

Análisis de Impacto y relación causa/efecto de métricas del mercado cripto y principales índices de bolsa estadounidenses sobre Bitcoin y Ethereum

<https://rpubs.com/EduardoFzC/1204990>

Eduardo Fernández C.

2024-07-19

Introducción

En el presente documento se busca profundizar sobre el conocimiento del impacto de los mercados tradicionales, como el S&P 500, el nasdaq o múltiples métricas dentro del entrono de las criptomonedas, como la dominancia de Bitcoin, la capitalización de mercado o el fear-greed index, y cual es el efecto tienen sobre el precio de Bitcoin y Ethereum, esto mediante regresiones lineales simples y un análisis de Causalidad mediante el test de Granger Causality.

Tras el análisis, es posible determinar posible causa/efecto entre Bitcoin, el syp500, nasdaq, la capitalización de mercado y la dominancia de bitcoin, presentando resultados similares con Ethereum, al cual se le añade el efecto respecto a Bitcoin. Además, no es posible determinar una relacion causa efecto significativa y constante entre estos 2 activos y el Fear y Greed Index.

Es posible determinar una relacion lineal positiva entre bitcoin, ethereum y todas las variables analizadas, aunque con ciertas inconsistencias, sobre todo al referirse a la relacion entre ethereum y la dominancia de Bitcoin.

Base de Datos

Para el presente estudio se utilizan 3 fuentes de datos distintas.

Para los datos de precios de criptomonedas se utilizan datos horarios de los **futuros perpetuos de Binance**, disponibles en <https://www.kaggle.com/datasets/hsergeyfrolov/top-40-crypto-perpetuals-hourly-prices>, dicha base de datos presenta la siguiente estructura:

- Datos desde el **2020-09-04 06:00:00** al **2024-02-20 02:00:00**.
- **49 variables únicas** compuestas cada una por el *precio de apertura, máximo, mínimo, cierre y volumen en unidades*.
- Sin embargo, para efectos de este análisis, los activos utilizados son unicamente **BTC**, **ETH**, ambos en su paridad al **USDT**:

Para los datos diarios de los indices americanos **S&P 500** y **nasdaq 100**, se utilizo la librería **quantmod** , la cual permite la descarga de activos mediante **Yahoo Finance**, dichos datos presentan la siguiente estructura

- Datos desde el **2020-12-31 23:00:00** al **2024-02-20 02:00:00**.

- Datos de 2 variables únicas, el **syp500** y el **nasdaq**, compuestas cada una, en diferentes data frames, por *precio de cierre*, *precio de apertura*, *precio máximo*, *precio mínimo*, *volumen* y *precio de cierre ajustado*.

Para los datos de las variables de indicadores del entorno cripto, se utilizaron datos de **Coinmarketcap**, disponibles en <https://coinmarketcap.com/es/charts/>, en los cuales, cada variable se encuentra en una localización distinta al tener distintas periodicidades.

La Dominancia del Bitcoin:

- Presenta datos semanales del **2013/05/04** al **2024/07/13**.
- Compuesto por la dominancia de **BTC**, **ETH**, **USDT**, **BNB**, **SOL** y **Otros**.
- En el mercado cripto, el dominio de una moneda es la ratio entre su capitalización de mercado y la capitalización de mercado total de las criptomonedas restantes (Tradin View s.f).

La Capitalización de Mercado:

- Presenta datos cada 2 días del **2013/04/28** al **2024/07/15**.
- Compuesto por el **Market cap**.
- La Capitalización de Mercado en finanzas se refiere al valor total de mercado de una empresa, calculado multiplicando el precio actual de sus acciones por el número total de acciones en circulación (BMV blog).

El Fear-Greed Index:

- Presenta datos diarios del **2023/06/28** al **2024/07/16**.
- Compuesto por **Fear & greed index**
- Este es un indicador que, según Binance (2024) “El índice oscila entre 0 (miedo extremo) y 100 (codicia extrema), lo que refleja el sentimiento del mercado de criptomonedas”.

Preguntas de investigación

La presente investigación busca responder o ampliar el conocimiento ante las siguientes preguntas:

1. ¿Existe relación causal entre el mercado tradicional de acciones hacia el mercado de criptomonedas?
2. ¿Cómo se presenta el impacto de Bitcoin sobre el resto del mercado?
3. ¿Existe una relación causal entre bitcoin y ethereum con métricas del mercado cripto?
4. ¿Existe relación entre mercados tradicionales y métricas del entorno cripto, ante Bitcoin y Ethereum?

Preparación de datos

Librerías Para el análisis, preparación, limpieza de datos y presentación de resultados, se utilizan las siguientes librerías.

```

library(readr)
library(plotly)
library(xts)
library(reshape2)
library(gtools)
library(quantmod)
library(lmtest)
library(vars)
library(stats)
library(tseries)
library(purrr)
library(broom)
library(ggpubr)
library(knitr)
library(tidyverse)
# eliminar notacion cientifica
options(scipen=999)

```

Limpieza y preparación de datos Primero se hace la lectura y descarga de los datos originales

```

# Datos precios crypto
data_raw <- read_csv("crypto.csv/crypto.csv")
start_date <- "2020-12-31 23:00:00" # Fecha filtro
end_date <- "2024-02-20 02:00:00" # Fecha final

# Datos indices bolsa
syp500_prices <- data.frame(getSymbols("^GSPC", src = "yahoo", from = start_date, to = end_date, auto.a
nasdaq_prices <- data.frame(getSymbols("^IXIC", src = "yahoo", from = start_date, to = end_date, auto.a

# Datos metricas cripto
btc_dom <- read_csv("btc_dominance.csv")
fear_greed_index <- read_csv("fear_greed_index.csv")
market_cap <- read_csv("market_cap.csv")

```

Lo datos de precios de criptomonedas se acortan a un periodo específico, se obtienen precios únicamente de cierre y se convierten a cambios logarítmicos en una nueva data frame.

```

# date como fromto fecha
data_raw$date <- as.POSIXct(data_raw$date, format="%d/%m/%Y %H:%M")

data <- filter(data_raw, date>= start_date) # datos filtrados por fecha

# Se obtienen los datos de cierre
data_close_h <- data %>% select(date, contains("close"))
# Se renombran para que quede solo el nombre del activo
colnames(data_close_h) <- get_assets(data_close_h, "USDT_close")
# Se transforman a cambios log mediante una funcion
data_log_h <- calc_log_returns(data_close_h)
# Se obtienen en temporalidad diaria

```

A datos del `syp500` y `nasdaq` se les establece la columna de `date` y se transforma a tipo fecha, para luego cambiar el nombre de las columnas

```

# Establecer columna de fechas con nombre de filas
sy500_prices <- sy500_prices %>% rownames_to_column(var = "date")
nasdaq_prices <- nasdaq_prices %>% rownames_to_column(var = "date")
# Cambiar formato a fechas
sy500_prices$date <- as.Date(sy500_prices$date, format = "%Y-%m-%d")
nasdaq_prices$date <- as.Date(nasdaq_prices$date, format = "%Y-%m-%d")
# Cambiar el nombre para facilitar reconocimiento
sy500_close <- sy500_prices %>% select(date, GSPC.Close) %>% rename(sy500 = GSPC.Close)
nasdaq_close <- nasdaq_prices %>% select(date, IXIC.Close) %>% rename(nasdaq = IXIC.Close)

```

Después se transforman los precios de cierre a datos diarios, y se ejecuta un `merge` con los datos del `sy500` y `nasdaq` transformados a objeto `xts` para facilitar la unión. También se transforman a cambios logarítmicos y se transforma a data frame con una columna de `date` en formato fecha.

```

# Transformacion a datos diarios
data_close_d <- change_timeframe(data_close_h, "day")
# Merge con objetos xts
data_close_all <- merge(as.xts(sy500_close), as.xts(nasdaq_close), as.xts(data_close_d), all = F)

# Se calculan los cierres diarios a cambios logarítmicos
all_lcrends <- calc_log_returns(data_close_all)
# Se transforma a data frame
all_lcrends2 <- xts_to_dataframe(all_lcrends)

```

A los datos de métricas cripto se les establece el formato fecha a `date`, y se le cambia el nombre a las columnas

```

# Renombrar columnas
btc_dom <- rename(btc_dom, date = DateTime, btc_dom = BTC)
fear_greed_index <- rename(fear_greed_index, date = DateTime, fg_index = "Fear & greed index")
market_cap <- rename(market_cap, date = DateTime, market_cap = "Market cap")
# Establecer formato fecha
btc_dom$date <- as.Date(btc_dom$date, format = "%Y-%m-%d")
fear_greed_index$date <- as.Date(fear_greed_index$date, format = "%Y-%m-%d")
market_cap$date <- as.Date(market_cap$date, format = "%Y-%m-%d")
# Se limpia para solo las columnas deseadas
btc_dom <- btc_dom[1:2]
btc_close <- data_close_d
btc_close2 <- btc_close[1:2]
eth_close <- btc_close[c(1,3)]

```

Al tener distintas fechas, para evitar una mayor pérdida de información se separan en distintas data frames en combinación con `BTC` y `ETH` para facilitar el análisis. El `merge` se realiza con objetos `xts` para facilitarlo.

```

# Se separa en data frames y se une con un merge con objetos xts
btc_w_fgi <- merge(as.xts(btc_close2), as.xts(fear_greed_index), all = F)
btc_w_dom <- merge(as.xts(btc_close2), as.xts(btc_dom), all = F)
btc_w_mcap <- merge(as.xts(btc_close2), as.xts(market_cap), all = F)

eth_w_fgi <- merge(as.xts(eth_close), as.xts(fear_greed_index), all = F)
eth_w_dom <- merge(as.xts(eth_close), as.xts(btc_dom), all = F)
eth_w_mcap <- merge(as.xts(eth_close), as.xts(market_cap), all = F)
eth_w_btc <- merge(as.xts(eth_close), as.xts(btc_close2), all = F)

```

Luego se establecen como cambios logarítmicos y de vuelta a tipo data frame

```
# Calcular cambios log, y convertir a data frame
btc_w_lfgi <- calc_log_returns(btc_w_fgi)
  btc_w_lfgi <- xts_to_dataframe(btc_w_lfgi)
btc_w_ldom <- calc_log_returns(btc_w_dom)
  btc_w_ldom <- xts_to_dataframe(btc_w_ldom)
btc_w_lmcap <- calc_log_returns(btc_w_mcap)
  btc_w_lmcap <- xts_to_dataframe(btc_w_lmcap)

eth_w_lfgi <- calc_log_returns(eth_w_fgi)
  eth_w_lfgi <- xts_to_dataframe(eth_w_lfgi)
eth_w_ldom <- calc_log_returns(eth_w_dom)
  eth_w_ldom <- xts_to_dataframe(eth_w_ldom)
eth_w_lmcap <- calc_log_returns(eth_w_mcap)
  eth_w_lmcap <- xts_to_dataframe(eth_w_lmcap)
eth_w_lbtc <- calc_log_returns(eth_w_btc)
  eth_w_lbtc <- xts_to_dataframe(eth_w_lbtc)
```

Toda esta limpieza deja múltiples data frames a las cuales se les realizara el análisis, en concreto se observan:

- `data_close_all` como objeto con todos los **precios de cierre** de los *activos*
- `all_lcrends2` como objeto con todos los **cambios logarítmicos** de los *activos*
- `btc_w_lfgi` como objeto con datos de **cambios logarítmicos** de *BTC* y el *índice Fear-Greed*
- `btc_w_ldom` como objeto con datos de **cambios logarítmicos** de *BTC* y la *Dominancia de BTC*
- `btc_w_lmcap` como objeto con datos de **cambios logarítmicos** de *BTC* y la *Capitalización de Mercado*
- `eth_w_lfgi` como objeto con datos de **cambios logarítmicos** de *ETH* y el *índice Fear-Greed*
- `eth_w_ldom` como objeto con datos de **cambios logarítmicos** de *ETH* y la *Dominancia de BTC*
- `eth_w_lmcap` como objeto con datos de **cambios logarítmicos** de *ETH* y la *Capitalización de Mercado*
- `eth_w_lbtc` como objeto con datos de **cambios logarítmicos** de *ETH* y *BTC*

Análisis y Resultados

Granger Causality Test

Según Eric (2021), la **causalidad de Granger** es una prueba econométrica utilizada para verificar la utilidad de una variable para pronosticar otra.

$$Y_t = \sum_{n=1}^p a_n Y_{t-n} + \sum_{n=1}^p b_n X_{t-n} + \varepsilon_t$$

Se dice que una variable:

- *Granger-cause* otra variable si es útil para pronosticar la otra variable ($p < 0.05$).
- *Error a Granger-cause* si no es útil para pronosticar la otra variable ($p > 0.05$).

Cabe destacar que esta prueba no proporciona información sobre la relación causal real entre dos variables, sino sobre la capacidad de predicción de una sobre la otra, es decir busca identificar relaciones causa-efecto.

Primero se busca determinar el tipo de datos que serán usados, para ello se realiza una prueba de estacionalidad. Para ello se usa la función `adf.test` de la librería `stats`

```
##
## Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data: all_lcrends$BTC
## Dickey-Fuller = -8.9222, Lag order = 9, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

De esto se concluye que la mejor opción es utilizar los datos en formato cambios logarítmicos, pues son los únicos que pasan la prueba.

De igual forma se realiza una prueba para establecer el número de lags que se usaran para el Granger Test, esto se hace usando la función `VARselect`, de la librería `vars` la cual elige el lag óptimo para los datos.

```
# determinar numero de lags
lag_selection <- VARselect(all_lcrends[, c("symp500", "BTC")], lag.max = 10, type = "const")
# Obtener los lags optimos
lag_selection$selection
```

```
## AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
##      1      1      1      1
```

De dicha prueba se logra determinar que lo mejor es realizar la prueba con un lag de 1.

Al realizar una primera prueba se logra concluir que no existe una relación causal entre las variables, sin embargo, esto es mediante un análisis de toda la línea temporal.

```
# Prueba de causalidad de Granger
granger_test <- grangertest(BTC ~ symp500, order = 1, data = all_lcrends)
```

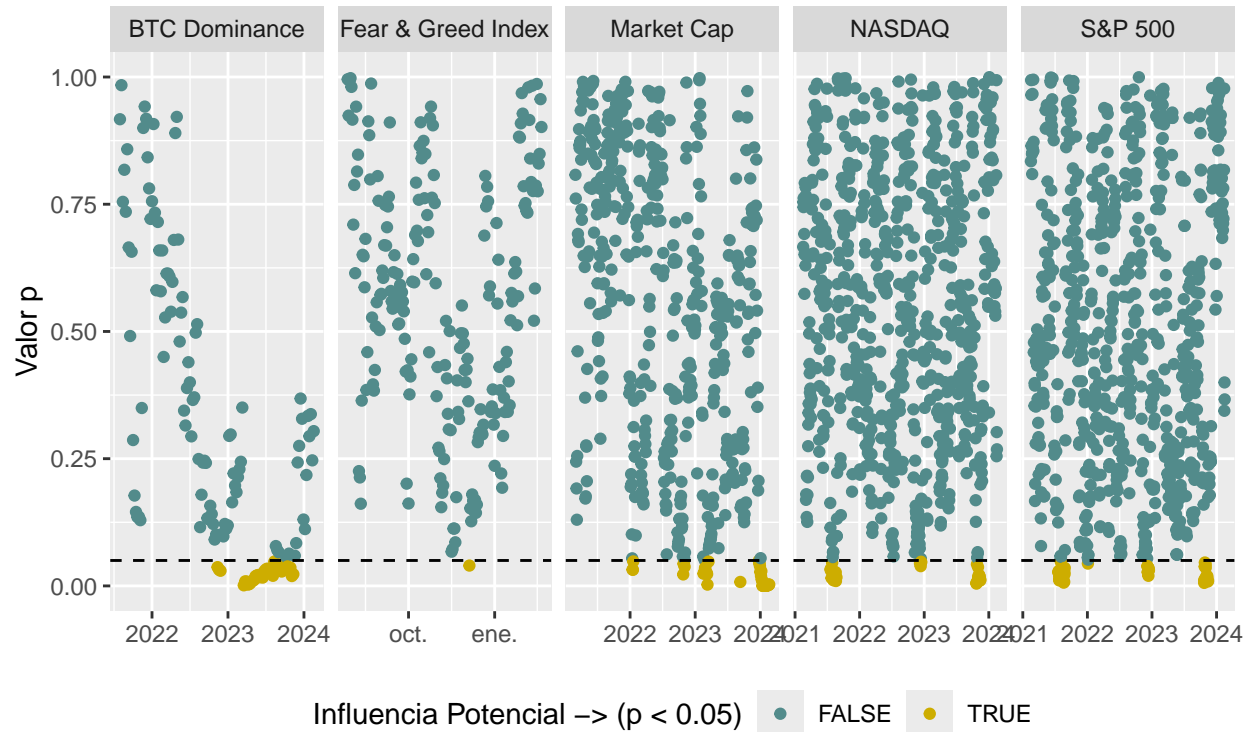
```
## Granger causality test
##
## Model 1: BTC ~ Lags(BTC, 1:1) + Lags(symp500, 1:1)
## Model 2: BTC ~ Lags(BTC, 1:1)
##   Res.Df Df       F Pr(>F)
## 1     782
## 2     783 -1 0.3382 0.561
```

Debido a que el análisis se realiza de una sola vez para todas las series de tiempo, es difícil encontrar patrones reales, siendo que en este caso **no se puede determinar la posible existencia de una relación causa/efecto**, debido a que la **significancia es mayor al 0.05**, por lo que se opta por realizar análisis mediante ventanas de tiempo, buscando encontrar las relaciones a lo largo del tiempo y con todas las variables.

Se obtiene la siguiente figura:

Causalidad de Granger entre Bitcoin y Variables Independientes

Ventana Movil = 30



De este análisis se puede confirmar la posibilidad de que exista una relación causa/efecto entre la dominancia de bitcoin, la capitalización de mercado, el nasdaq y el sy500, al menos durante algunos periodos de tiempo.

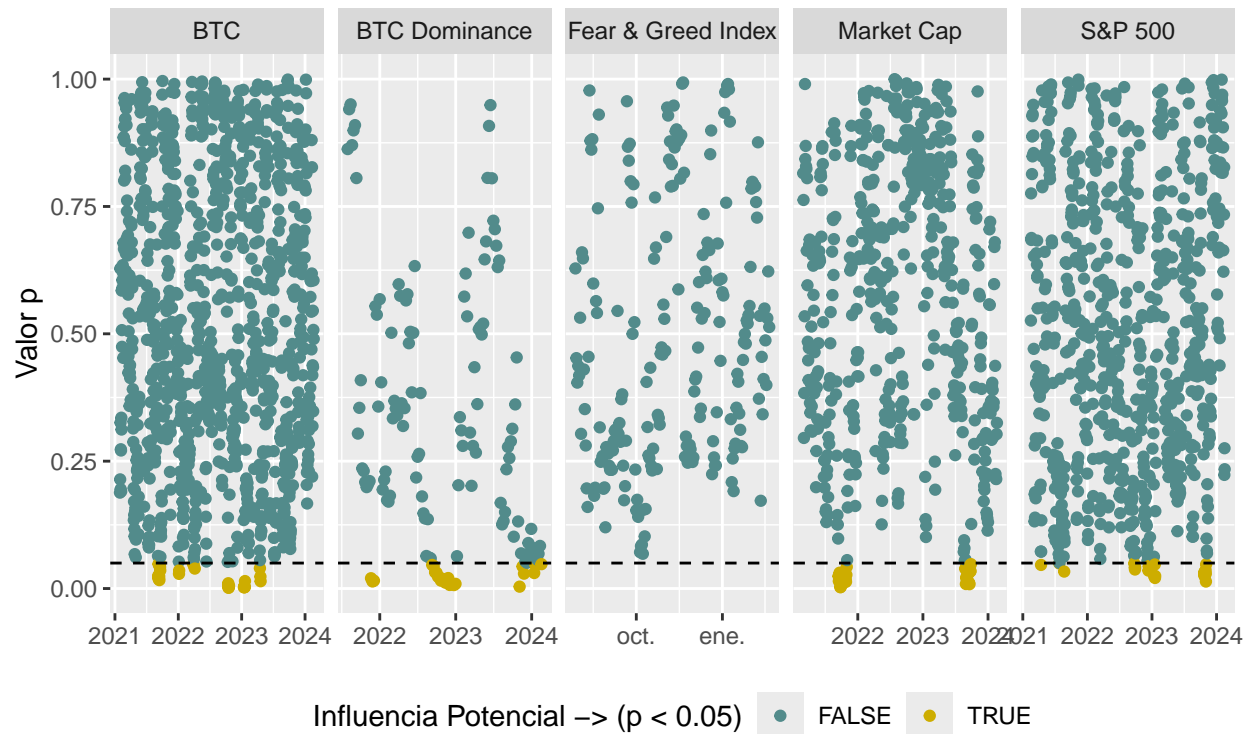
En cuanto a los mercados tradicionales, estos cuentan con una reacción similar, aunque superior por parte del sy500.

En cuanto a las métricas del mercado cripto, la dominancia de bitcoin y la capitalización de mercado tienen un comportamiento en donde al inicio no llegaban a tener una relación ante los cambios en BTC, son embargo, al acercarse cada vez mas a fechas recientes, se logra observar que estas métricas sí pueden tener un impacto o una relación. Por caso contrario, el Fear y Greed Index, no logra brindar evidencia consistente sobre una relación causal con BTC.

Al realizar el mismo análisis, pero ahora respecto a ETH se obtiene la siguiente figura:

Causalidad de Granger entre Ethereum y Variables Independientes

Ventana Movil = 30



Al comparar los gráficos se observa un comportamiento similar al de *BTC* respecto a el *Syp500*, aunque con un impacto menor.

El *Fear y Greed Index* de igual forma no presenta información que apoye una relacion causal.

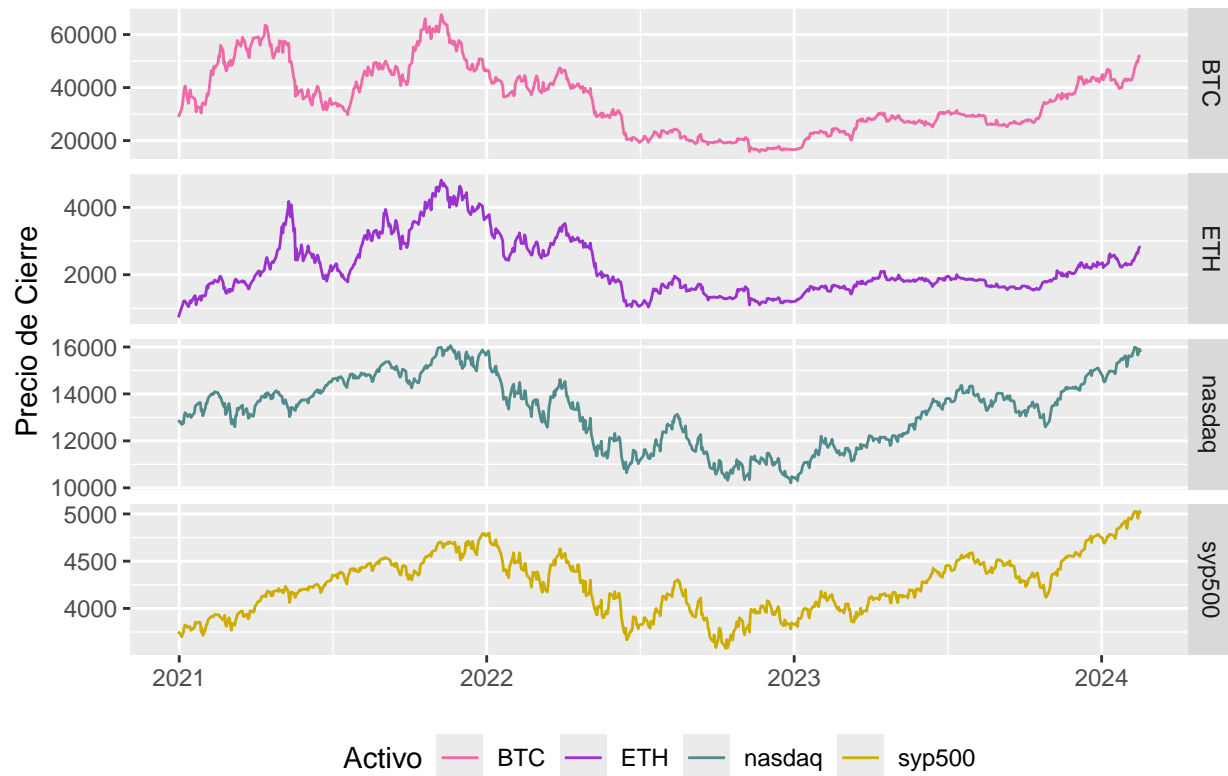
El comportamiento respecto a la *dominancia de Bitcoin*, es menos notorio, sin embargo aun esta presente.

La *capitalización de mercado* tiene efecto únicamente en 2 periodos de tiempo, a finales del 2022 y a finales del 2023.

En cuanto a su relacion causal con *bitcoin*, los resultados, si bien muestra la posibilidad de una relacion causal esta no es tan marcada como se esperaría.

Al comparar los resultados con las gráficas individuales de los activos, presentan movimientos estructurales significativamente similares, con tendencias compartidas en casi todos los casos, sobre todo en cuanto a Bitcoin y Ethereum, se podría llegar a esperar una mayor causalidad, sin embargo, esto se puede ver afectado por la percepción de que la correlación entre las variables implicaría causalidad entre estas, cuando no es completamente así en el caso, ademas de que existen limitantes en cuanto al test de Granger el cual tiene limitantes para detectar cambios estructurales o de alta volatilidad, los cuales son características notables en el mercado de las criptomonedas

Precios de Cierre Bitcoin, S&P 500 y NASDAQ 100



Modelos de Regresión

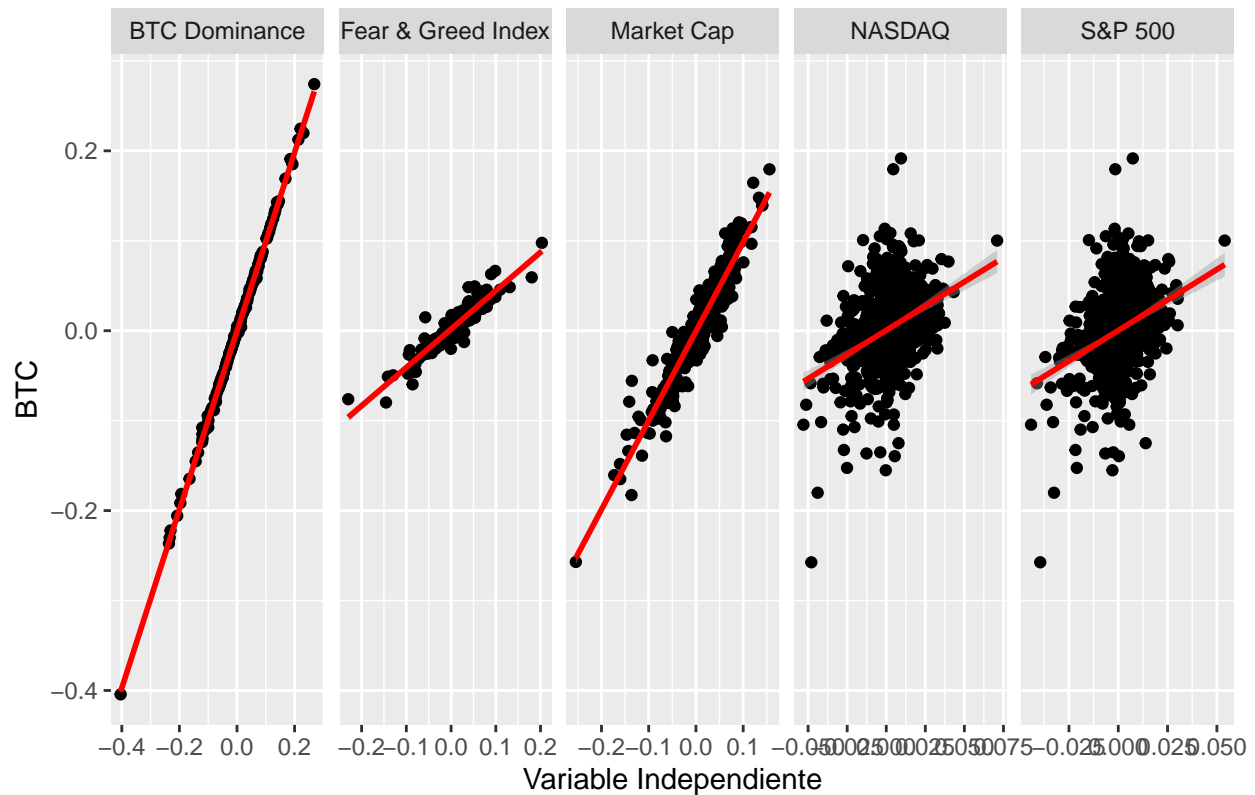
Según Saavedra (2023), La regresión lineal es un modelo matemático que describe la relación entre varias variables. Los modelos de regresión lineal son un procedimiento estadístico que ayuda a predecir el futuro.

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + u_t$$

En este caso se utiliza un modelo de regresión lineal simple entre BTC y cada una de las otras variables de análisis menos ETH, y también se analiza ETH respecto a BTC, `btc_dom`, `fg_index` y `market_cap`.

De la regresión con BTC regresión se obtiene la siguiente gráfica:

BTC vs Variables Independientes



```
##
##
## | R_squared| Adj_R_squared| F_statistic|p_value | std_error|Variable |
## |-----:|-----:|-----:|:-----:|:-----:|:-----:|
## | 0.1335| 0.1324| 120.8321|0e+00 | 0.0379|S&P 500 |
## | 0.1502| 0.1491| 138.5445|0e+00 | 0.0375|NASDAQ |
## | 0.9990| 0.9990| 158033.4986|0e+00 | 0.0029|BTC Dominance |
## | 0.8647| 0.8642| 1502.4713|0e+00 | 0.0077|Fear & Greed Index |
## | 0.9087| 0.9085| 5669.8064|0e+00 | 0.0143|Market Cap |
```

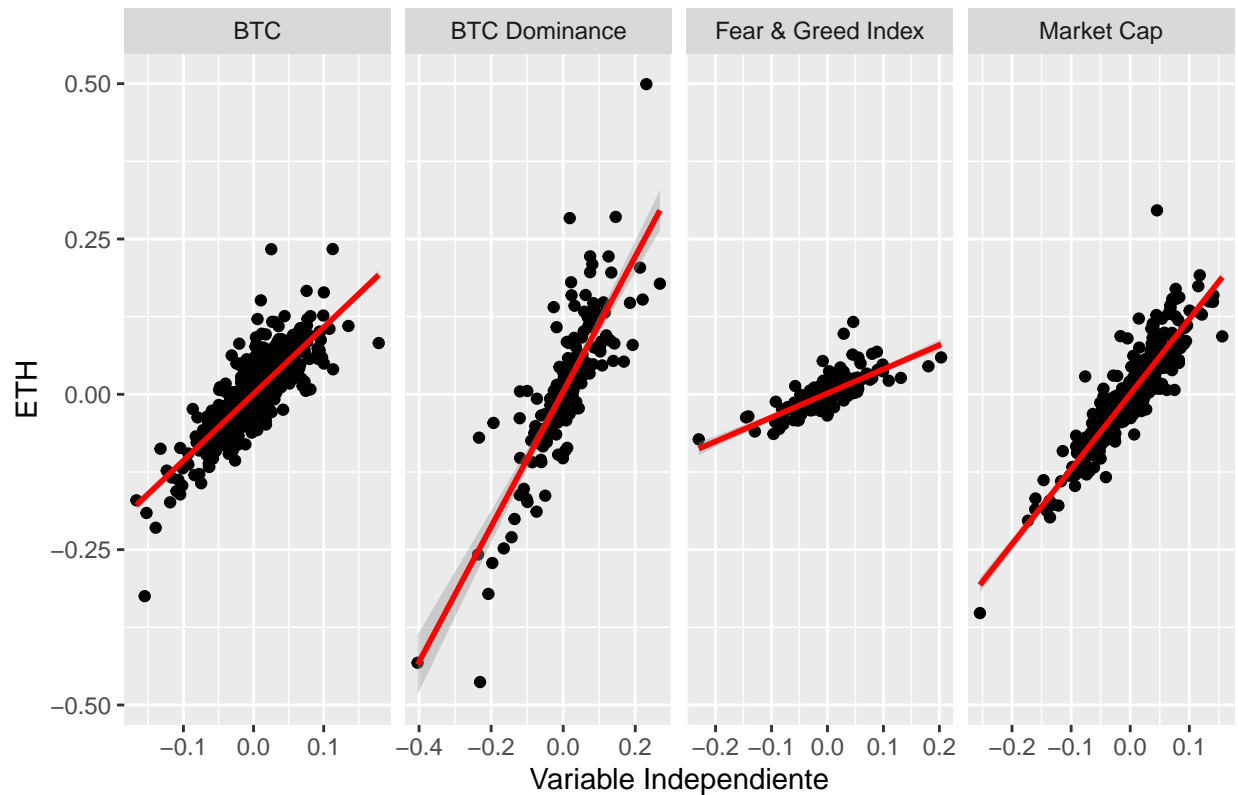
En las regresiones con *Bitcoin* como base, se observa que todas las *métricas del sector crypto* tienen una **fuerte relacion lineal con una baja dispersión**. El caso más llamativo el de la *dominancia de Bitcoin*, siendo que a mas dinero del sector entre a *Bitcoin*, su precio tiende a subir, caso similar al de la capitalización de mercado.

Los *mercados tradicionales*, si bien se puede decir que tienen una relacion positiva significativa, presentan una mayor dispersión , y con comportamientos prácticamente iguales entre si.

Es posible determinar que Bitcoin tiene **una relacion lineal positiva y significativa** con las variables utilizadas.

En cuanto a las regresiones con **ETH** como base, se obtiene los siguientes resultados:

ETH vs Variables Independientes



```
##
##
## | R_squared| Adj_R_squared| F_statistic|p_value | std_error|Variable |
## |-----:|-----:|-----:|:-----|-----:|:-----|
## | 0.6746| 0.6744| 2372.1159|0e+00 | 0.0250|BTC |
## | 0.6843| 0.6823| 348.9583|0e+00 | 0.0682|BTC Dominance |
## | 0.5682| 0.5664| 309.2883|0e+00 | 0.0154|Fear & Greed Index |
## | 0.8198| 0.8195| 2592.8600|0e+00 | 0.0259|Market Cap |
```

Es posible observar una relacion positiva en todas las variables, siendo el caso mas destacable la capitalización de mercado con el poder explicativo más grande, mientras que la variable con el menor poder explicativo es el Fear y Greed Index.

Existe una fuerte relacion con una relativamente baja dispersión entre Bitcoin y Ethereum, siendo congruente con el comportamiento del precio entre ambos activos.

El caso de la dominancia de bitcoin es desconcertante, puesto que una relacion lineal, aunque con una dispersión relativamente mas grande, implicaría que a mayor es la proporción de dinero que entra a Bitcoin respecto al resto de las criptomonedas mayor seria el precio de Ethereum, suceso que no es posible al largo plazo.

Es posible determinar que Ethereum tiene **una relacion lineal positiva y significativa** con las variables utilizadas.

Puntos a destacar

Para mejorar el análisis en futuras ramas de investigación se recomienda el utilizar técnicas de medición de la cointegración entre las variables, o la implementación de métodos de prueba de causalidad no lineal, además de tomar en cuenta la existencia de factores externos que pueden influir en los activos de manera simultanea, buscando así obtener una imagen más completa de las fuerzas que conforman al mercado.

De igual forma es necesario realizar mas pruebas respecto a la relacion lineal que puedan tener las variables, pues se presentan inconsistencias en algunos de los resultados.

Otra posible fuente para próximas investigaciones es la aplicación de metodologías para medir la transmisión de volatilidad entre los diversos activos, ya no solo de los analizados en el presente documento, sino incluir un mayor numero de activos y muestras para una medición mas completa.

Bibliografía

Capitalización de mercado. (2024, 14 mayo). Hablemos de Bolsa. <https://blog.bmv.com.mx/glossary/capitalizacion-de-mercado/>

Crypto Fear & Greed Index | Bitcoin Sentiment | Binance. (s. f.). Binance Square. <https://www.binance.com/en/square/fear-and-greed-index>

Eric. (2021, 29 junio). *Introduction to Granger Causality | Aptech.* <https://www.aptech.com/blog/introduction-to-granger-causality/#:~:text=Granger%20causality%20is%20an%20econometric,for%20forecasting%20the%20other%20variable.>

Gráfico dominio Bitcoin: BTC.D — TradingView. (s. f.). TradingView. <https://es.tradingview.com/symbols/BTC.D/>

Gráficos y Datos del Mercado de Criptomonedas en Tiempo Real | CoinMarketCap. (s. f.). CoinMarketCap. <https://coinmarketcap.com/es/charts/>

Granger causality test for values above a threshold in time series . . . (s. f.). <https://la.mathworks.com/matlabcentral/answers/2011182-granger-causality-test-for-values-above-a-threshold-in-time-series-data>

Saavedra, J. A. (2023, 3 mayo). *Regresión Lineal: teoría y ejemplos.* Ebac. <https://ebac.mx/blog/regreson-lineal>

Top-40 crypto perpetuals hourly prices. (2024, 6 junio). Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/hsergeyfrolov/top-40-crypto-perpetuals-hourly-prices>