

113 學年度第一學期計量經濟學（一） 期末報告

比特幣在加密市場是否對山寨幣具有領導地位

毛靖
經濟五 109102049

This Project	SDGs	Goals
	SDG 1	No Poverty
	SDG 2	Zero Hunger
	SDG 3	Good Health and Well-Being
	SDG 4	Quality Education
	SDG 5	Gender Equality
	SDG 6	Clean Water and Sanitation
O	SDG 7	Affordable and Clean Energy
O	SDG 8	Decent Work and Economic Growth
O	SDG 9	Industry, Innovation and Infrastructure
	SDG 10	Reduced Inequalities
	SDG 11	Sustainable Cities and Communities

SDG 12	Responsible Consumption and Production
SDG 13	Climate Action
SDG 14	Life Below Water
SDG 15	Life on Land
SDG 16	Peace, Justice and Strong Institutions
SDG 17	Partnerships for the Goals

摘要

本研究聚焦於比特幣作為加密市場中領導性資產的角色，分析其價格跳躍對替代幣（如以太坊）市場的影響。研究採用 2022 年全年的 1 分鐘高頻數據檢測比特幣價格的極端波動（正向與負向跳躍），並透過多種計量模型（包括 OLS 模型、RLM 模型、Student-t 分佈模型及滯後項模型）探討其對替代幣市場的影響機制。

研究結果表明，比特幣的正向價格跳躍對替代幣市場產生顯著的短期正向影響，且影響集中於當期與第一期滯後；負向價格跳躍則具有更持久的影響力，延續至第三期滯後。此外，Granger 因果關係檢測與脈衝響應函數分析顯示，比特幣與替代幣之間存在雙向影響，但比特幣在市場中更具主導地位，其價格波動能顯著影響替代幣市場的走勢，而替代幣對比特幣的反向影響較為有限。

本研究進一步發現，加密市場中的流動性指標（如掛單與接單利差、接單溢價）對價格變動具有重要影響，特別是在高頻交易環境中反映市場深度與穩定性的關鍵因素。這些結果不僅證實比特幣的市場領先地位，也對理解加密市場的結構與效率提供了新見解。

關鍵字：比特幣、價格跳躍、替代幣、高頻數據、計量模型、Granger 因果關係

1. 前言

1) 研究動機

加密貨幣市場在近年來迅速發展，已成為全球金融市場中的重要組成部分。其中，比特幣（BTC）作為首個去中心化的數字貨幣，不僅在市值和交易量上保持領先地位，也對整個加密貨幣市場的價格走勢具有重要影響力。與此同時，市場內不同資產之間的高度關聯性也使得比特幣的價格變動可能對替代幣（Altcoins）市場產生深遠影響。了解比特幣價格波動的傳導機制，有助於探索市場的運行規律與潛在的投資機會，亦能為金融風險管理提供實證依據。

2) 理論背景

本研究以市場微觀結構理論為基礎，聚焦於資產價格生成的微觀機制，特別是價格在高頻市場中如何受到信息流動的影響。市場微觀結構理論強調，價格變動並非隨機，而是由資訊不對稱、交易成本及市場流動性等因素驅動。加密貨幣市場中，比特幣價格的極端波動（價格跳躍）反映了市場對重大事件或突發資訊的即時反應，這些波動可能成為影響市場其他參與者行為的重要信號。

3) 研究目的

本研究旨在分析比特幣價格跳躍的市場影響機制。通過使用高頻數據與多種計量模型，本研究試圖回答以下問題：

1. 比特幣價格的極端波動如何影響替代幣市場的價格走勢？
2. 這種影響是否具有持續性，且在不同時間滯後期的特性如何？
3. 加密市場中的流動性指標如何介導比特幣與替代幣的市場聯動？

本研究的結果不僅能豐富對加密貨幣市場運行規律的理解，也對高頻交易策略的設計和市場穩定性政策的制定具有一定的參考價值。

2. 計量模型1：收益特徵

MODEL1：

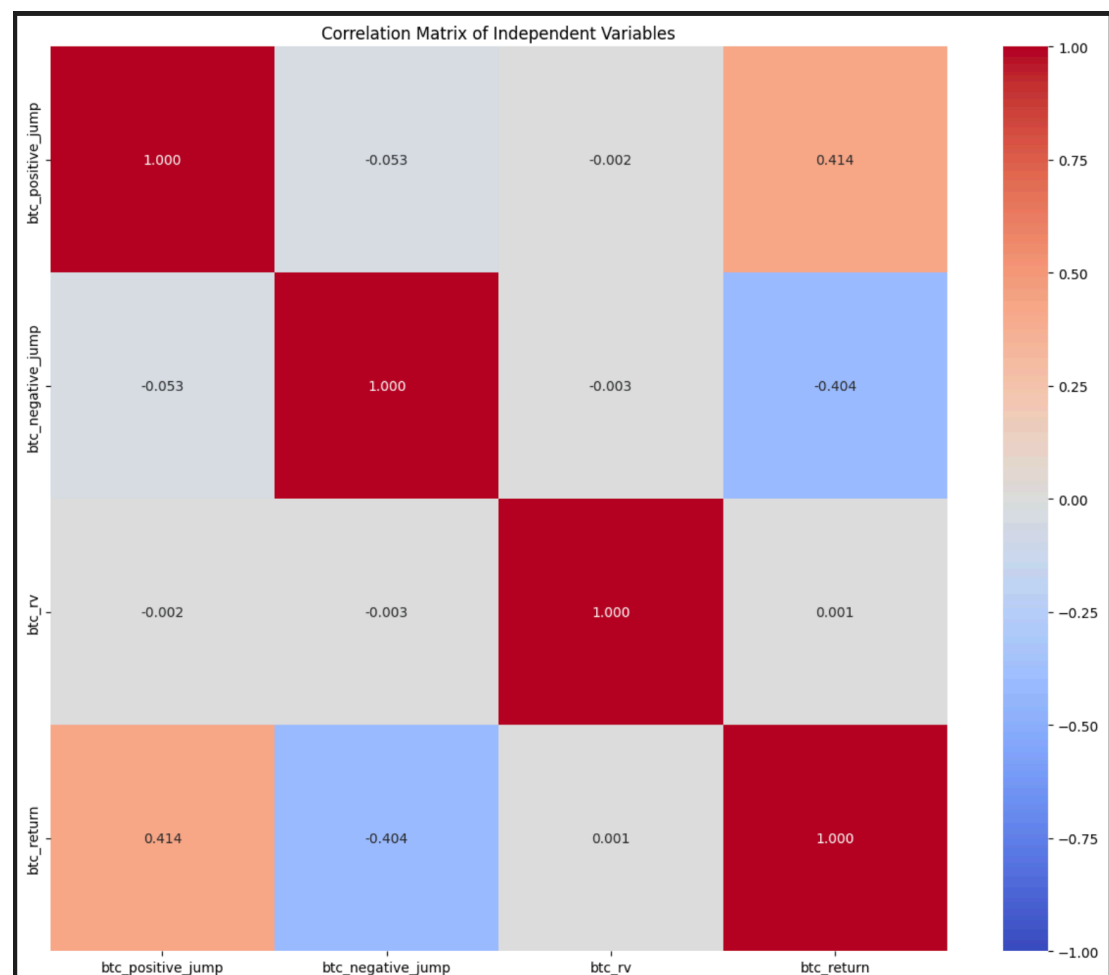
$$R_{\{alt,t\}} = \alpha + \beta_1 \text{Jump}^{+}_{\{BTC,t\}} + \beta_2 \text{Jump}^{-}_{\{BTC,t\}} + \beta_3 RV_{\{BTC,t\}} + \beta_4 R_{\{BTC,t\}} + \varepsilon_t$$

式中，R 皆代表rolling window 內的對數收益率，自變數中與應變數都有放入R，因為我們打算以BTC當作大盤指標，因此我們把BTC的對數收益率放在自變數，而山寨幣(alt coins) 放在應變數（這邊先以以太幣ETH 為例）。

Jump 為使用rolling window (這邊使用w = 60, 總共 60 min 的 k bar) 來計算，我們定義當 jump+為當前BTC log return > rolling window 中的 95 percentile 以上，則認為是positive jump; 而jump - 為當當前BTC log return < rolling window 中的 5 percentile 以下，我們則認為是negative jump。

RV 為 realized volatility, 我們一樣以 rolling 的方式計算 log return 的平方來當作已實現波動度。

2.1 模型設定邏輯



原先以為放入跟log return 相關的自變數會導致模型共線性問題嚴重，其中一種將 return 處理成兩類（正、負）的 dummy variables, 另一類則是把log return 做平方。

但從結果來看，VIF 都 < 5，代表自變數間沒有明顯共線性問題。而根據covariance matrix 來看，最高的變數相關性來到了也只有0.4145 沒有過半。

Variance Inflation Factors:

Variable	VIF
const	3.107204
btc_positive_jump	1.230591
btc_negative_jump	1.218380
btc_rv	1.000017
btc_return	1.466908

Correlation Matrix:

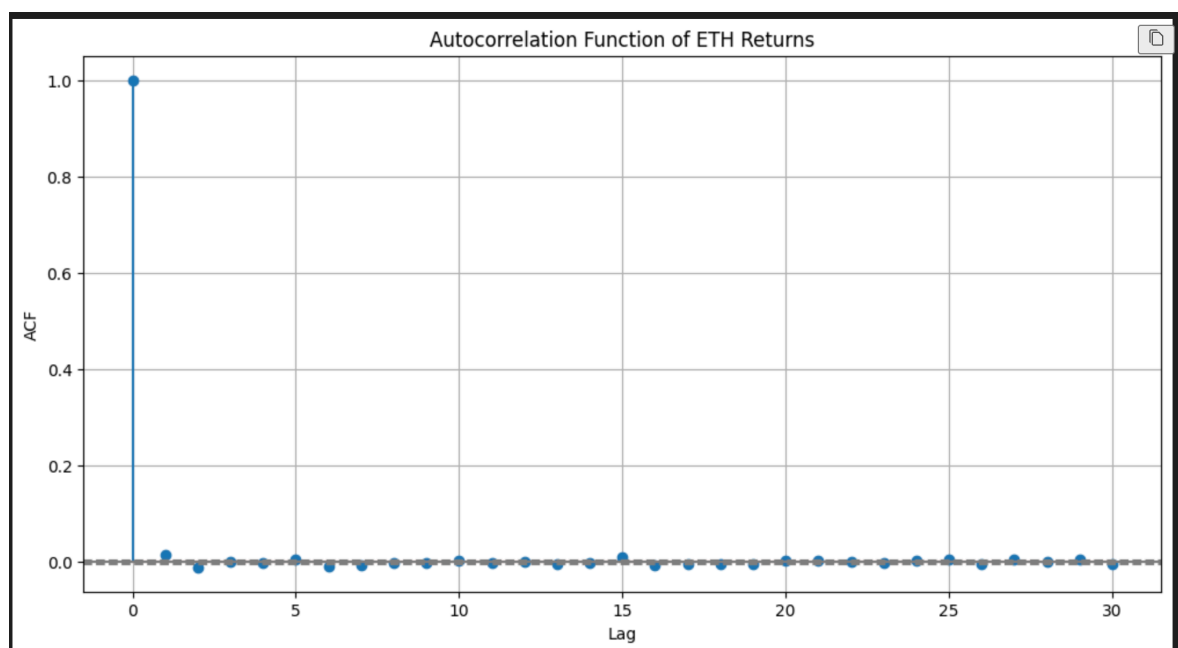
	btc_positive_jump	btc_negative_jump	btc_rv	btc_return
btc_positive_jump	1.0000	-0.0535	-0.0022	0.4145
btc_negative_jump	-0.0535	1.0000	-0.0033	-0.4044
btc_rv	-0.0022	-0.0033	1.0000	0.0010
btc_return	0.4145	-0.4044	0.0010	1.0000

2.2 模型參數解讀

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	log_return_alt	R-squared:	0.761			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.761			
Method:	Least Squares	F-statistic:	2.911e+04			
Date:	Sun, 12 Jan 2025	Prob (F-statistic):	0.00			
Time:	15:12:53	Log-Likelihood:	3.1222e+06			
No. Observations:	518340	AIC:	-6.244e+06			
Df Residuals:	518335	BIC:	-6.244e+06			
Df Model:	4					
Covariance Type:	HAC					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-1.597e-06	2.21e-06	-0.723	0.470	-5.93e-06	2.73e-06
btc_positive_jump	5.013e-05	1.06e-05	4.722	0.000	2.93e-05	7.09e-05
btc_negative_jump	-1.68e-05	1.1e-05	-1.523	0.128	-3.84e-05	4.82e-06
btc_rv	-1.278e-06	0.000	-0.003	0.998	-0.001	0.001
btc_return	1.1387	0.007	162.095	0.000	1.125	1.153
Omnibus:	179857.977	Durbin-Watson:	2.068			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	49549325.794			
Skew:	0.362	Prob(JB):	0.00			
Kurtosis:	50.892	Cond. No.	1.33e+03			

從模型結果可以看到，R squared 來到了0.761，而 Durbin-Watson test 的值为2.068，代表 dependent variable 接近沒有 auto - correlation 的問題。

為了確認，ACF 分析後也得到相同的結論，圖表如下：



回到OLS model result 上來看，從Jarque - Bera test 的 p value 得知目前模型的殘差可能不符合常態分配。由於厚尾的極端狀況時常為財務資料的常態，因此我打算使用 1. RLM 方法：對於處理極端值、非常態分配資料較為適當，以及 2. 教授上課提到的 asymptotic method 來讓往後的 t-test 以及 F-test 具有可參考性。

Asymptotic method 主要參考 https://zhuanlan.zhihu.com/p/701636536?utm_psn=1861798662784569345，因為我的數據量足夠大（518400 row），採樣的是 2022 年一整年的 1 分 k bar，由於這個時間段BTC 整體為下行趨勢，因此想在這樣的情況下，找出潛在的交易機會與指標。

2.2.1 RLM method

Robust linear Model Regression Results

Dep. Variable:log_return_alt

No. Observations:518340

Model:RLM

Df Residuals:518335

Method:IRLS

Df Model:4

Norm:HuberT

Scale Est.:mad

Cov Type:H1

Date:Sun, 12 Jan 2025

Time:15:48:13

No. Iterations:34

coefstd errzP>|z|[0.0250.975]

const-8.955e-079.87e-07-0.9080.364-2.83e-061.04e-06

btc_positive_jump1.294e-052.83e-064.5740.0007.39e-061.85e-05

btc_negative_jump1.256e-052.82e-064.4610.0007.04e-061.81e-05

btc_rv-0.00030.000-1.8640.062-0.0011.31e-05

btc_return1.14450.0011541.0180.0001.1431.146

Jarque-Bera test: stat=49935270.9965, p=0.0000e+00

Skewness: 0.3713

Kurtosis: 48.0784

我們一樣採用 window = 60 的移動窗口，模型的解釋力 R squared 沒有差太多：0.7609，顯著的variables 為：btc_positive_jump, btc_negative_jump, btc_return, 而邊際顯著的是 btc_rv。與前個OLS模型相比，btc_negative 和 btc_rv 都相對更加顯著。不過 JB test 一樣顯示極高的顯著性，代表殘差非正態問題一樣還沒被解決。因此我們將使用大樣本漸進性質來處理這個問題。

Robust linear Model Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	log_return_alt	No. Observations:	516960			
Model:	RLM	Df Residuals:	516955			
Method:	IRLS	Df Model:	4			
Norm:	HuberT					
Scale Est.:	mad					
Cov Type:	H1					
Date:	Sun, 12 Jan 2025					
Time:	16:06:58					
No. Iterations:	40					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

const	-2.316e-07	1.27e-06	-0.183	0.855	-2.72e-06	2.25e-06
btc_positive_jump	-5.484e-05	2.95e-06	-18.588	0.000	-6.06e-05	-4.91e-05
btc_negative_jump	6.355e-05	2.93e-06	21.725	0.000	5.78e-05	6.93e-05
btc_rv	-4.382e-05	3.61e-05	-1.213	0.225	-0.000	2.7e-05
btc_return	1.1591	0.001	1446.720	0.000	1.158	1.161
=====						

Jarque-Bera test: stat=50663326.4059, p=0.0000e+00
 Skewness: 0.3695
 Kurtosis: 48.4924

若改變窗考到一整天的分K 數據 ($w = 1440$)，我們可以看到具有統計顯著性的仍然為 `btc_postivie_jump`, `btc_negative_jump` 和 `return`，而 `R squared` 等整體模型結果並無太多變化，因此我們或許可以推導出 `rolling window` 的大小並非影響模型結果的關鍵因素。

2.2.2 Asymptotic properties test

我們將先透過 ADF, KPSS, Philips-Perron 檢定來判斷資料的平穩性，接著我們將透過 ACF 和 Q test 檢查殘差是否存在序列相關性，再來我們將透過不同窗口

(window_sizes=[20, 40, 100, 200, 500, 1000])的統計量的穩定性，觀察隨樣本量增加後的漸進性質。最後，我們會基於中央極限定理，計算漸進的信賴區間。

在第一個部分的三個檢定的兩個檢定中都得到趨近於0的 p-value，唯獨KPSS 邊際顯著，因此我們暫時認定此序列具平穩性質。

第二個部分序列相關性的test 結果如下：

2. 序列相關性檢定

自相關分析結果（前10階）：

Lag	ACF	Q-stat	p-value	Significance
0	1.000000	0.000000	0.000000e+00	***
1	-0.033794	591.948279	9.443477e-131	***
2	-0.009441	638.147852	2.678889e-139	***
3	-0.006422	659.524139	1.254196e-142	***
4	-0.006531	681.634332	3.302018e-146	***
5	0.000047	681.635464	4.589832e-145	***
6	-0.002046	683.805353	1.918093e-144	***
7	-0.007326	711.622056	2.151591e-149	***
8	-0.001246	712.426235	1.510949e-148	***
9	0.000171	712.441368	1.462081e-147	***

雖然自相關性在所有 lag 中都顯著，但ACF 值都非常小，並不會影響估計的一致性。

3. 大樣本性質檢定

不同樣本大小下的統計特徵：

	mean	std	skewness	kurtosis	positive_jump_freq	negative_jump_freq
20	0.0	0.0005	0.0110	0.9807	0.0284	0.0281
40	-0.0	0.0005	0.0199	1.7532	0.0280	0.0278
100	-0.0	0.0005	0.0232	3.4639	0.0270	0.0268
200	-0.0	0.0005	0.0206	5.5616	0.0262	0.0261
500	0.0	0.0005	0.0210	10.0832	0.0255	0.0250
1000	0.0	0.0005	0.0388	15.5161	0.0245	0.0241

第三個部分觀察不同樣本數量下，中央極限定理的假設是否被滿足，可以觀察到所有window 中的mean 皆趨近於零，符合漸進不偏性，同時正負跳躍頻率對稱，支持估計的穩定性。

```

4. 漸進正態性檢查：
樣本大小： 518,340
平均數： 0.000000
標準誤： 0.000001
95% 漸進信賴區間： [-0.000002, 0.000002]
偏度： 0.3623
峰度： 47.8930
Jarque-Bera 檢定 - 統計量： 49549325.7935, p-value: 0.0000

```

最後是漸進正態性的檢驗，所有結果都支持我們的假設，唯獨極度高的 **kurtosis** 讓我想到可以透過 **student-t distribution** 的假設來處理厚尾的現象，而不是堅持把模型的殘差處理成正態分佈的假設。

2.2.3 Student-t model

特性	原始模型(RLM)	Student-t模型
處理異常值	Huber權重	t分布尾部
分布假設	近似正態	Student-t
參數估計	M估計	MLE
效率性	在正態下高效	在重尾下更高效
計算複雜度	較低	較高

上圖為原先 **RLM** 與目前**student- t model** 性質上的差異，下圖為模型結果：

```

Model Parameters:
Coefficients: [-8.16904795e-07  1.09975879e-05  6.64758603e-06 -3.28849208e-04
 1.14034206e+00]
Standard Errors: [1.02061007e-06  2.86976215e-06  2.84723762e-06  1.78984289e-04
 1.13402811e-03]
T-values: [-8.00408322e-01  3.83222975e+00  2.33474930e+00 -1.83730768e+00
 1.00556772e+03]
P-values: [4.23474628e-01  1.27002034e-04  1.95569010e-02  6.61650595e-02
 0.00000000e+00]
R-squared: 0.7609427009202225
Degrees of Freedom: 2.4856558765388708

```

我們可以發現：

正向跳躍： $p = 0.000127 (< 0.001)$ ，高度顯著；

負向跳躍： $p = 0.0196 (< 0.05)$ ，顯著；已實現波動率： $p = 0.0662 (< 0.10)$ ，邊際顯著；

BTC收益率： $p \approx 0$ ，極度顯著。

與前者模型不同的是：正向跳躍以及負向跳躍的係數在 **t model** 底下皆為正，如果以經濟意涵來解的話，可能可以解釋成：當今天**BTC** 出現極端正向跳躍，投資者認定與**BTC** 具高度關聯的山寨幣**ETH** 也將有短期內的大幅上漲，也可以說是加密市場常見的**spillover effect**；若**BTC** 出現極端負向跳躍，投資者可能更傾向於認為山寨幣具有**mean reversion**的特性，再加上板塊輪動的特性，金流更可能基於避險等需求，在短時間內流入替代性高的山寨幣中。

3. 計量模型2：滯後項模型

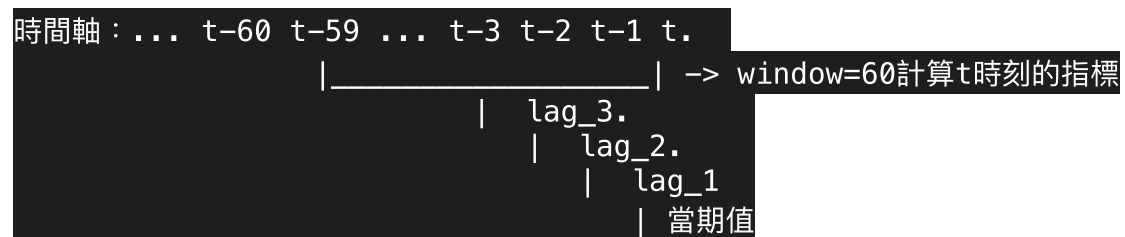
MODEL2：

$$R_{alt,t} = \alpha + \sum_{i=0}^3 (\beta_1 \text{Jump}^+_{BTC,t-i} + \beta_2 \text{Jump}^-_{BTC,t-i} + \beta_3 R_{BTC,t-i}) + \varepsilon_t$$

其中：

- $R_{alt,t}$ 是 altcoin (ETH) 在t時期的收益率
- $\text{Jump}^+_{BTC,t-i}$ 是 BTC 在 t-i 時期的正向跳躍指標
- $\text{Jump}^-_{BTC,t-i}$ 是 BTC 在 t-i 時期的負向跳躍指標
- $R_{BTC,t-i}$ 是 BTC 在 t-i 時期的收益率
- $i = 0, 1, 2, 3$ 代表從當期到三期滯後
- ε_t 是誤差項

圖示化：



3.1 模型結果解釋

Robust linear Model Regression Results						
Dep. Variable:	log_return_alt	No. Observations:	518396			
Model:	RLM	Df Residuals:	518383			
Method:	IRLS	Df Model:	12			
Norm:	HuberT					
Scale Est.:	mad					
Cov Type:	H1					
Date:	Sun, 12 Jan 2025					
Time:	18:18:56					
No. Iterations:	50					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-3.289e-06	6.81e-07	-4.830	0.000	-4.62e-06	-1.95e-06
is_positive_jump_btc	2e-05	2.57e-06	7.790	0.000	1.5e-05	2.5e-05
is_negative_jump_btc	6.577e-07	2.55e-06	0.258	0.797	-4.34e-06	5.66e-06
log_return_btc	1.1423	0.001	1497.847	0.000	1.141	1.144
is_positive_jump_btc_lag_1	1.38e-05	2.57e-06	5.369	0.000	8.76e-06	1.88e-05
is_negative_jump_btc_lag_1	-7.482e-06	2.56e-06	-2.928	0.003	-1.25e-05	-2.47e-06
log_return_btc_lag_1	0.0029	0.001	3.815	0.000	0.001	0.004
is_positive_jump_btc_lag_2	-3.698e-06	2.57e-06	-1.439	0.150	-8.74e-06	1.34e-06
is_negative_jump_btc_lag_2	9.031e-06	2.56e-06	3.534	0.000	4.02e-06	1.4e-05
log_return_btc_lag_2	0.0042	0.001	5.547	0.000	0.003	0.006
is_positive_jump_btc_lag_3	-2.611e-06	2.57e-06	-1.017	0.309	-7.64e-06	2.42e-06
is_negative_jump_btc_lag_3	8.75e-06	2.55e-06	3.429	0.001	3.75e-06	1.38e-05
log_return_btc_lag_3	0.0035	0.001	4.540	0.000	0.002	0.005

1. 當期效應 (t期) :
 - 正向跳躍 (2.000e-05, $p < 0.001$) : 高度顯著正向影響
 - 負向跳躍 (6.577e-07, $p = 0.797$) : 不顯著
 - BTC收益率 (1.142, $p < 0.001$) : 極度顯著的正向影響
2. 第一期滯後 (t-1) :
 - 正向跳躍_lag1 (1.380e-05, $p < 0.001$) : 顯著正向影響
 - 負向跳躍_lag1 (-7.482e-06, $p < 0.01$) : 顯著負向影響
 - BTC收益率_lag1 (2.910e-03, $p < 0.001$) : 顯著正向影響
3. 第二期滯後 (t-2) :
 - 正向跳躍_lag2 (-3.698e-06, $p = 0.150$) : 不顯著
 - 負向跳躍_lag2 (9.031e-06, $p < 0.001$) : 顯著正向影響
 - BTC收益率_lag2 (4.231e-03, $p < 0.001$) : 顯著正向影響
4. 第三期滯後 (t-3) :
 - 正向跳躍_lag3 (-2.611e-06, $p = 0.309$) : 不顯著
 - 負向跳躍_lag3 (8.750e-06, $p < 0.001$) : 顯著正向影響
 - BTC收益率_lag3 (3.464e-03, $p < 0.001$) : 顯著正向影響
5. 整體模型表現 :
 - $R^2 = 0.761$: 模型解釋力強
 - 常數項顯著為負 (-3.289e-06, $p < 0.001$)

6. 所有 independent & dependent variables 的關係：

t期： 正跳躍(+) 負跳躍(ns) 收益率(+)

t-1期： 正跳躍(+) 負跳躍(-) 收益率(+)

t-2期： 正跳躍(ns)負跳躍(+) 收益率(+)

t-3期： 正跳躍(ns)負跳躍(+) 收益率(+)

從以上結果來看，正向跳躍的影響主要集中在當期和lag1，之後消失；負向跳躍的影響當期不顯著，但在lag1至lag3都有顯著影響，顯示負向衝擊的持續性。經濟意義上可能的解釋為：正向跳躍信息較快被吸收（2期內），可能被幣圈解讀為利多消息而信心增強，因此更佳積極的買進，將價格推高。負向跳躍影響較為持久（持續3期），可能反映市場對負面信息的處理較慢，意見可能也較為分歧。

BTC收益率的持續影響：當期影響最強 (係數1.142)，滯後效應逐漸減弱但持續顯著，表明ETH對BTC的價格變動有持續的跟隨效應，與先前的假設相符。

4. 計量模型3：Market Micro-Structure Model

MODEL3：

$$Y_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^4 \beta_i \cdot X_{i,t} + \sum_{i=1}^4 \beta_{i+4} \cdot X_{i,t-1} + \sum_{i=1}^4 \beta_{i+8} \cdot X_{i,t-2} + \epsilon_t$$

其中：Yt 為 log return of ALT coin

- $X_{1,t} = \text{log_return_btc}_t$
- $X_{2,t} = \text{price_impact_btc}_t$
- $X_{3,t} = \text{taker_premium_btc}_t$
- $X_{4,t} = \text{maker_taker_spread_btc}_t$

自變數指標計算：

1. vwap (Volume-Weighted Average Price,成交量加權平均價格):

計算公式: $\text{vwap} = \text{data}['\text{quote_asset_volume}'] / \text{data}['\text{volume}']$

解釋:

這個指標考慮了成交量的權重,能夠更準確地反映市場平均成交價格水平。交易量大的價格水平在計算平均價格時獲得了更大的權重。

2. taker_price (Taker Price,Taker成交價格):

計算公式: $\text{taker_price} = \text{data}['\text{taker_buy_quote_asset_volume}'] / \text{data}['\text{taker_buy_base_asset_volume}']$

解釋:

這個指標計算主動吃單方(Taker)的成交均價。Taker是指直接吃掉訂單簿中已有限價單的一方,通常是更急於完成交易的一方。

3. price_impact (Price Impact,價格影響):

計算公式: $\text{price_impact} = \text{taker_price} - \text{vwap}$

解釋:

價格影響衡量了主動吃單方的成交價格與市場平均價格的差異。這個指標可以反映市場的流動性狀況。價格影響越大,說明Taker的交易行為對價格的影響越大,市場流動性可能越差。

4. **taker_premium** (Taker Premium,Taker溢價):

計算公式: $\text{taker_premium} = (\text{taker_price} / \text{vwap}) - 1$

解釋:

Taker溢價衡量了主動吃單方成交價相對於市場平均價的溢價水平。這個指標反映了Taker為了立即成交而願意支付的額外費用。Taker溢價越高,說明市場越缺乏流動性,或者主動交易需求很強烈。

5. **maker_taker_spread** (Maker-Taker Spread,掛單與接單利差)

計算公式: $\text{maker_taker_spread} = \text{vwap} - \text{taker_price}$

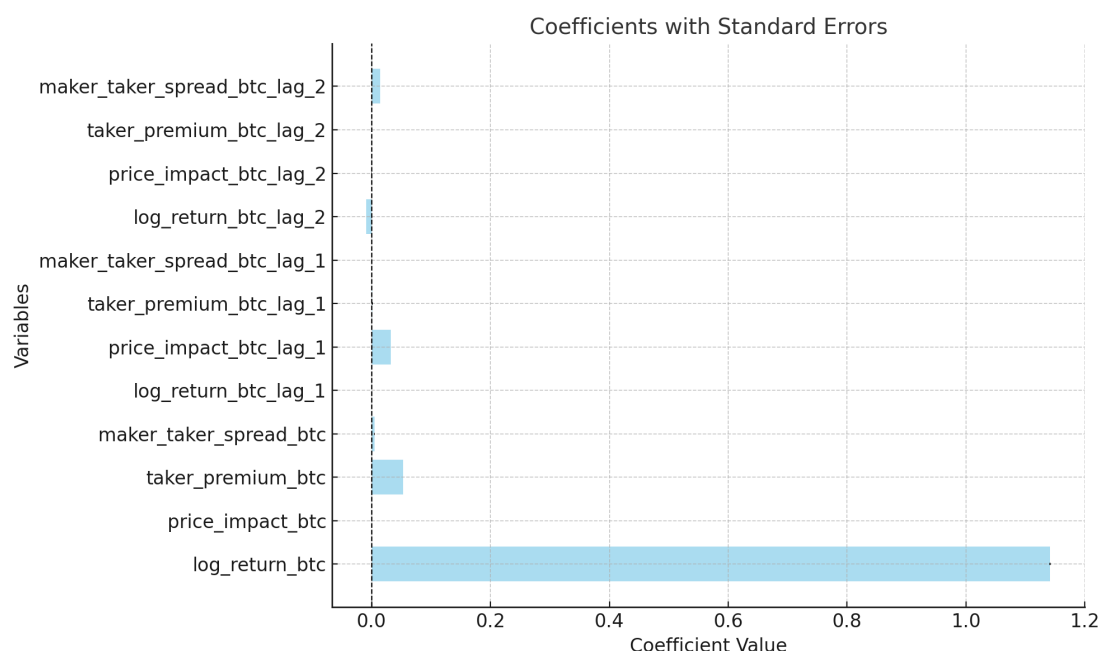
解釋:

掛單與接單利差衡量了市場中掛單方 (Maker) 和接單方 (Taker) 成交價格之間的差距。該指標反映了掛單方是否能以比 Taker 更優惠的價格成交。如果利差較大,說明市場中 Maker 和 Taker 的價格行為存在顯著差異,可能表明市場深度或流動性存在問題。

4.1 模型結果解釋

Market Microstructure Model Results:				
Parameter	Coefficient	Std Error	t-value	p-value
const	-0.000002	0.000001	-4.192169	0.000028 ***
log_return_btc	1.141615	0.000940	1214.806178	0.000000 ***
price_impact_btc	-0.000003	0.000000	-inf	0.000000 ***
taker_premium_btc	0.053388	0.000000	inf	0.000000 ***
maker_taker_spread_btc	0.004612	0.000845	5.461432	0.000000 ***
log_return_btc_lag_1	-0.000001	0.000000	-inf	0.000000 ***
price_impact_btc_lag_1	0.032669	0.000000	inf	0.000000 ***
taker_premium_btc_lag_1	0.001187	0.000799	1.484502	0.137676
maker_taker_spread_btc_lag_1	0.000000	0.000000	inf	0.000000 ***
log_return_btc_lag_2	-0.009234	0.000000	-inf	0.000000 ***
price_impact_btc_lag_2	-0.000147	0.000793	-0.185451	0.852875
taker_premium_btc_lag_2	-0.000000	0.000000	-inf	0.000000 ***
maker_taker_spread_btc_lag_2	0.014486	0.000000	inf	0.000000 ***
Model Statistics:				
Number of Parameters: 13				
R-squared: 0.760984				
Student-t df: 2.485741				
AIC: -6473084.150873				
BIC: -6472939.090441				

由於變數眾多，因此我們將它整理成以下圖表以便觀察：



比特幣的對數收益率 (**log_return_btc**) 對目標變數具有顯著的正向影響，並且影響幅度較大（估計係數為 1.141615），但以lag term 來看，雖然都顯著，但 **coefficient** 並不大。

交易成本相關變數，包括 **taker 溢價 (taker_premium_btc)** 與掛單/接單利差 (**maker_taker_spread_btc**)，對目標變數均有顯著的正向影響。這說明市場中的交易成本在價格形成中起到重要作用：

- **接單溢價 (taker_premium_btc)**：顯示投資者為即時流動性支付的溢價對市場行為有顯著影響，可能反映了流動性匱乏時交易成本的增加對市場價格的推動效應。
- **掛單/接單利差 (maker_taker_spread_btc)**：該變數的正向顯著性則表明市場深度和流動性在價格變化中具有關鍵角色，市場參與者更可能在高利差情境下進行價格調整。

經濟意涵上，這可能預示市場的流動性不足將加劇價格波動，特別是在高頻交易或機構交易行為中。

價格衝擊變數 (price_impact_btc) 的影響雖然顯著，但係數較小 (-0.000003)。這表明比特幣市場對交易量驅動的價格波動具有一定的敏感性，但影響幅度有限。這有可能反映出市場的逐步成熟，對大額交易的影響有所緩解。此外，延遲的價格衝擊變數 (**price_impact_btc_lag_1**) 顯示正向顯著性，表明過去的價格衝擊可能會對當前價格行為產生延續性影響，這與市場中的動能效應一致。此特性在高頻交易環境中可能具有重要價值，因為它可以用來設計基於延遲效應的交易策略。

5. Granger 因果性分析

問題1：有沒有可能因為市場出現極端行情，導致BTC和 ALT coin 短期內return 一起受到影響，而並不存在BTC為leading indicator 的現象？

實驗設計：（觀察三期lag term）

- Null Hypothesis: BTC's log_return does not Granger-cause altcoin's log_return_alt.
- Alt Hypothesis: BTC's log_return does Granger-cause altcoin's log_return_alt.

拿 btc_log_return 作為 leading indicator，觀看是否 granger cause alt_log_return？

```
data = pd.concat([btc_data['log_return'], eth_data['log_return_alt']], axis=1).dropna()
data.columns = ['altcoin', 'btc']
grangercausalitytests(data, maxlag=3)
```

5.1 實驗結果

```
Granger Causality
number of lags (no zero) 1
ssr based F test:      F=48.3381 , p=0.0000 , df_denom=518395, df_num=1
ssr based chi2 test:   chi2=48.3384 , p=0.0000 , df=1
likelihood ratio test: chi2=48.3361 , p=0.0000 , df=1
parameter F test:      F=48.3381 , p=0.0000 , df_denom=518395, df_num=1

Granger Causality
number of lags (no zero) 2
ssr based F test:      F=24.7561 , p=0.0000 , df_denom=518392, df_num=2
ssr based chi2 test:   chi2=49.5128 , p=0.0000 , df=2
likelihood ratio test: chi2=49.5104 , p=0.0000 , df=2
parameter F test:      F=24.7561 , p=0.0000 , df_denom=518392, df_num=2

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test:      F=18.8018 , p=0.0000 , df_denom=518389, df_num=3
ssr based chi2 test:   chi2=56.4062 , p=0.0000 , df=3
likelihood ratio test: chi2=56.4031 , p=0.0000 , df=3
parameter F test:      F=18.8018 , p=0.0000 , df_denom=518389, df_num=3
```

Lag 1（滯後 1 期）

- **F 檢定:** $F = 48.3381$, $p = 0.0000$
- **卡方檢定 (chi2):** $\text{chi2} = 48.3384$, $p = 0.0000$
- **似然比檢定 (Likelihood Ratio Test):** $\text{chi2} = 48.3361$, $p = 0.0000$

解釋:

滯後 1 期下，檢定的所有 p 值均為 **0.0000**，顯著性極高，表明滯後 1 期的變數對目標變數有顯著的 **Granger** 因果關係。

Lag 2 (滯後 2 期)

- **F 檢定: $F = 24.7561, p = 0.0000$**
- **卡方檢定 (chi2): $\text{chi2} = 49.5128, p = 0.0000$**
- **似然比檢定 (Likelihood Ratio Test): $\text{chi2} = 49.5104, p = 0.0000$**

解釋:

滯後 2 期的檢定結果依然顯著，所有 p 值均為 **0.0000**，表明滯後 2 期的變數對目標變數具有顯著的 **Granger** 因果關係，但影響力相較滯後 1 期有所下降 (F 值減少)。

Lag 3 (滯後 3 期)

- **F 檢定: $F = 18.8018, p = 0.0000$**
- **卡方檢定 (chi2): $\text{chi2} = 56.4062, p = 0.0000$**
- **似然比檢定 (Likelihood Ratio Test): $\text{chi2} = 56.4031, p = 0.0000$**

解釋:

滯後 3 期的檢定結果同樣顯著， p 值為 **0.0000**，表明滯後 3 期的變數對目標變數仍然具有 **Granger** 因果關係，但影響力進一步下降 (F 值繼續減少)。

Granger 因果檢定結果表明，滯後 1 期變數對目標變數的因果關係最為顯著，且影響力最大。隨著滯後期數的增加，影響力逐漸減弱，但滯後 2、3 期仍具有顯著的因果關係。這些結果可為經濟建模或市場預測提供重要參考，特別是在構建短期預測模型時，應著重考慮滯後 1 期的數據特徵。

問題2：要是拿Alt coin return 來解釋 BTC 呢？

```
Granger Causality
number of lags (no zero) 1
ssr based F test:      F=160.4878, p=0.0000 , df_denom=518395, df_num=1
ssr based chi2 test:   chi2=160.4887, p=0.0000 , df=1
likelihood ratio test: chi2=160.4639, p=0.0000 , df=1
parameter F test:      F=160.4878, p=0.0000 , df_denom=518395, df_num=1

Granger Causality
number of lags (no zero) 2
ssr based F test:      F=82.5204 , p=0.0000 , df_denom=518392, df_num=2
ssr based chi2 test:   chi2=165.0425, p=0.0000 , df=2
likelihood ratio test: chi2=165.0162, p=0.0000 , df=2
parameter F test:      F=82.5204 , p=0.0000 , df_denom=518392, df_num=2

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test:      F=55.6200 , p=0.0000 , df_denom=518389, df_num=3
ssr based chi2 test:   chi2=166.8623, p=0.0000 , df=3
likelihood ratio test: chi2=166.8354, p=0.0000 , df=3
parameter F test:      F=55.6200 , p=0.0000 , df_denom=518389, df_num=3
```

從結果也都顯著的狀況來看，很有可能證明：There exist Bi-directional relationship between BTC & Alt Coin，意味著我們或許使用 VAR 模型更能解釋這樣的關係。在透過 ADF 檢定證明兩者 log return 皆為定態後：

btc: ADF Statistic = -71.91731738457119, p-value = 0.0

altcoin: ADF Statistic = -71.24974112641695, p-value = 0.0

以下為 VAR 模型結果：

Summary of Regression Results

Model:	VAR		
Method:	OLS		
Date:	Tue, 07, Jan, 2025		
Time:	09:14:23		

No. of Equations:	2.00000	BIC:	-28.8848
Nobs:	518384	HQIC:	-28.8858
Log likelihood:	6.01601e+06	FPE:	2.85038e-13
AIC:	-28.8862	Det(Omega_mle):	2.85004e-13

Results for equation btc

	coefficient	std. error	t-stat	prob
const	-0.000002	0.000001	-1.590	0.112

L1.btc	-0.021466	0.002843	-7.552	0.000
L1.altcoin	0.027936	0.002164	12.906	0.000
L2.btc	-0.015351	0.002845	-5.396	0.000
L2.altcoin	0.001362	0.002166	0.629	0.530
L3.btc	-0.006799	0.002845	-2.390	0.017
L3.altcoin	0.003185	0.002166	1.470	0.141
L4.btc	-0.007312	0.002845	-2.570	0.010
L4.altcoin	0.002542	0.002166	1.173	0.241
L5.btc	0.004788	0.002845	1.683	0.092
L5.altcoin	0.001366	0.002166	0.630	0.528
L6.btc	-0.012184	0.002845	-4.282	0.000
L6.altcoin	0.000184	0.002166	0.085	0.932
L7.btc	-0.010820	0.002845	-3.803	0.000
L7.altcoin	0.000582	0.002166	0.269	0.788
L8.btc	-0.012654	0.002845	-4.447	0.000
L8.altcoin	0.006828	0.002166	3.152	0.002
L9.btc	-0.014291	0.002845	-5.023	0.000
L9.altcoin	0.004784	0.002166	2.209	0.027
L10.btc	0.003659	0.002845	1.286	0.198
L10.altcoin	0.000904	0.002166	0.417	0.677
L11.btc	-0.009196	0.002845	-3.232	0.001
L11.altcoin	0.006113	0.002166	2.822	0.005
L12.btc	-0.008429	0.002845	-2.963	0.003
L12.altcoin	0.006235	0.002166	2.879	0.004
L13.btc	-0.012261	0.002845	-4.310	0.000
L13.altcoin	0.006344	0.002166	2.929	0.003
L14.btc	-0.006705	0.002844	-2.357	0.018
L14.altcoin	0.003788	0.002166	1.749	0.080
L15.btc	0.016825	0.002842	5.920	0.000
L15.altcoin	-0.003109	0.002164	-1.437	0.151

Results for equation altcoin

	coefficient	std. error	t-stat	prob
const	-0.000002	0.000002	-1.269	0.205
L1.btc	0.026480	0.003733	7.093	0.000
L1.altcoin	-0.002399	0.002843	-0.844	0.399
L2.btc	-0.001136	0.003736	-0.304	0.761
L2.altcoin	-0.010076	0.002845	-3.542	0.000
L3.btc	0.009927	0.003737	2.657	0.008
L3.altcoin	-0.004199	0.002845	-1.476	0.140
L4.btc	0.005164	0.003737	1.382	0.167
L4.altcoin	-0.004784	0.002845	-1.681	0.093
L5.btc	0.006623	0.003737	1.772	0.076
L5.altcoin	0.000329	0.002845	0.116	0.908
L6.btc	-0.009166	0.003737	-2.453	0.014
L6.altcoin	-0.002753	0.002845	-0.968	0.333
L7.btc	0.001541	0.003737	0.412	0.680
L7.altcoin	-0.007291	0.002845	-2.563	0.010
L8.btc	-0.010641	0.003737	-2.847	0.004
L8.altcoin	0.005573	0.002845	1.959	0.050
L9.btc	-0.009120	0.003737	-2.441	0.015
L9.altcoin	0.005022	0.002845	1.765	0.078
L10.btc	0.004561	0.003737	1.221	0.222

L10.altcoin	0.000677	0.002845	0.238	0.812
L11.btc	-0.010470	0.003737	-2.802	0.005
L11.altcoin	0.005464	0.002845	1.921	0.055
L12.btc	-0.002465	0.003737	-0.660	0.509
L12.altcoin	0.003181	0.002845	1.118	0.263
L13.btc	-0.013005	0.003736	-3.481	0.000
L13.altcoin	0.005673	0.002844	1.994	0.046
L14.btc	0.001213	0.003736	0.325	0.745
L14.altcoin	-0.001299	0.002844	-0.457	0.648
L15.btc	0.012647	0.003733	3.388	0.001
L15.altcoin	0.001760	0.002842	0.619	0.536

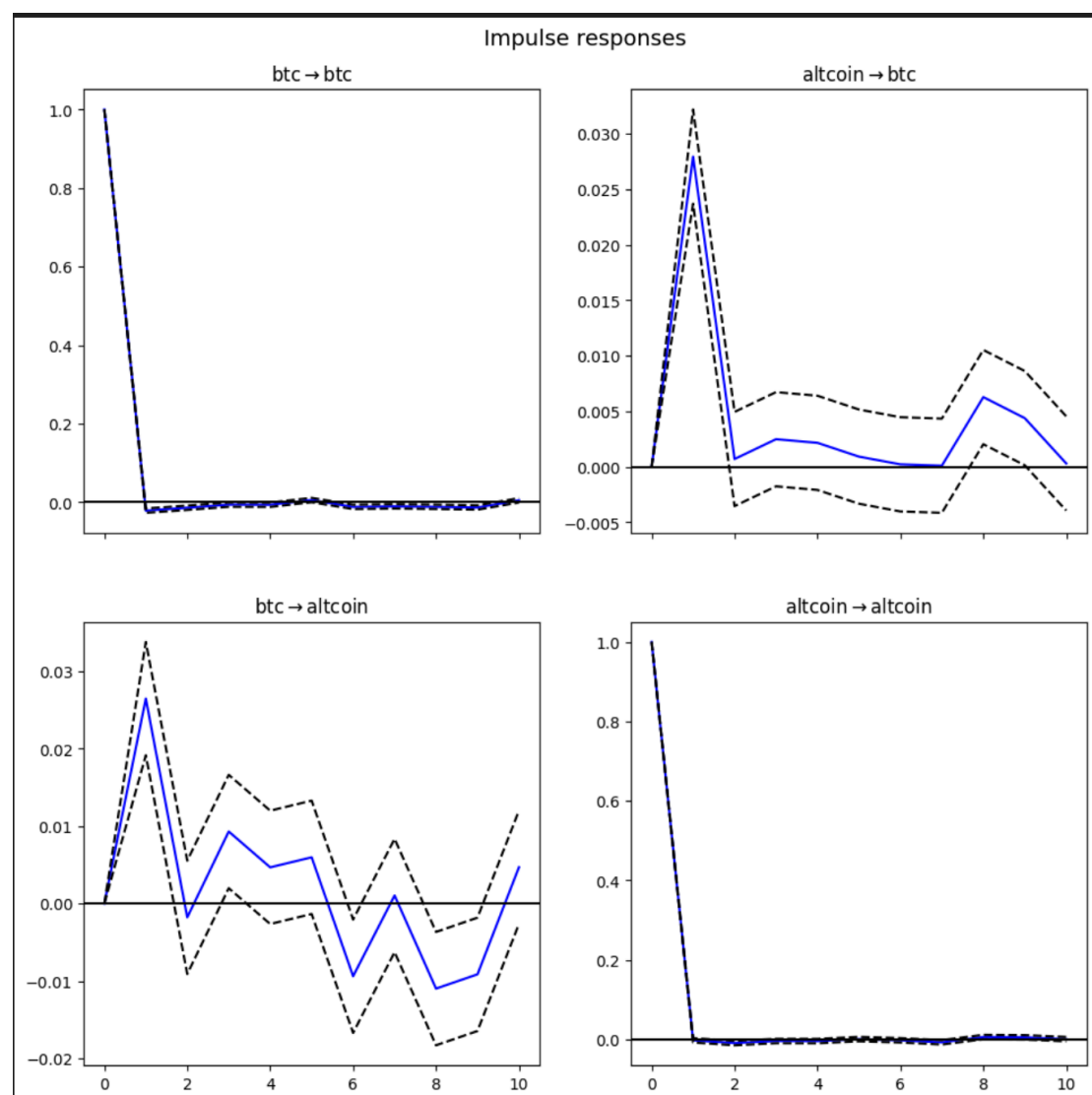
Correlation matrix of residuals

```

      btc altcoin
btc   1.000000 0.872510
altcoin 0.872510 1.000000

```

從結果，可以看出較近期的lag term 顯著性較高，隨著時間的推移，顯著性逐漸下降。比較有趣的是：從L1 來說，BTC & ALT 都顯著影響 BTC 的 log return，但對於 ALT 的log return 來說，卻只有BTC L1 顯著影響。這可能表明了BTC 確實相對其他山寨幣種更具有領先指標的意義。從以下 IRF (impulse response function) 來看：



IRF 顯示，當比特幣受到衝擊時，替代幣的價格迅速做出反應，表明替代幣市場對比特幣的依賴性，同時可以看到有**ALT coin** 反應隨時間推移，有多次拉升的狀況，這可能代表了市場當中不同的玩家對於衝擊所需的不同反應時間。反之，當替代幣受到衝擊時，比特幣的價格變化幅度較小或不顯著，表明替代幣的波動對比特幣影響有限，這進一步反映出比特幣在市場中具有更強的影響力，而替代幣市場主要追隨比特幣的走勢。

透過 **Granger** 因果檢測、脈衝響應函數分析、滯後項顯著性檢測和市場背景的結合，比特幣被我們推導為市場領先角色。它的價格波動不僅能顯著影響替代幣的價格走勢，而且其自身的市場表現也具有更高的穩定性和主導性。這些結果共同構成了比特幣具有市場領先地位的結論基礎。

6. 資料來源、處理與分析

- 資料期間: 2022-01-01 00:00:00 - 2022-12-26 23:59:00年
- 資料來源：Binance API
- 資料頻率: 1分鐘K線
- 樣本選擇: BTC 與 ETH
- 資料清理步驟：
 - 異常值處理
 - 缺失值處理
 - 對數轉換
 - 計算收益率
- 以下為BTC & ETH 的 Dataframe.

	open_time	open	high	low	close	volume	close_time	quote_asset_volume	number_of_trades	taker_buy_base_asset_volume	taker_buy_quote_asset_volume	ignore
0	2022-01-01 00:00:00	46216.93	46271.08	46208.37	46250.00	40.57574	2022-01-01 00:00:59.999	1.875978e+06	796	27.26086	1.260270e+06	0
1	2022-01-01 00:01:00	46250.00	46344.23	46234.39	46312.76	42.38106	2022-01-01 00:01:59.999	1.961908e+06	973	28.92522	1.339049e+06	0
2	2022-01-01 00:02:00	46312.76	46381.69	46292.75	46368.73	51.29955	2022-01-01 00:02:59.999	2.377414e+06	1238	22.74786	1.054135e+06	0
3	2022-01-01 00:03:00	46368.73	46391.49	46314.26	46331.08	30.45894	2022-01-01 00:03:59.999	1.412004e+06	953	16.12179	7.473086e+05	0
4	2022-01-01 00:04:00	46331.07	46336.10	46300.00	46321.34	20.96029	2022-01-01 00:04:59.999	9.710099e+05	591	11.49082	5.323199e+05	0
...
518395	2022-12-26 23:55:00	16931.18	16944.52	16921.54	16925.79	493.19892	2022-12-26 23:55:59.999	8.352277e+06	10669	228.20326	3.864590e+06	0
518396	2022-12-26 23:56:00	16925.79	16939.41	16924.40	16927.61	308.61331	2022-12-26 23:56:59.999	5.225148e+06	6550	155.60933	2.634646e+06	0
518397	2022-12-26 23:57:00	16927.61	16928.43	16916.38	16920.85	166.23704	2022-12-26 23:57:59.999	2.813017e+06	4384	84.82348	1.435348e+06	0
518398	2022-12-26 23:58:00	16920.85	16921.10	16915.71	16918.79	76.21680	2022-12-26 23:58:59.999	1.289493e+06	2815	38.97172	6.593676e+05	0
518399	2022-12-26 23:59:00	16919.51	16923.09	16915.92	16919.39	113.71143	2022-12-26 23:59:59.999	1.923874e+06	3186	68.77202	1.163591e+06	0

518400 rows x 12 columns

	open_time	open	high	low	close	volume	close_time	quote_asset_volume	number_of_trades	taker_buy_base_asset_volume	taker_buy_quote_asset_volume	ignore
0	2022-01-01 00:00:00	3676.22	3687.05	3676.22	3684.84	504.3020	2022-01-01 00:00:59.999	1.856132e+06	749	271.3554	9.986197e+05	0
1	2022-01-01 00:01:00	3684.85	3694.20	3681.33	3691.55	273.0180	2022-01-01 00:01:59.999	1.006818e+06	580	181.6745	6.700959e+05	0
2	2022-01-01 00:02:00	3692.50	3694.42	3687.49	3693.62	216.0824	2022-01-01 00:02:59.999	7.976563e+05	460	80.1555	2.959250e+05	0
3	2022-01-01 00:03:00	3693.63	3695.41	3689.55	3690.58	250.2232	2022-01-01 00:03:59.999	9.237721e+05	448	109.0924	4.027651e+05	0
4	2022-01-01 00:04:00	3690.57	3691.03	3688.00	3690.09	119.8314	2022-01-01 00:04:59.999	4.421674e+05	279	55.1763	2.035886e+05	0
...
518395	2022-12-26 23:55:00	1229.71	1231.09	1226.87	1227.81	1471.7586	2022-12-26 23:55:59.999	1.809334e+06	1407	816.9712	1.004298e+06	0
518396	2022-12-26 23:56:00	1227.81	1229.24	1227.81	1228.02	260.7216	2022-12-26 23:56:59.999	3.202682e+05	484	125.2568	1.538509e+05	0
518397	2022-12-26 23:57:00	1228.01	1228.02	1227.34	1227.63	141.5787	2022-12-26 23:57:59.999	1.738122e+05	286	62.6124	7.686638e+04	0
518398	2022-12-26 23:58:00	1227.63	1227.66	1227.63	1227.66	34.0023	2022-12-26 23:58:59.999	4.174255e+04	179	13.5774	1.666818e+04	0
518399	2022-12-26 23:59:00	1227.65	1228.12	1227.39	1228.11	251.8780	2022-12-26 23:59:59.999	3.092030e+05	242	217.0377	2.664331e+05	0

518400 rows x 12 columns

7. 結論

本研究通過對比特幣（BTC）在加密貨幣市場中的領導地位進行深入分析，揭示了其價格波動對替代幣（Altcoins）市場的顯著影響。基於 2022 年全年的 1 分鐘高頻數據，結合多種計量模型（包括 OLS、RLM、Student-t 模型及滯後項模型）進行的實證分析得出了以下主要結論：

比特幣的主導地位與價格影響力

比特幣作為市場中市值和交易量最高的資產，對替代幣市場具有顯著的價格影響。正向價格跳躍通常伴隨替代幣的短期價格上漲，表明市場對正面信息的快速吸收與反應。而負向價格跳躍則表現出更持久的影響力，反映市場對負面信息的消化更為緩慢且分歧較大。

滯後效應的發現

滯後項模型結果顯示，正向跳躍的影響主要集中在當期和第一期滯後；負向跳躍的影響則延續至第三期滯後。這表明，市場參與者對正面消息反應更迅速，而對負面消息的處理可能需要更長時間。

雙向影響與市場依賴性

Granger 因果檢測和脈衝響應函數（IRF）分析表明，比特幣與替代幣之間存在雙向影響，但比特幣對替代幣的價格主導作用更為顯著。當比特幣受到衝擊時，替代幣價格迅速反應；反之，替代幣價格對比特幣的影響較為有限，進一步證實比特幣的市場領先地位。

市場微觀結構與交易成本的作用

通過分析市場微觀結構指標（如掛單與接單利差、接單溢價），發現這些流動性指標對價格變動具有重要影響。高交易成本通常伴隨著市場流動性不足，進一步加劇了價格波動。

模型與數據的實用性

本研究在多種模型中證實，比特幣價格波動的統計特徵和實證結果在不同的時間窗口下保持穩定，表明研究方法的穩健性。這為高頻交易策略的設計提供了參考依據，並對加密市場的穩定性和效率研究具有重要意義。

總結而言，本研究不僅深化了對加密貨幣市場價格動態和市場結構的理解，還為未來的市場預測模型和交易策略設計提供了實證支持。比特幣作為市場的核心資產，其價格波動不僅是一種市場信號，也在替代幣市場的價格形成中發揮了重要作用。

參考文獻

Tian, J. and Mikhelson, I. (2023), “The Pricing Myth of Altcoins: Statistical and Empirical Evidence of Market Consolidation Driven by Short-term Bitcoin Momentum”, Northwestern University.

Granger, C. W. J., and Newbold, P. (1974). “Spurious regressions in econometrics.” *Journal of Econometrics*, 2(2), 111-120. Amsterdam: Elsevier.

https://zhuanlan.zhihu.com/p/701636536?utm_psn=1861798662784569345

程式碼附件

由於程式碼繁多，截圖將導致畫面混亂，因此附上github連結，由於使用ipynb檔案，因此可直接查看code 以及跑出結果。連結如下：

https://github.com/adenmao1202/skl_courses/blob/main/econometrics/Final/econ_final.ipynb