuencia, la demanda baja. Este decrecimiento en la demanda hace caer el precio de las criptomonedas.

Tabla 4. Efecto del fee (comisiones) de ETHEREUM

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.002)	0.007 (0.003) *	0.005 (0.003)	-0.001 (0.001)	0.002 (0.001)	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)
Z(-1)	-0.031 (0.039)	-0.527 (0.043) *	-0.544 (0.062) *	-0.008 (0.035)	-0.067 (0.050)	-0.008 (0.037)	-0.047 (0.032)	-0.115 (0.046) *	0.045 (0.050)	-0.699 (0.042) *	-0.040 (0.028)	-0.665 (0.084) *
Z(-2)	0.060 (0.041)	-0.349 (0.057) *	-0.305 (0.059) *	-0.004 (0.037)	0.005 (0.041)	0.107 (0.042) *	0.027 (0.032)	0.029 (0.034)	-0.061 (0.072)	-0.451 (0.040) *	0.056 (0.027) *	-0.414 (0.104) *
Z(-3)	-0.004 (0.028)	-0.121 (0.036) *	-0.184 (0.030) *	0.008 (0.030)	0.025 (0.042)	-0.011 (0.038)	-0.010 (0.029)	-0.015 (0.035)	0.118 (0.040) *	-0.224 (0.034) *	0.009 (0.031)	-0.205 (0.073) *
feeETH(-1)	-0.010 (0.007)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.002 (0.006)	-0.019 (0.019)	-0.012 (0.012)	-0.001 (0.006)	0.003 (0.006)	0.001 (0.007)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.006)	0.001 (0.001)
feeETH(-2)	-0.014 (0.005) *	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.009 (0.006)	-0.014 (0.014)	-0.016 (0.014)	-0.014 (0.004) *	-0.010 (0.004) *	-0.012 (0.007)	0.001 (0.001)	-0.017 (0.005) *	0.003 (0.002)
feeETH(-3)	-0.005 (0.005)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001) *	0.002 (0.005)	0.011 (0.017)	0.008 (0.011)	0.001 (0.004)	0.002 (0.004)	-0.006 (0.006)	-0.002 (0.001)	0.002 (0.005)	0.002 (0.003)

Obs	1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2	0.009	0.244	0.247	0.002	0.011	0.014	0.008	0.019	0.020	0.359	0.010	0.318
F-stat	2.299	68.307	84.939	0.555	1.320	2.503	2.017	3.796	5.387	86.294	2.671	38.429

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

Luego, para investigar con mayor profundidad el efecto de los costos sobre la demanda por criptomonedas, incluimos en las tablas 5 y 6 el beneficio económico para los mineros de BITCOIN y ETHEREUM, respectivamente. Los beneficios económicos de los mineros son un buen proxy de los costos de la red porque varían según su uso al caer cuando hay mucho tráfico y viceversa y, además, son calculados según el uso de la red, aumentando cuando el volumen de la red aumenta y cuando la disponibilidad de mineros disminuye.

(Y. Liu & Tsyvinski, 2021) miden la rentabilidad de los mineros como la diferencia entre las criptomonedas ganadas como compensación en un día multiplicados por el precio del día de la criptomoneda (para el caso de los mineros de BITCOIN se considera las BITCOIN obtenidas) menos los costos de energía asociados determinados por factores técnicos de eficiencia y gasto y los precios de la energía.

La tabla 5 muestra que la rentabilidad de mineros de BITCOIN tiene poder predictivo sobre 4 de 12 criptomonedas. El signo es positivo, lo que indica que, frente a todos los factores constantes, un aumento de la rentabilidad de los mineros genera un aumento en la demanda de criptomonedas y, como consecuencia, aumenta el precio del día anterior de estas criptomonedas. La intuición es que un aumento en la rentabilidad obtenida por los mineros aumenta los incentivos de más mineros a conectarse a la red, lo que determina un aumento en la demanda por criptomonedas. Entonces, este aumento en la demanda genera un aumento en el precio de las criptomonedas en el siguiente día.

Tabla 5. Efecto de la rentabilidad del minero de BITCOIN

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002 (0.002))	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.002)	0.007 (0.003) *	0.005 (0.003)	0.001 (0.001)	0.002 (0.001)	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)
Z(-1)	-0.033 (0.040))	-0.535 (0.044)* *	-0.547 (0.058)* *	-0.006 (0.034)	-0.072 (0.053)	-0.013 (0.044)	-0.047 (0.031)	-0.114 (0.044) *	0.048 (0.041)	-0.709 (0.026)* *	-0.040 (0.028)	-0.667 (0.066)* *
Z(-2)	0.054 (0.040))	-0.354 (0.059)* *	-0.309 (0.061)* *	-0.009 (0.037)	0.005 (0.041)	0.101 (0.041) *	0.019 (0.031)	0.021 (0.031)	-0.066 (0.069)	-0.475 (0.024)* *	0.048 (0.027)	-0.414 (0.086)* *
Z(-3)	-0.004	-0.124	-0.187	0.011	0.033	-0.004	-0.010	-0.010	0.119	-0.235	0.012	-0.203

	(0.028)	(0.039)* *	(0.031)* *	(0.030)	(0.045)	(0.041)	(0.028)	(0.035)	(0.043)* *	(0.024)* *	(0.031)	(0.060)* *
Min_rev BTC(- 1)	0.020 (0.018)	0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.036 (0.016) *	-0.017 (0.031)	-0.005 (0.028)	0.034 (0.016) *	-0.001 (0.016)	0.052 (0.022)*	0.001 (0.001)	0.035 (0.017) *	-0.003 (0.002)
Min_rev BTC(- 2)	0.027 (0.017)	-0.002 (0.002)	0.000 (0.001)	0.010 (0.019)	-0.018 (0.033)	0.003 (0.028)	0.022 (0.018)	-0.012 (0.017)	0.022 (0.022)	0.000 (0.001)	0.020 (0.018)	-0.004 (0.006)
Min_rev BTC(- 3)	0.002 (0.017)	-0.002 (0.001)	0.000 (0.001)	0.003 (0.017)	-0.003 (0.031)	-0.012 (0.025)	0.008 (0.014)	0.007 (0.011)	0.022 (0.022)	0.000 (0.001)	0.006 (0.016)	-0.003 (0.005)
Obs	1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2	0.007	0.236	0.241	0.004	0.007	0.011	0.007	0.017	0.023	0.348	0.008	0.316
F-stat	1.703	65.578	82.028	1.001	0.827	1.949	1.781	3.240	6.163	82.270	2.021	38.066

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas. Fuente: Elaborada por los autores.

La tabla 6 muestra resultados similares, aunque con menor significancia estadística pues la rentabilidad obtenida por un minero de ETHEREUM tiene poder predictivo solo sobre una de las 12 criptomonedas estudiadas.

Tabla 6. Efecto de la rentabilidad del minero de ETHEREUM

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)	0.007 (0.003) *)	0.005 (0.003)	0.001 (0.001)	0.002 (0.001)	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)
Z(-1)	0.026 (0.040)	-0.534 (0.044) **	-0.548 (0.060) **	0.007 (0.034)	-0.062 (0.049)	-0.010 (0.040)	0.048 (0.031)	-0.116 (0.044)	0.045 (0.037)	-0.709 (0.035) **	-0.039 (0.027)	-0.663 (0.064) **
Z(-2)	0.053 (0.040)	-0.355 (0.060) **	-0.311 (0.062) **	0.010 (0.036)	-0.001 (0.040)	0.103 (0.043) *)	0.021 (0.030)	0.023 (0.031)	-0.063 (0.071)	-0.477 (0.033) **	0.054 (0.026) *)	-0.413 (0.078) **

Z(-3)	-	0.005	-0.127	-0.188	0.013	0.025	-0.007	0.009	-0.009	0.123	-0.237	0.012	-0.203
		(0.02	(0.039)	(0.031)	(0.03	(0.043)	(0.038)	(0.02	(0.036)	(0.042)	(0.033)		(0.056)
		8)	**	**	1)			8)		**	**	-0.031	**
min_revETH(-1)	-	0.040	0.001	0.001	0.004	0.059	0.025	0.007	-0.003	0.007	0.001	0.018	0.001
		(0.02			(0.02	(0.038)	(0.034)	(0.02	(0.018)	(0.037)	(0.001)	(0.030)	(0.002)
		9)	(0.001)	(0.001)	9)			4)					
min_revETH(-2)	-	0.019	0.001	0.001	0.013	0.006	0.028	0.020	0.002	0.006	0.001	0.045	-0.005
		(0.02			(0.02	(0.029)	(0.031)	(0.02	(0.013)	(0.025)	(0.001)	(0.025)	(0.003)
		2)	(0.001)	(0.001)	4)			2)					
min_revETH(-3)	-	0.004	0.001	0.001	0.006	-0.044	-0.007	0.012	0.011	0.066	0.001	0.021	-0.001
		(0.01			(0.01	(0.031)	(0.032)	(0.01	(0.013)	(0.027)	(0.001)	-0.020	-0.005
		7)	(0.001)	(0.001)	8)			5)		*			
Obs		1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2		0.007	0.234	0.241	0.001	0.018	0.012	0.004	0.015	0.023	0.349	0.008	0.318
F-stat		1.919	64.859	82.184	0.172	2.242	2.172	1.001	3.010	6.132	82.577	2.120	38.451

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

IV.3 Efecto del uso de la red

Para medir el efecto del uso de la red en la demanda por criptomonedas se incluyen tres variables. Las primeras corresponden a la razón MVRV para Bitcoin (Ver tabla 7) y ETHEREUM (Ver tabla 8). La razón MVRV mide una aproximación del valor percibido de la red. Se calcula a partir de dividir la capitalización total de mercado (número de criptomonedas en circulación multiplicada por el precio de mercado del momento del cálculo) por el valor realizado, el cual es calculado como la suma del valor pagado en la última transacción.

La tabla 7 muestra que la razón MVRV de BITCOIN tiene influencia sobre la demanda solo para 3 de las 12 criptomonedas estudiadas. Pese a esta leve significancia, los signos son contradictorios. Por ejemplo, para el caso de WVT la relación es positiva, es decir, cuando sube el MVRV ratio de BITCOIN el retorno del siguiente período de WVTC sube, mientras que para los casos de VOGY y ADA esta relación es negativa, lo que no permite concluir sobre la importancia de esta medida. Relacionado con esto, para el caso de la razón MVRV de ETHEREUM (ver tabla 8) resulta ser significativo solo para el caso de USDT.

La interpretación económica es que un aumento en el MVRV de BITCOIN disminuye la demanda por criptomonedas aumentando el precio de la criptomoneda en el siguiente día. La conjetura es que el

aumento del MVRV es percibida como una señal de que las criptomonedas están aumentando su precio hasta ser percibidas como "caras" respecto de sus precios anteriores. Esta percepción desincentiva la demanda por criptomonedas y, como consecuencia, provoca una caída en el precio del siguiente día.

Tabla 7. Efecto del MVRV ratio de BITCOIN

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	- 0.001 (0.002)	0.007 (0.003))*	0.005 (0.003)	0.001 (0.001)	0.003 (0.001) *	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)
Z(-1)	0.009 (0.049)	-0.531 (0.042) **	-0.547 (0.059) **	0.040 (0.041)	-0.059 (0.053)	-0.004 (0.050)	0.023 (0.060)	-0.620 (0.206) **	0.104 (0.049) *	-0.688 (0.041) **	0.028 (0.035)	-0.667 (0.067) **
Z(-2)	0.034 (0.052)	-0.353 (0.057) **	-0.310 (0.062) **	0.067 (0.059)	-0.030 (0.046)	0.116 (0.052))*	0.017 (0.050)	-0.166 (0.221)	-0.096 (0.076)	-0.457 (0.034) **	0.043 (0.039)	-0.412 (0.084) **
Z(-3)	0.026 (0.033)	-0.122 (0.035) **	-0.187 (0.031) **	0.031 (0.036)	0.035 (0.045)	0.022 (0.050)	0.040 (0.046)	-0.133 (0.196)	0.129 (0.044) **	-0.212 (0.033) **	0.014 (0.039)	-0.200 (0.060) **
MVRV BTC(-1)	0.095 (0.052)	0.003 (0.005)	0.001 (0.006)	0.109 (0.057)	-0.062 (0.087)	-0.051 (0.093)	0.043 (0.090)	0.561 (0.210) **	-0.226 (0.080) **	0.009 (0.008)	-0.152 (0.064))*	0.009 (0.008)
MVRV BTC(-2)	0.043 (0.053)	0.002 (0.004)	-0.002 (0.005)	0.138 (0.076)	0.202 (0.116)	-0.082 (0.101)	0.060 (0.062)	0.200 (0.231)	0.134 (0.066) *	0.006 (0.005)	0.004 (0.063)	0.013 (0.007)
MVRV BTC(-3)	0.054 (0.048)	0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)	0.035 (0.056)	0.000 (0.088)	-0.121 (0.099)	0.058 (0.057)	0.131 (0.215)	-0.029 (0.049)	0.003 (0.003)	0.002 (0.051)	0.004 (0.008)
Obs	1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2	0.008	0.235	0.241	0.009	0.014	0.014	0.005	0.040	0.033	0.357	0.009	0.318
F-stat	2.011	65.208	82.226	2.211	1.661	2.486	1.169	8.080	8.789	85.761	2.432	38.395

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%,

respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

Tabla 8. Efecto del MVRV ratio de ETHEREUM

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.002)	0.007 (0.003) *	0.005 (0.003)	-0.001 (0.001)	0.002 (0.001)	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.000 (0.002)	0.001 (0.001)
Z(-1)	-0.022 (0.041)	-0.534 (0.044) **	-0.546 (0.059) **	0.001 (0.039)	-0.069 (0.051)	-0.018 (0.044)	-0.052 (0.035)	-0.138 (0.063) *	0.057 (0.046)	-0.713 (0.037) **	-0.024 (0.032)	-0.663 (0.058) **
Z(-2)	0.051 (0.051)	-0.355 (0.056) **	-0.309 (0.062) **	-0.012 (0.049)	-0.012 (0.045)	0.117 (0.047) *	0.002 (0.040)	0.018 (0.047)	-0.055 (0.074)	-0.470 (0.029) **	0.050 (0.033)	-0.405 (0.078) **
Z(-3)	-0.032 (0.034)	-0.124 (0.036) **	-0.189 (0.032) **	-0.015 (0.037)	0.008 (0.051)	0.015 (0.049)	-0.026 (0.041)	-0.012 (0.051)	0.108 (0.045) *	-0.227 (0.027) **	-0.006 (0.039)	-0.197 (0.054) **
MVRV ETH(-1)	-0.039 (0.049)	-0.001 (0.005)	0.001 (0.004)	-0.037 (0.060)	-0.027 (0.111)	0.034 (0.089)	0.010 (0.049)	0.054 (0.063)	-0.096 (0.064)	0.005 (0.006)	-0.056 (0.057)	0.019 (0.009) *
MVRV ETH(-2)	0.057 (0.060)	0.003 (0.004)	-0.005 (0.004)	0.060 (0.054)	0.121 (0.113)	-0.150 (0.118)	0.033 (0.055)	-0.050 (0.054)	0.055 (0.064)	0.005 (0.004)	0.053 (0.060)	-0.014 (0.017)
MVRV ETH(-3)	0.042	-0.001	0.003	0.037	0.074	0.025	0.017	0.051	0.012	0.003	-0.002	-0.001

	(0.058)			(0.055)		(0.052)			(0.053)			
)	(0.003)	(0.003))	(0.096)	(0.109))	(0.057)	(0.057)	(0.002))	(0.003)
Obs	1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2	0.006	0.234	0.243	0.002	0.010	0.014	0.003	0.019	0.021	0.355	0.006	0.322
F-stat	1.665	64.864	83.023	0.566	1.256	2.440	0.863	3.662	5.562	84.794	1.471	39.023

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

Nosotros incluimos una tercera variable para medir el efecto del uso de la red. En la tabla 9 estudiamos el poder predictivo del stock to Flow de BITCOIN sobre los retornos de 12 criptomonedas. La razón Stock to Flow asume que la escases aumenta el valor de la red. Esta medida se calcula como la relación entre la cantidad de BITCOIN emitidos y el flujo de BITCOIN que se está emitiendo. La tabla 9 muestra que la razón stock to Flow tiene poder predictivo sobre 4 de 12 criptomonedas. El signo es negativo (excepto para WVTC), lo que indica que cuando disminuye la sensación de escases de BITCOIN aumenta la demanda por las otras criptomonedas provocando un aumento en el precio de estas criptomonedas en el siguiente día.

Tabla 9. Efecto del stock to Flow de BITCOIN

Dep. Var:	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.002)	0.007 (0.003))*	0.005 (0.003)	0.001 (0.001)	0.004 (0.001) *	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)	0.000 (0.002)	0.001 (0.001)
Z(-1)	0.006 (0.048)	-0.532 (0.042) **	-0.548 (0.059) **	0.041 (0.043)	-0.071 (0.055)	-0.008 (0.052)	0.028 (0.063)	-0.562 (0.208) **	0.100 (0.049) *	-0.689 (0.040) **	0.018 (0.036)	-0.667 (0.065) **
Z(-2)	0.039 (0.052)	-0.353 (0.057) **	-0.310 (0.062) **	-0.059 (0.058)	-0.026 (0.047)	0.115 (0.052))*	0.003 (0.051)	-0.102 (0.219)	-0.090 (0.076)	-0.458 (0.033) **	0.054 (0.039)	-0.412 (0.083) **
Z(-3)	0.024 (0.032)	-0.122 (0.036) **	-0.187 (0.031) **	0.031 (0.037)	0.031 (0.045)	0.025 (0.051)	0.029 (0.044)	-0.089 (0.207)	0.129 (0.045) **	-0.212 (0.033) **	0.015 (0.039)	-0.200 (0.058) **
Stock flow(-1)	0.087 (0.052)	0.003 (0.005)	0.000 (0.006)	-0.111 (0.056))*	-0.004 (0.093)	-0.031 (0.096)	0.035 (0.093)	0.493 (0.210) *	-0.214 (0.079) **	0.008 (0.008)	-0.132 (0.062))*	0.008 (0.008)

Stock flow(-1)	0.035 (0.05 1)	0.002 (0.004)	-0.002 (0.005)	0.119 (0.074)	0.181 (0.116)	-0.069 (0.101)	0.036 (0.06 3)	0.118 (0.224)	0.113 (0.064)	0.005 (0.005)	-0.016 (0.060)	0.011 (0.008)
Stock flow(-1)	0.049 (0.04 9)	0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.039 (0.058)	0.017 (0.093)	-0.129 (0.096)	0.037 (0.05 5)	0.070 (0.217)	-0.032 (0.051)	0.004 (0.002)	-0.001 (0.051)	0.005 (0.007)
Obs	1561	1280	1561	1561	730	1078	1561	1166	1561	933	1561	501
R2	0.007 1	0.2352	0.241	0.0076	0.0117	0.0138	0.003 6	0.0366	0.031	0.3575	0.0083	0.3176
F-stat	1.840 3	65.2362	82.2197	1.994	1.4275	2.4932	0.937 7	7.3401	8.295	85.8868	2.1588	38.3247

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas. Fuente: Elaborada por los autores.

IV.4 Efecto de la atención de los inversionistas

Para medir el efecto de la atención de los inversionistas sobre la demanda de criptomonedas utilizamos dos variables. La primera, denominada sentimiento BITCOIN, mide la cantidad de compras y ventas de la criptomoneda. Cuando la presión por compras supera la presión por ventas el sentimiento es optimista y codicioso. Viceversa, cuando la presión de venta es mayor a la de compra el sentimiento es pesimista y marcada por el miedo. La tabla 10 muestra que el sentimiento no tiene poder predictivo sobre las criptomonedas estudiadas, con la única excepción de ADA que marca una pequeña significancia.

Tabla 10. Efecto del Sentimiento BITCOIN

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.003 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.000 2)	0.007 (0.003) *	0.005 (0.003)	0.001 1)	0.002 (0.001)	0.002 (0.002)	0.001 (0.001)	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)
Z(-1)	-0.063 (0.036)	-0.534 (0.056) **	-0.553 (0.063) **	-0.021 (0.03 6)	-0.068 (0.049)	-0.015 (0.036)	-0.048 3)	-0.117 (0.044) **	0.037 (0.041)	-0.708 (0.051) **	-0.042 (0.030)	-0.665 (0.072) **
Z(-2)	0.083 (0.041) *	-0.354 (0.057) **	-0.346 (0.051) **	-0.005 (0.04 5)	-0.005 (0.042)	0.119 (0.045) **	0.026 4)	0.011 (0.037)	-0.076 (0.076)	-0.474 (0.044) **	0.060 (0.029) *	-0.412 (0.089) **
Z(-3)	-0.009	-0.126	-0.197	0.000	0.048	-0.003	-0.023	-0.026	0.128	-0.233	-0.001	-0.198

	(0.034)	<i>(0.044)</i> **	<i>(0.038)</i> **	(0.03 3)	(0.046)	(0.039)	(0.03 5)	(0.044)	<i>(0.045)</i> **	<i>(0.039)</i> **	(0.032)	<i>(0.063)</i> **
Sent (- 1)	-0.005 (0.007)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.006 (0.008)	0.008 (0.019)	-0.025 (0.014)	0.001 (0.007)	0.003 (0.006)	0.012 (0.009)	0.001 (0.001)	-0.002 (0.007)	0.002 (0.002)
Sent (- 2)	0.003 (0.007)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.007 (0.008)	-0.012 (0.016)	-0.005 (0.014)	0.007 (0.008)	0.005 (0.008)	-0.002 (0.007)	0.001 (0.001)	0.005 (0.007)	0.001 (0.001)
Sent (- 3)	0.013 (0.009)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.014 (0.008)	0.035 (0.019)	0.003 (0.017)	0.011 (0.009)	0.010 (0.009)	0.009 (0.008)	0.001 (0.001)	0.019 <i>(0.008)</i> *	0.001 (0.001)
Obs	1529	1280	1529	1529	730	1078	1529	1166	1529	933	1529	501
R2	0.013	0.234	0.249	0.003	0.014	0.014	0.006	0.017	0.022	0.348	0.010	0.317
F-stat	3.450	64.829	83.942	0.823	1.752	2.534	1.414	3.389	5.704	82.224	2.615	38.169

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

La segunda variable incluida es la volatilidad del BITCOIN. Un aumento en la volatilidad es un proxy de un aumento de la atención pues el exceso de transacciones aumenta la volatilidad. En la tabla 11 observamos que la volatilidad tiene poder predictivo para 10 de las 12 criptomonedas estudiadas. La relación es positiva, lo que indica que un aumento en la volatilidad predice un aumento en el precio de las criptomonedas en el siguiente período.

La explicación económica es que un aumento en la volatilidad de BITCOIN aumenta la percepción de riesgo de esta criptomoneda. Esta mayor percepción de riesgo se traduce en un aumento en la demanda de otras criptomonedas lo que, en consecuencia, genera un aumento en el precio de estas criptomonedas en el siguiente día.

Tabla 11. Efecto de la volatilidad de BITCOIN

	BNB	USDC	USDT	XRP	SOL	MATIC	LTC	WVTC	VOGE	VUSD	ADA	USDT
C	0.005 (0.003)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.004)	0.008 (0.005)	0.008 (0.004)	0.001 (0.003)	0.002 (0.002)	0.007 (0.005)	0.001 (0.001)	0.004 (0.003)	0.001 (0.001)
Z(-1)	-0.061	-0.679	-0.568	-0.019	-0.050	-0.028	-0.035	-0.027	0.018	-0.695	-0.040	-0.664

	(0.061)	<i>(0.031)</i> **	<i>(0.045)</i> **	(0.05 3)	(0.07 3)	(0.028)	(0.066)	(0.050)	(0.052)	<i>(0.036)</i> **	(0.056)	<i>(0.067)</i> **
Z(-2)	0.119 (0.064)	<i>-0.486</i> <i>(0.034)</i> **	<i>-0.394</i> <i>(0.045)</i> **	-0.058 (0.06 1)	-0.018 (0.05 1)	<i>0.104</i> <i>(0.048)</i> *	0.010 (0.071)	0.006 (0.058)	-0.089 (0.094)	<i>-0.492</i> <i>(0.037)</i> **	0.035 (0.053)	<i>-0.410</i> <i>(0.085)</i> **
Z(-3)	0.015 (0.039)	<i>-0.180</i> <i>(0.030)</i> **	<i>-0.148</i> <i>(0.046)</i> **	0.021 (0.04 4)	0.036 (0.04 5)	-0.016 (0.036)	-0.012 (0.048)	0.008 (0.045)	<i>0.144</i> <i>(0.052)</i> **	<i>-0.171</i> <i>(0.047)</i> **	-0.010 (0.065)	<i>-0.199</i> <i>(0.058)</i> **
Vol(- 1)	0.001 (0.001)	<i>0.001</i> <i>(0.001)</i> **	<i>0.001</i> <i>(0.001)</i> *	0.001 (0.00 1)	0.001 (0.00 1)	0.002 (0.002)	0.002 (0.001)	0.001 (0.001)	<i>0.002</i> <i>(0.009)</i> *	<i>0.000</i> <i>(0.001)</i> **	0.002 (0.002)	<i>0.001</i> <i>(0.001)</i> **
Vol(- 2)	<i>0.003</i> <i>(0.001)</i> **	<i>0.001</i> <i>(0.001)</i> **	<i>0.000</i> <i>(0.001)</i> *	0.001 (0.00 1)	0.002 (0.00 1)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	<i>0.001</i> <i>(0.003)</i> **	<i>0.001</i> <i>(0.005)</i> **	<i>0.001</i> <i>(0.001)</i> **	<i>0.002</i> <i>(0.006)</i> **	<i>0.001</i> <i>(0.001)</i> *
Vol(- 3)	<i>-0.002</i> <i>(0.001)</i> *	<i>0.001</i> <i>(0.001)</i> **	<i>0.000</i> <i>(0.001)</i> **	-0.002 (0.00 1)	-0.001 (0.00 3)	<i>-0.003</i> <i>(0.001)</i> *	<i>-0.003</i> <i>(0.001)</i> *	-0.002 (0.001)	0.001 (0.001)	<i>0.001</i> <i>(0.001)</i> **	<i>-0.003</i> <i>(0.0016)</i>)*	0.001 (0.001)
Obs	495	495	495	495	495	495	495	495	495	495	495	495
R2	0.023	0.337	0.262	0.006	0.005	0.014	0.008	0.007	0.029	0.348	0.013	0.315
F-stat	1.952	41.291	28.936	0.500	0.416	1.176	0.629	0.548	2.437	43.408	1.056	37.400

Nota: La tabla muestra los coeficientes de regresión utilizando un modelo Newey-West. Las cifras entre paréntesis indican los errores estándares. ** y * indican una significancia estadística al 1% y 5%, respectivamente. Z es el rezago del retorno de cada una de las 12 criptomonedas presentadas en las columnas.

Fuente: Elaborada por los autores.

V. Conclusiones

Las criptomonedas tienen cierta predictibilidad. En consecuencia, la volatilidad del bitcoin y los retornos pasados (momentum) son los factores con mayor significancia estadística a la hora de comprender cuales son los factores que determinan su demanda y, como consecuencia, su rentabilidad futura.

Nuestro resultado es curioso considerando que es un hecho bien conocido en la literatura de pronósticos financieros que la previsión de rendimientos financieros es un gran desafío. En efecto, los rendimientos financieros suelen exhibir un componente impredecible considerable; en este sentido, incluso el mejor modelo de pronóstico puede explicar una pequeña parte de los rendimientos futuros.

Los resultados de este estudio son útiles para repensar los modelos de estabilidad financiera, más aún con el creciente interés de los bancos centrales en emitir dinero digital. También los resultados tienen implicaciones para los inversionistas. Nuestros resultados deberían motivar a los científicos informáticos en finanzas a desarrollar algoritmos para operar con criptomonedas porque demostramos previsibilidad en esta clase de activos. En este sentido, para futuras investigaciones, creemos que es una respuesta interesante a nuestros ejercicios con precios de alta frecuencia y el desarrollo de algoritmos de negociación con metodologías multivariantes para mejorar la previsión.

VI. Referencias

- Abadi, J., & Brunnermeier, M. (2018). Blockchain economics. *Working Paper, Princeton University*.
- Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *Journal of Finance*, 61(4), 1645–1680. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00885.x>
- Barberis, N., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, 49(3), 307–343.
- Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., & Welch, I. (1992). A theory of fads, fashion, custom, and cultural change as informational cascades. *Journal of Political Economy*, 100(5), 992–1026.
- Bork, L., Kaltwasser, P. R., & Sercu, P. (2019). Commodity index construction and the predictive power of exchange rates. *Journal of Banking and Finance*, 1.
- Bradford De Long, J., Shleifer, A., & Summers, L. H. (1990). Noise Trader Risk in Financial Markets. In *Waldmann Source: Journal of Political Economy* (Vol. 98, Issue 4). <https://www.jstor.org/stable/2937765>
- Ciaian, P., & Rajcaniova, M. (2018). Virtual relationships: Short-and long-run evidence from BitCoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 52, 173–195.
- Cong, L. W., He, Z., & Li, J. (2021). Decentralized Mining in Centralized Pools. *Review of Financial Studies*, 34(3), 1191–1235. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa040>
- Cong, L. W., Li, Y., & Wang, N. (2021). Tokenomics: Dynamic Adoption and Valuation. *Review of Financial Studies*, 34(3), 1105–1155. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa089>
- Conlon, T., Cotter, J., & Eyiah-Donkor, E. (2022). The illusion of oil return predictability: The choice of data matters! *Journal of Banking & Finance*, 134, 106331.
- Corbet, S., Eraslan, V., Lucey, B., & Sensoy, A. (2019). The effectiveness of technical trading rules in cryptocurrency markets. *Finance Research Letters*, 31, 32–37.
- Daniel, K., Hirshleifer, D., & Subrahmanyam, A. (1998). Investor psychology and security market under-and overreactions. *The Journal of Finance*, 53(6), 1839–1885.
- de Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H., & Waldmann, R. J. (1990). Noise trader risk in financial markets. *Journal of Political Economy*, 98(4), 703–738.
- Detzel, A., Liu, H., Strauss, J., Zhou, G., & Zhu, Y. (2021). Learning and predictability via technical analysis: Evidence from bitcoin and stocks with hard-to-value fundamentals. *Financial Management*, 50(1), 107–137. <https://doi.org/10.1111/fima.12310>
- Giudici, P., & Polinesi, G. (2021). Crypto price discovery through correlation networks. *Annals of Operations Research*, 299(1), 443–457.

- Goyal, A., & Welch, I. (2003). Predicting the equity premium with dividend ratios. *Management Science*, 49(5), 639–654.
- Hong, H., Lim, T., & Stein, J. C. (2000). Bad news travels slowly: Size, analyst coverage, and the profitability of momentum strategies. *The Journal of Finance*, 55(1), 265–295.
- Liu, J., & Serletis, A. (2019). Volatility in the cryptocurrency market. *Open Economies Review*, 30(4), 779–811.
- Liu, Y., & Tsyvinski, A. (2021). Risks and returns of cryptocurrency. *Review of Financial Studies*, 34(6), 2689–2727. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa113>
- Liu, Y., Tsyvinski, A., & Wu, X. (2022). Common risk factors in cryptocurrency. *The Journal of Finance*, 77(2), 1133–1177.
- Maciel, L. (2021). Cryptocurrencies value-at-risk and expected shortfall: Do regime-switching volatility models improve forecasting? *International Journal of Finance and Economics*, 26(3), 4840–4855. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2043>
- Magner, N.S., Lavin, J.F., Valle, M.A, Hardy, N. (2020). The Volatility Forecasting Power of Financial Network Analysis. *Complexity*.
- Makarov, I., & Schoar, A. (2020). Trading and arbitrage in cryptocurrency markets. *Journal of Financial Economics*, 135(2), 293–319. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.07.001>
- Meese, R., & Rogoff, K. (1983). The out-of-sample failure of empirical exchange rate models: Sampling error or misspecification. *Exchange Rates and International Macroeconomics*, 4(1), 67–112.
- Meese, R., & Rogoff, K. (1988). Was it real? The exchange rate-interest differential relation over the modern floating-rate period. *The Journal of Finance*, 43(4), 933–948.
- Muglia, C., Santabarbara, L., & Grassi, S. (2019). Is Bitcoin a Relevant Predictor of Standard & Poor's 500? *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2), 93. <https://doi.org/10.3390/jrfm12020093>
- Newey, W. K., & West, K. D. (1987). Hypothesis testing with efficient method of moments estimation. *International Economic Review*, 777–787.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1994). Automatic lag selection in covariance matrix estimation. *The Review of Economic Studies*, 61(4), 631–653.
- Pincheira, P., & Hardy, N. (2021). Forecasting aluminum prices with commodity currencies. *Resources Policy*, 73, 102066.
- Pincheira, P. M., & Hardy, N. (2018). The predictive relationship between exchange rate expectations and base metal prices. *Available at SSRN 3263709*.
- Qi, M., Zhang, J., Xiao, J., Wang, P., Shi, D., & Nnenna, A. B. (2021). Interconnectedness and systemic risk measures of Chinese financial institutions. *Kybernetes*, 35, 1–18. <https://doi.org/10.1108/K-04-2021-0270>
- Rossi, B. (2013). Exchange rate predictability. *Journal of Economic Literature*, 51(4), 1063–1119.
- Schilling, L., & Uhlig, H. (2019). Some simple bitcoin economics. *Journal of Monetary Economics*, 106, 16–26. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2019.07.002>
- Sockin, M., & Xiong, W. (2020). *NBER WORKING PAPER SERIES A MODEL OF CRYPTOCURRENCIES*. <http://www.nber.org/papers/w26816>
- Timmermann, A. (2008). Elusive return predictability. *International Journal of Forecasting*, 24(1), 1–18.

Welch, I., & Goyal, A. (2008). A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction. *The Review of Financial Studies*, 21(4), 1455–1508.

Yi, Y., He, M., & Zhang, Y. (2022). Out-of-sample prediction of Bitcoin realized volatility: Do other cryptocurrencies help? *The North American Journal of Economics and Finance*, 101731.



 **OCEC** **udp**
Observatorio del Contexto Económico