

投資者情緒、商品期貨與比特幣之關聯性研究

連婉筑*

摘 要

本研究旨在財務經濟或環保能源經濟中探究不同時間軸之下，效率市場假說應用於比特幣市場能否成立？在此期間比特幣的波動性是屬於經濟基本面還是投資者情緒的表現？以及探討原油、比特幣和二氧化碳(CO₂)這三者之間是否有因果關係？

因此本研究分為主題一：「經濟基本面和投資者情緒對比特幣波動性的影響」，以及主題二：「原油和比特幣對二氧化碳排放之影響」。

針對主題一，本研究基於效率市場假說和噪音交易者理論，分別建構了經濟基本面和投資者情緒的模型。研究結果顯示，短期是投資者情緒模型變數，長期是經濟基本面模型變數顯著影響比特幣的波動性，意味著這些變數可以作為衡量比特幣波動性的指標。

就主題二，本研究建構原油、比特幣和二氧化碳 CO₂ 的分位數中介分析模型，發現比特幣在原油對 CO₂ 排放的影響中是有部分中介效果，以及原油與 CO₂ 排放之間的關聯包含直接和間接影響，而且 CO₂ 排放量分佈越高，原油的正向影響越大。

關鍵字：BTC、投資者情緒、原油、CO₂、分位數中介分析

JEL 分類代號：C21, F64, F65

* 中華大學管理博士學位學程博士，明新科技大學財金系兼任助理教授，「2024 臺灣銀行經濟金融論文獎」博士組優選獎得主

壹、緒論

本研究旨在以向量誤差修正模型(Vector Error Correction Model, VECM)和分位數中介分析的方法，從財務經濟和環境保護方面探討投資者情緒、商品期貨與比特幣(Bitcoin, BTC)之關係研究。

傳統的理性預期理論是假設投資者在做出決策時是理性且具有完全的信息，即有效市場假說(Efficient Market Hypothesis, EMH)。然而，投資者的決策行為往往受到情緒的影響，該情緒可形成一種「羊群行為」，即投資者們在無法確定真實價值的情況下，傾向於跟隨主流趨勢或其他投資者的行動。該理論引起本研究試圖從 EMH 和噪音交易者理論(Noise Trader Theory)來分析 BTC 波動性的動機。

至於商品期貨中的原油和 CO₂ 碳權在環保議題方面，近年隨著全球經濟快速發展和科技不斷進步，能源和環境議題日益受到關注。BTC 的採礦過程需要大量的計算力和電力消耗，導致對 BTC 碳足跡的擔憂，因而引起從商品期貨所延伸出原油、BTC 和 CO₂ 排放彼此之間，探討它們的相互關聯性、可持續性和環境衝擊等方面之研究動機。

對於主題一本研究以 EMH 為基礎建構經濟基本面，以噪音交易者理論為基礎建構投資者情緒面，應用 VECM 方法探討影響 BTC 波動性之關聯性。其主要目的如下：

1. 以 VECM 分別建立經濟基本面和投資情緒面模型。
2. 長期和短期而言，分別探討 BTC 存在經濟基本面的 EMH 還是投資情緒面的噪音交易者理論。
3. 長期和短期而言，找出在經濟基本面和投資情緒面可當作 BTC 投資者參考指標的變數。

對於主題二本研究旨在應用分位數中介分析方法，探討 BTC 在原油對 CO₂ 排放之間的中介效果，以深入了解原油對於 CO₂ 排放變化的作用機制以及它們之間的交互作用。其主要目的如下：

1. 以分位數中介分析方法，建立原油、BTC 和 CO₂ 排放之間關係模型。
2. 找出原油在 CO₂ 排放之每一個區間範圍內的影響。
3. 透過 BTC 中介效果，探討原油對 CO₂ 排放是否存在直接或間接影響、或同時存在直接與間接影響。

4. 以 BTC 中介效果而言，探討 BTC 與 CO₂ 排放之間以及原油與 CO₂ 排放之間的非線性關係。

本研究流程共分成五大章節，分別說明如下：第壹為緒論，說明本研究對於投資者情緒對 BTC 波動性之研究的財經議題；以及從商品期貨中延伸出原油和 BTC 對 CO₂ 排放的環保議題。第貳為文獻探討，分別探討在投資者情緒變數、商品期貨變數與 BTC 相關的文獻。第參則研究「經濟基本面和投資者情緒對比特幣波動性的影響」，其內容有該主題的數據描述、建模和研究方法和實證結果與分析。第肆則研究「原油和比特幣對 CO₂ 排放之影響」，其內容有該主題的數據描述、建模和研究方法和實證結果與分析。第伍為結論與建議。

貳、文獻探討

本研究藉由國內外相關研究理論與結果之文獻為基礎，深入分析與探討 BTC 在經濟面和環保面的問題。本章之文獻探討分為四段：第一、經濟基本面、投資者情緒與比特幣相關；第二、商品期貨之原油與 CO₂ 排放之間的關聯性；第三、原油與比特幣之間的關聯性；第四、比特幣與 CO₂ 排放之間的關聯性。

一、經濟基本面、投資者情緒與比特幣相關

Malkiel and Fama 在 1970 年提出 EMH 之後受到批評，認為不可能存在這樣的市場，因為如果價格反映了所有的訊息，那麼投資者就不擔心獲取訊息的成本高昂(Grossman & Stiglitz, 1980)。EMH 不支持者對於 BTC 市場實證結果認為，造成此爭議的主因之一是因人們不是那麼理性，投資行為隨著時間的變化而改變(Cheah, Mishra, Parhi, & Zhang, 2018)。然而 EMH 支持者則認為 BTC 市場有能力而且它也反映了所有已知的訊息(Bariviera, 2017)。

噪音交易者理論認為，由於從眾行為，情緒驅動的 Noise Trader 其交易一致，導致交易量迅速增加，所有這些因素都導致市場波動性增加(Blasco, Corredor, & Ferrer, 2018)。而且，情緒不僅會影響不成熟的 Noise Trader，還會影響理性投資者(Alfano, Feuerriegel, & Neumann, 2015)。在疫情大流行期間 Susana, Kavisamathi, and Sreejith(2020)則認為市場漲跌時沒有發現羊群效應。但是 Chen, Liu, and Zhao (2020) 認為恐懼情緒加劇了市場波動，他們發現 BTC 的負報酬和高交易量可對疫情的恐懼情緒來解釋。

二、原油與二氧化碳排放之間的關聯性

人們普遍認為石油消耗是 CO₂ 排放的主因之一。這包括意外洩漏和管道破裂造成的陸地和海洋污染，以及石油鑽井、生產、運輸、儲存等上游行業活動，以及煉油、運輸和銷售等下游活動(El-Houjeiri, Brandt, & Duffy, 2013)。Gao, Wang, Gao, and Tao (2012) 亦揭示了原油運輸環節能量消耗和環境污染，並指出運輸方式和距離是影響原油能量消耗及氣體排放的關鍵因素。

此外，CO₂ 排放的影響在石油出口國和進口國之間差異很大 (Hasanov, 2018)。例如，Alshehry and Belloumi (2017)發表了在 1971 年至 2011 年間探索了 Saudi Arabia 的 EKC 理論(Kuznets, 1955)，但未發現石油運輸產生的 CO₂ 排放與經濟增長之間存在倒 U 型聯繫的跡象(Panayotou, 1993)，表示原油出口國並不一定會因經濟增長而增加 CO₂ 排放量。然而，以 Pakistan 為例，Rahman and Ahmad (2019)使用擴展的 EKC 理論(Sreenu, 2022)，發現煤炭和原油消耗在 CO₂ 排放中起著至關重要的作用，證明在長期和短期內都存在倒 U 型相關，表示原油進口國的 CO₂ 排放量在最初因經濟增長而增加後往往會減少。

三、原油與比特幣之間的關聯性

一些研究表明，BTC 和原油的價格波動存在雙向相互關係。例如，黃秀雅(2021)發現原油和 BTC 之間存在因果關係，長期有穩定的均衡關係，但是變數之間共整合關係受到政經衝擊事件(例如：疫情大流行)而改變。游家綺(2022)證實不論疫情前後，原油對 BTC 風險值是減少的，視為有效避險。Liu, Liang, and Cui (2022)發現石油衝擊和 BTC 波動之間存在顯著聯繫，驗證了它們在不同時間尺度上隨時間推移存在因果關係。此外，Wang et al. (2022)指出加密貨幣環境關注指數與布蘭特原油和 BTC 顯著正相關。尤其 BTC 價格的大幅下跌對原油價格產生了實質性影響，從而對石油出口國產生顯著影響 (Kaabia, 2020)。Rehman and Kang (2021) 則認為 BTC 挖礦與能源消耗有關，能源定價水準對比 BTC 比特幣採礦作業有重大影響。

Selmi, Mensi, Hammoudeh, and Bouoiyour (2018)認為 BTC 還受到各種類型的油價走勢的影響，因此，有必要檢查跨時間跨度的原油和 BTC 收益之間的關聯程度，所以採用分位數迴歸估計，調查 BTC 是否可以作為原油的對沖工具。Das, Loux, Jana, and Dutta (2020)也使用分位數迴歸模型檢查了 BTC 對原油隱含波動率(OVX)和結構性衝擊的對沖和避險屬性。

四、比特幣與二氧化碳排放之間的關聯性

根據中國國家統計局 2017 年的一份報告，原油煉油行業佔全國電力消耗的 12.5%。所謂原油煉製行業的 CO₂ 排放必須考慮到電力、蒸汽和熱力的產生 (Jia, et al., 2020)。同樣地，BTC 是一種耗電大的加密貨幣(Bouri, Jalkh, Molnár, & Roubaud, 2017)。其挖礦導致能源消耗增加以及與挖礦相關的污染產生 CO₂ 排放(Wang, Lucey, Vigne, & Yarovaya, 2022)。

文獻研究顯示，BTC 的能源消耗和碳足跡與其交易量直接相關，能源消耗對 BTC 報酬和交易量有反向的預測能力，能以可持續創新來阻止其碳足跡(Huynh, Duong, Burggraf, Luong, & Bui, 2022)。加密貨幣需求對環境退化具有因果效應，而且存在非對稱因果效應(Erdogan, Ahmed, & Sarkodie, 2022)。

為了解決此問題，中國於 2021 年禁止加密貨幣開採，導致全球約一半的礦工遷移到伊朗和哈薩克等鄰國。雖然中國的 CO₂ 排放立即減少，但問題轉移到其他地區並導致該區的 CO₂ 排放量增加(Truby, Brown, Dahdal, & Ibrahim, 2022)。從可持續性的角度來看，加密貨幣挖礦產生的 CO₂ 排放對環境造成嚴重的危害。

參、經濟基本面和投資者情緒對比特幣波動性的影響

一、建立模型

本研究對於經濟基本面指標之建立參考了以下的文獻，例如，Dyhrberg (2016) 認為 BTC 與美元和主要股票市場指數具有對沖能力。Corbet, Larkin, Lucey, Meegan, and Yarovaya (2020)則根據國內生產毛額(GDP)、失業率(UR)、消費者物價指數(CPI)和耐用品建構情緒指數。Baker and Wurgler (2007) 則以工業生產成長建構成經濟基本面因素之一。

對於情緒指標之建立，本研究參考了以下的文獻，例如：Chuang, Ouyang, and Lo (2010) 認為以交易量衡量的投資者情緒變化對台灣證券交易所的市場波動有顯著影響。然而 Dastgir, Demir, Downing, Gozgor, and Lau (2019)則表示因 Google 使用者的關注影響 BTC 的價格波動。Felix (2019)亦提出 Google 或 Twitter 趨勢其推文的成交量，無論價格方向如何都是該方向的指標。至於 S&P500 指數(亦稱恐慌指數，VIX)被廣泛用做投資者恐懼指標(Mele & Obayashi, 2015)。

本研究採用了 Investing.com 數據庫中每日資料，而且全部變數轉換成對數形式[失業

率(Unemployment Rate, UR)、消費者物價指數變動率(Rate of change in the Consumer Price Index, CPI)、美國工業生產指數變動率(Rate of change in the Industrial Production Index, IPI)除外], 收集 BTC 價格(Log Bitcoin Price, LBP)、那斯達克指數(Log NASDAQ, LNDX)、美元指數(Log DXY, LDXY)和 S&P500 恐慌指數(Log VIX, LSPVIX) 每日收盤價, 以及美國失業率(UR)、美國消費者物價指數變動率(CPI)、美國工業生產指數變動率(IPI)、BTC 每日交易量(Log Volume, LVOL), 並且採用 coinglass 數據庫中 BTC 每日恐懼與貪婪指數(Log Fear & Greed Index, LFG)、BTC 每日 Google 趨勢(Log Google Trends, LGG)、BTC 每日波動率(Log Bitcoin VIX, LBVIX)。由於 2018 年 2 月 1 日 coinglass 數據庫開始建立 BTC 的恐懼與貪婪指數(LFG), 為了橫斷面資料的一致性以及 BTC 價格變動不斷變化之證據, 本研究採取 2018 年 2 月 1 日至 2021 年 12 月 31 日之日資料, 分別建構了經濟基本面和投資情緒面的模型。

其中經濟基本面包含 LNDX、LDXY、UR、CPI、IPI 等變數, 至於投資情緒面包含 LFG、LGG、LBVIX、LSPVIX、LVOL 等變數。表 1 即為經濟基本面和投資情緒面的敘述統計。

二、敘述統計

由表 1 數據顯示, UR 和 IPI 變動率在樣本期間存在最大差異, 呈現出厚尾高峽峰, 表示在此期間存在高度不確定性。意味著在樣本期間中 2020 年至 2021 年的疫情流行期間, 屬於經濟基本面指標的 UR 和 IPI, 因封城或鎖國造成工業的停擺與失業潮, 如圖 1 所示。觀察投資情緒面指標的 BTC 每日交易量, 發現在疫情發生時和發生後交易量暴漲又暴跌的異常表現, 如圖 2 所示。JB 統計量則表示樣本期間呈看漲趨勢, 經濟基本面的 UR、CPI、IPI 的標準差都高於其他變數, 表示該三者變數的變異高於其他變數。所有變數中 BTC 和 UR 的平均波動最高。

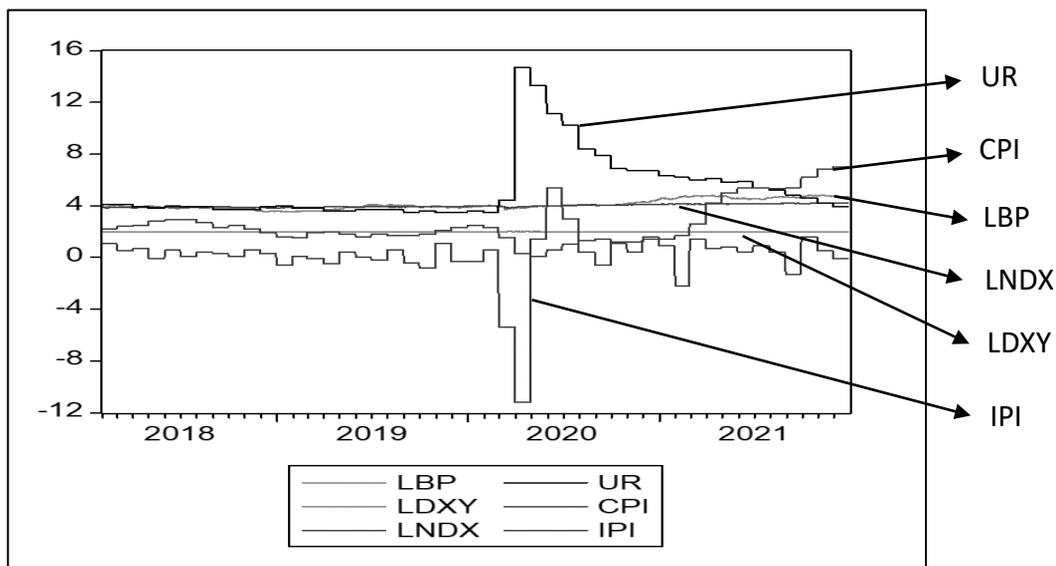


圖 1 經濟基本面歷年波動圖

表 1 經濟基本面和投資情緒面波動敘述統計表

經濟基本面	LBP	LDXY	LNDX	UR	CPI	IPI
Mean	4.094	1.977	3.984	5.288	2.563	0.096
Median	3.970	1.979	3.933	4.000	2.100	0.400
Maximum	4.829	2.012	4.205	14.700	7.000	5.400
Minimum	3.509	1.947	3.791	3.500	0.100	-11.200
Std. Dev.	0.369	0.013	0.118	2.535	1.656	2.155
Skewness	0.649	-0.227	0.487	2.119	1.232	-3.015
Kurtosis	2.160	2.044	1.707	7.202	3.655	17.671
Jarque-Bera	142.593***	66.796***	156.231***	2123.02***	387.745***	14992.5***
Observations	1430	1430	1430	1430	1430	1430
投資情緒面	LBP	LFG	LGG	LVOL	LBVIX	LSPVIX
Mean	4.094	1.604	1.768	2.494	0.537	1.278
Median	3.970	1.612	1.680	2.513	0.532	1.253
Maximum	4.829	1.977	2.704	4.306	0.967	1.917
Minimum	3.509	0.698	1.362	-0.585	0.068	1.035
Std. Dev.	0.369	0.242	0.259	0.540	0.155	0.148
Skewness	0.649	-0.525	0.780	0.179	0.023	1.035
Kurtosis	2.160	2.646	2.729	3.754	3.421	4.414
Jarque-Bera	142.593***	73.288***	149.486***	41.608***	10.731***	374.852***
Observations	1430	1430	1430	1430	1430	1430

註：(i) 2018/02/01-2021/12/31 取對數 log 日資料(UR、CPI、IPI 除外)。(ii) ***為 P 值<0.05 (Jarque-Bera 檢定為常態分配)。

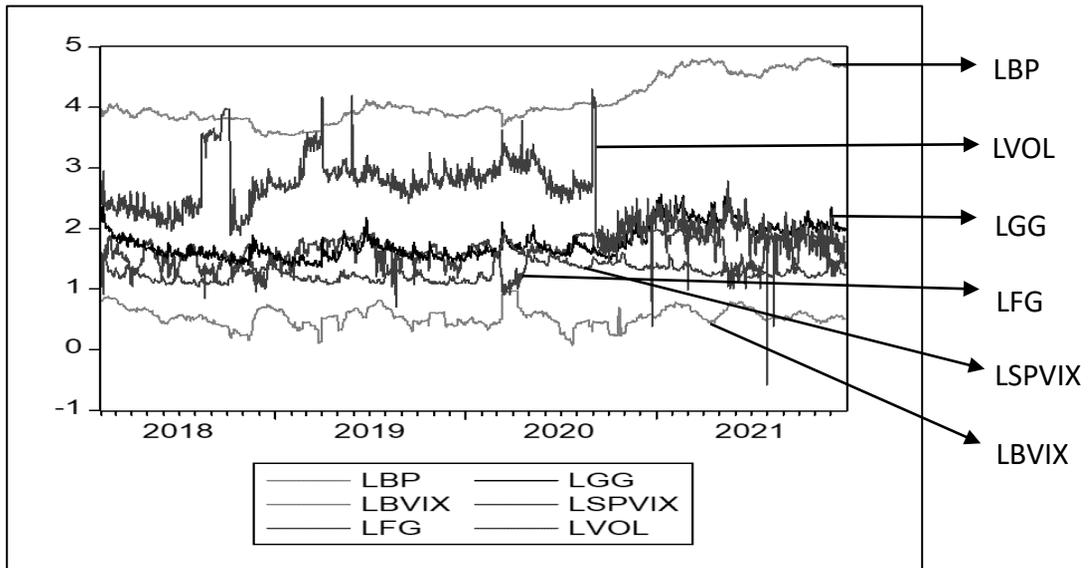


圖 2 投資情緒面歷年波動圖

三、研究方法

(一) ADF 單根檢定

由於本研究是由時間序列的數據組合而成的模型，存在非穩態狀態，因此我們使用了 ADF 單根檢驗先對數據進行穩態檢測(Dickey & Fuller, 1979；Dickey & Fuller, 1981)，如表 2 所呈現，所有變數(IPI 除外)均具有單根、具有自我相關以及非穩態，因而進行一階差分來調整，使所有變數皆成為無自我相關的穩態變數。

根據圖 1、圖 2、圖 3 與圖 4 顯示，無論是原始變數走勢或是經過一階差分成為定態變數，很明顯的，2020 年的上半年即疫情在全球開始大規模擴散的期間，包含 BTC 價格在內，以 EMH 為架構作為經濟基本面指標的有美元指數、NASDAQ 指數、UR、CPI 和 IPI，皆在此區間產生極端震盪，其中 IPI 則呈現負相關；以噪音交易者理論為架構作為投資情緒面指標的有股市恐慌指數、BTC 波動指數、Google 趨勢和 BTC 交易量，皆在此區間亦產生劇烈波動，其中 BTC 交易量則呈現負相關。

由此得知對 BTC 交易者而言，對於攸關全球重大傳染病事件，短期內 EMH 和噪音交易者理論皆有從眾行為。

表 2 所有變數 ADF 單根檢定結果

Variable	ADF Value	P Value
Level		
LBP	1.033	0.921
LDXY	0.679	0.862
LNDX	1.562	0.971
UR	-0.947	0.306
CPI	1.889	0.986
IPI	-4.137***	0.000
LSPVIX	-0.391	0.543
LBVIX	-1.524	0.119
LFG	-1.159	0.225
LGG	-0.797	0.370
LVOL	-1.739	0.077
1 st difference		
$\Delta(LBP)$	-41.262***	0.000
$\Delta(LDXY)$	-36.091***	0.000
$\Delta(LNDX)$	-45.340***	0.000
$\Delta(UR)$	-37.775***	0.000
$\Delta(CPI)$	-37.775***	0.000
$\Delta(LSPVIX)$	-41.639***	0.000
$\Delta(LBVIX)$	-44.718***	0.000
$\Delta(LFG)$	-49.147***	0.000
$\Delta(LGG)$	-38.351***	0.000
$\Delta(LVOL)$	-50.900***	0.000
1% Critical Value	-2.566	
5% Critical Value	-1.941	

註：***為 P 值<0.01 (H₀：變數具有單根)。

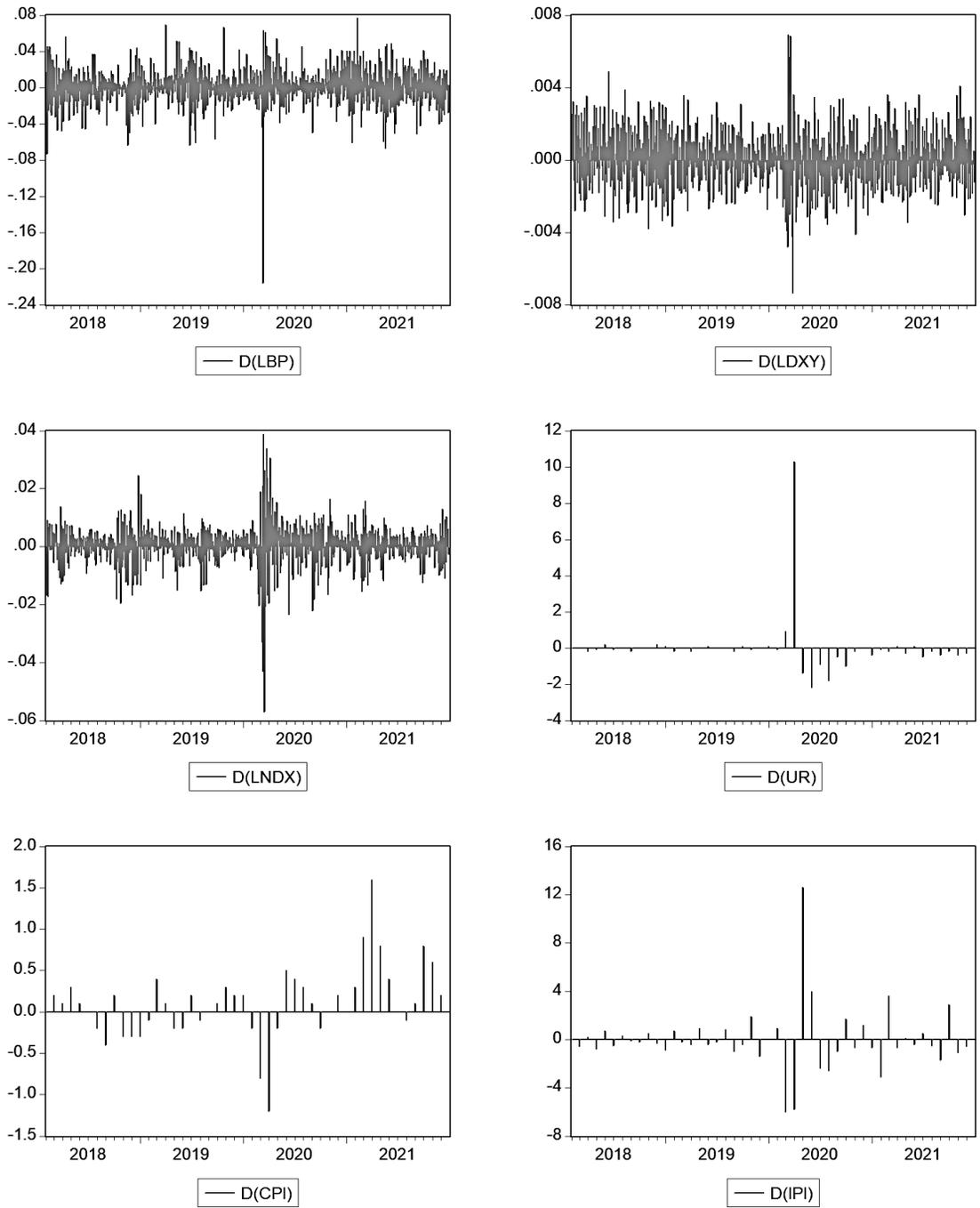


圖 3 經濟基本面變數一階差分波動圖

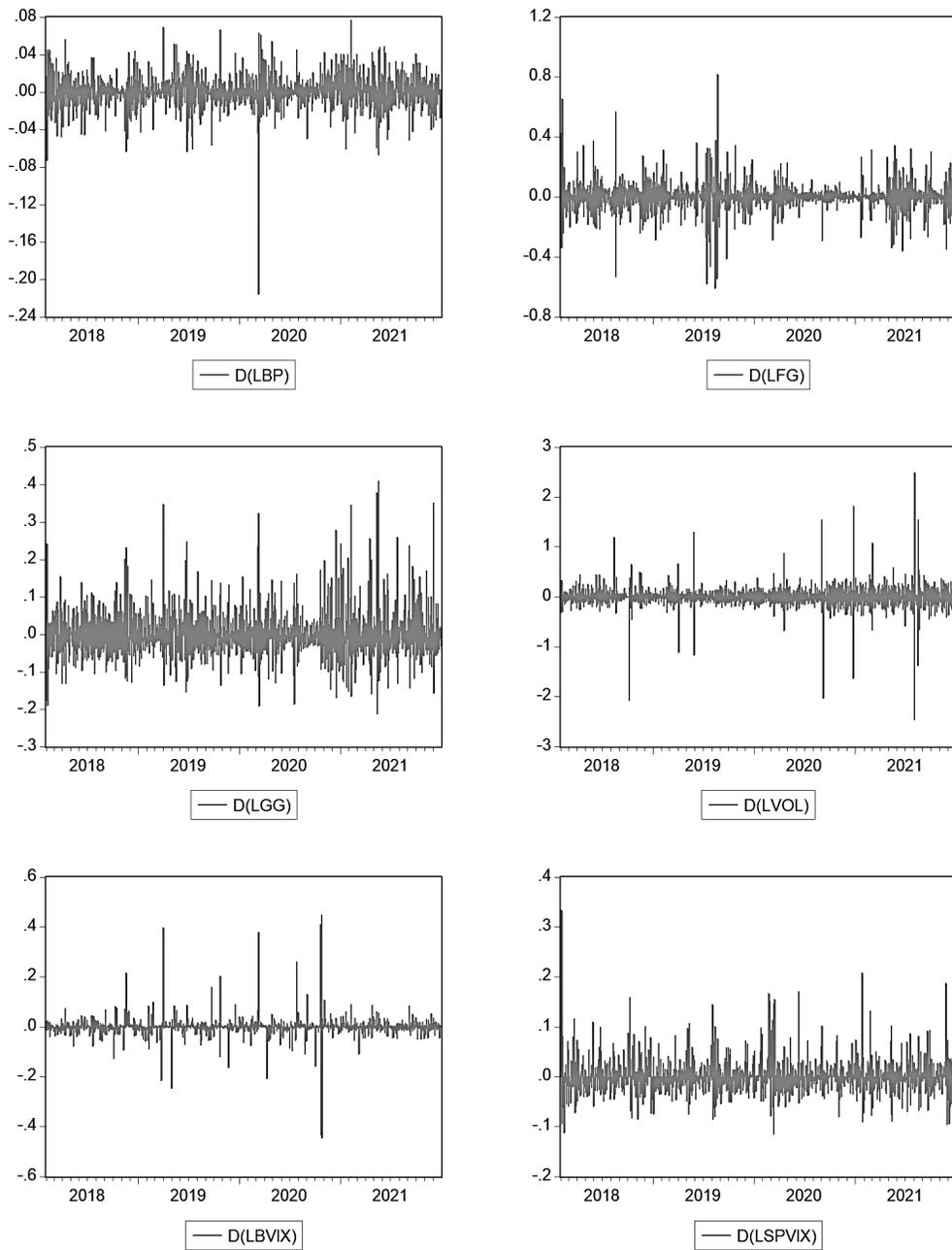


圖 4 投資情緒面變數一階差分波動圖

(二) Johansen 共整合檢定

本研究在變數為一階差分的定態情況下進行 Johansen 共整合檢定(Johansen, 1988 ; Johansen, 1991 ; Johansen, 1994)，倘若存在共整合的情況，將會導出對應的 VECM。

經由表 3 說明，我們分別以 FPE、AIC、SC 和 HQ 方法計算最佳落後期數之結果，我們在經濟基本面採取 FPE 和 AIC 的落後 2 期，以及在投資情緒面採取 FPE 和 AIC 的落後 4 期進行共整合檢定。

經由表 4 之檢定結果明示，經濟基本面的 $r = 0$ 與 $r \leq 1$ 之 Trace 檢定值均大於 5% 臨界值，表示變數間存在著 2 組共整合。投資情緒面的 $r = 0$ 至 $r \leq 3$ 之 Trace 檢定值均大於 5% 和 1% 臨界值，表示變數間存在著 4 組共整合。顯然這 2 組變數和 BTC 價格間短期存在偏離的現象，但長期而言則調整至趨於均衡。

表 3 Johansen 共整合檢定 BTC 波動與變數之最佳落後期數

	FPE	AIC	SC	HQ
經濟基本面 Lag	2	2	1	2
投資情緒面 Lag	4	4	2	3

註：FPE 表示最終預測誤差準則，AIC 表示 Akaike 信息準則，SC 表示 Schwarz 信息準則，HQ 表示 Hannan-Quinn 信息準則。

表 4 Johansen 共整合檢定統計量和臨界值

null hypothesis	Eigenvalue	Trace Statistic	5%	1%
經濟基本面				
$r = 0$	$\lambda_1 = 0.031$	121.60**	102.14	111.01
$r \leq 1$	$\lambda_2 = 0.020$	76.13*	76.07	84.45
$r \leq 2$	$\lambda_3 = 0.012$	46.21	53.12	60.16
$r \leq 3$	$\lambda_4 = 0.010$	28.31	34.91	41.07
$r \leq 4$	$\lambda_5 = 0.007$	13.64	19.96	24.60
$r \leq 5$	$\lambda_6 = 0.001$	2.67	9.24	12.97
投資情緒面				
$r = 0$	$\lambda_1 = 0.063$	245.18**	102.14	111.01
$r \leq 1$	$\lambda_2 = 0.049$	151.22**	76.07	84.45
$r \leq 2$	$\lambda_3 = 0.024$	79.25**	53.12	60.16
$r \leq 3$	$\lambda_4 = 0.020$	44.50**	34.91	41.07
$r \leq 4$	$\lambda_5 = 0.009$	14.78	19.96	24.60
$r \leq 5$	$\lambda_6 = 0.000$	1.17	9.24	12.97

註：(i) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$ 。

(ii) Trace test：1 個共整合統計在 5% 和 1% 的範圍。

(iii) 經濟基本面之 lag = 2，投資情緒面之 lag = 4。

四、實證結果與分析

倘若時間序列變數有共整合關係，則 VECM 的應用變得有效，VECM 有助於確定變數間長期關係，以及反應時間序列變數間因果關係之方向(Saima, 2021)。本研究在變數存在共整合的情況下，將導出對應的 VECM。誤差修正模型的估計方程式為方程式(1)所示：

$$\Delta X_t = \Pi_0 + \Pi_1 \Delta X_{t-1} + \Pi_2 \Delta X_{t-2} + \dots + \varepsilon_t \quad (1)$$

其中， $X_t = [LBP_t \ LDXY_t \ LNDX_t \ UR_t \ CPI_t \ IPI_t \ LFG_t \ LGG_t \ LVOL_t \ LBVIX_t \ LSPVIX_t]$ ，

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} & \pi_{13} & \pi_{14} & \dots \\ \pi_{21} & \pi_{22} & \pi_{23} & \pi_{24} & \dots \\ \pi_{31} & \pi_{32} & \pi_{33} & \pi_{34} & \dots \\ \pi_{41} & \pi_{42} & \pi_{43} & \pi_{44} & \dots \\ & & \cdot & & \\ & & \cdot & & \\ & & \cdot & & \end{bmatrix} \circ$$

根據表 5 經濟基本面結果顯示，長期而言，NASDAQ 指數、IPI 和 BTC 價格呈現正相關，其中 NASDAQ 指數係數為-13.686，¹表示該變數為影響 BTC 價格最強因子，當 NASDAQ 指數和 IPI 的波動性愈高則 BTC 波動即愈高。美元指數、UR、CPI 和 BTC 價格呈現負相關，表示該三者的波動性愈低，BTC 波動反而愈高，Corbet, Hou, Hu, Larkin, & Oxley (2020)也得出類似結論。其中影響 BTC 波動的長期主要變數為 NASDAQ 指數和美元指數，其他變數的影響力較輕微。

其誤差修正方程式如方程式(2)：

$$\hat{\varepsilon}_{t-1} = LBP_{t-1} + 6.575LDXY_{t-1} - 13.686LNDX_{t-1} + 0.522UR_{t-1} + 0.59CPI_{t-1} - 1.164IPI_{t-1} + 33.25 \quad (2)$$

根據表 5 投資情緒面結果顯示，長期而言，Google 趨勢、BTC 交易量和 BTC 波動呈現正相關，其中 Google 趨勢在此項目為影響 BTC 波動最大因子，Felix (2019) 也得出類似結論。而 LFG 指數、BTC 波動率、S&P500 恐慌指數和 BTC 波動呈現弱負相關。

¹ 根據方程式(2)和表 5 顯示：

$$\hat{\varepsilon}_{t-1} = LBP_{t-1} + 6.575LDXY_{t-1} - 13.686LNDX_{t-1} + 0.522UR_{t-1} + 0.59CPI_{t-1} - 1.164IPI_{t-1} + 33.25$$

$$\text{則 } LBP_{t-1} = -6.575LDXY_{t-1} + 13.686LNDX_{t-1} - 0.522UR_{t-1} - 0.59CPI_{t-1} + 1.164IPI_{t-1} - 33.25 + \hat{\varepsilon}_{t-1}$$

其誤差修正方程式如方程式(3)：

$$\hat{\varepsilon}_{t-1} = \text{LBP}_{t-1} + 0.945\text{LFG}_{t-1} - 2.145\text{LGG}_{t-1} - 0.024\text{LVOL}_{t-1} + 1.545\text{LBVIX}_{t-1} + 0.155\text{LSPVIX}_{t-1} - 2.77 \quad (3)$$

綜合表 5 結果，意味著投資情緒面對 BTC 波動之影響力低於經濟基本面，表示長期而言，BTC 波動終究回到 EMH，與 Tiwari, Jana, Das, & Roubaud (2018)提出的 BTC 市場是有訊息效率的實證結果相符。

至於 VECM 估計結果之誤差修正項，其估計係數值愈小表示修正回長期均衡值的幅度將愈小且影響力愈小。經由表 6 結果顯示，短期而言，在 1 期(本研究為 1 天)內，經濟基本面的 D(CPI)和 D(IPI)與投資者情緒的 D(LFG)、D(LGG)和 D(LBVIX)相比較，修正幅度更小且影響力低。這意味著只要存在短期干擾，投資情緒面在 BTC 市場上的影響力高於經濟基本面。經濟基本面影響 BTC 價格的調整速度為-5.18E-07 低於在投資情緒面影響的調整速度-0.002。意味著若偏離均衡，隨著長期趨向均衡移動，BTC 價格 1 天內修正回長期均衡值的幅度，經濟基本面相對於投資情緒面而言幅度小，意味著修正調整的速度較快。

根據表 6 明示，短期而言，CPI 和 IPI 對 BTC 有顯著影響。LFG 指數、Google 趨勢和 BTC 波動性對 BTC 有顯著影響。綜合表 6 結果，在短期，只要出現干擾則快速反應在投資情緒面之波動，更因此影響著 BTC 波動性。顯示在 BTC 市場，短期從眾行為的噪音交易者理論勝過訊息公開的 EMH。

表 5 BTC 波動與經濟基本面、投資情緒面長期關係

經濟基本面							
Variable	LBP	LDXY	LNDX	UR	CPI	IPI	C
Coefficients	1.000	6.575	-13.686	0.522	0.590	-1.164	33.25
Std. errors		37.043	6.461	0.245	0.442	0.219	84.47
t-statistics		0.177	-2.118***	2.128***	1.333	-5.299***	0.393
投資情緒面							
Variable	LBP	LFG	LGG	LVOL	LBVIX	LSPVIX	C
Coefficients	1.000	0.945	-2.145	-0.024	1.545	0.155	-2.77
Std. errors		0.141	0.166	0.067	0.234	0.196	0.46
t-statistics		6.670***	-12.852***	-0.362	6.580***	0.793	-6.01

註：(i) ***p<0.01。

(ii) 經濟基本面 lag = 2, 投資情緒面 lag = 4。

表 6 VECM 估計結果

經濟基本面						
Variable	D(LBP)	D(LDXY)	D(LNDX)	D(UR)	D(CPI)	D(IPI)
Coefficients	-5.18E-07	6.02E-07	6.89E-05	0.003	-0.001	0.019
Std. errors	0.000	1.2E-05	4.9E-05	0.002	0.000	0.004
t-statistic	-0.003	0.052	1.412	1.467	-2.080**	4.682***
投資情緒面						
Variable	D(LBP)	D(LFG)	D(LGG)	D(LVOL)	D(LBVIX)	D(LSPVIX)
Coefficients	-0.002	-0.046	0.023	0.036	-0.016	0.002
Std. errors	0.001	0.007	0.005	0.020	0.003	0.003
t-statistic	-1.198	-6.349***	4.134***	1.804	-4.753***	0.779

註：(i) ** p<0.05, ***p<0.01。

(ii) 經濟基本面 lag = 2, 投資情緒面 lag = 4。

肆、原油和比特幣對二氧化碳排放之影響

一、建立模型

本研究採用 Investing.com 數據庫提供的每日市場收盤之布倫特原油、西德州原油、杜拜原油現貨價格(以美元/桶為單位)、BTC 價格(以美元/BTC 為單位)和碳排放期貨價格(以歐元/公噸為單位)建立對數模型。

本研究數據涵蓋 2018 年 1 月 1 日至 2022 年 12 月 31 日共 1,825 觀察值。使用 EViews12 軟體進行分位數迴歸和中介分析，詳見表 7 敘述統計彙總表(原油：CRUDE，比特幣：BTC，二氧化碳：CO₂)。

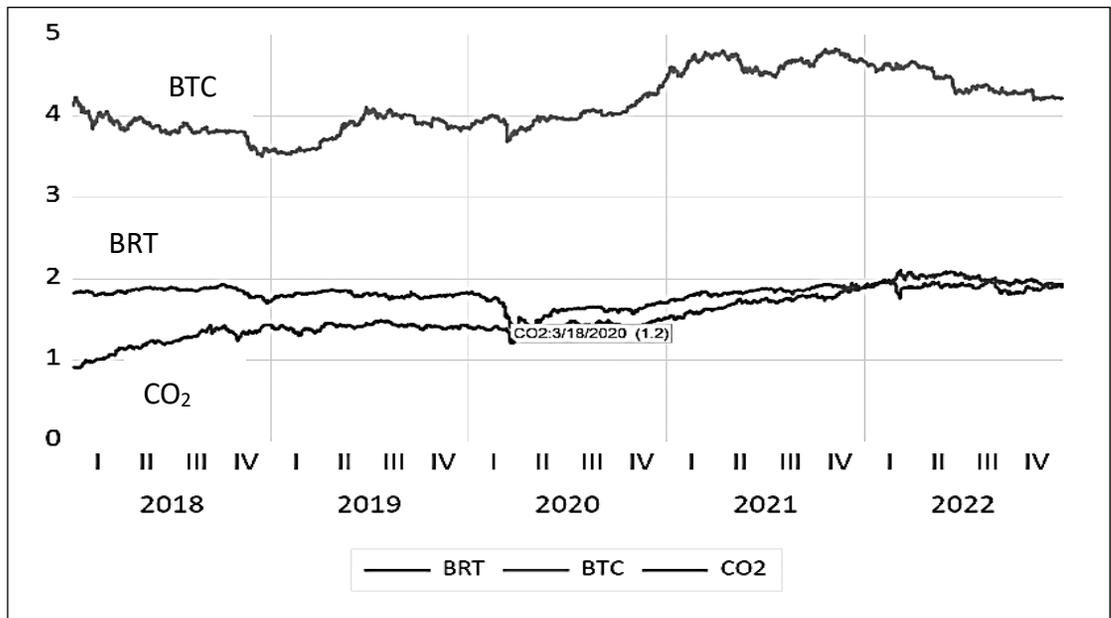
二、敘述統計

表 7 概述了描述性統計數據，只有原油呈現出超峰態左偏現象，表示原油變異數增大且絕大多數的值位於平均值的右側。此外，BTC 的波動性高於原油和 CO₂。圖 5 則顯示了每個變數的波動走勢圖，同時顯示在 2020 年 3 月 18 日的 CO₂ 排放有一個明顯的斷點。因此，本研究將使用 Chow test 來確認結構性斷點的存在。

表 7 原油、BTC 和 CO₂ 描述性統計

項目	原油 CRUDE	比特幣 BTC	二氧化碳 CO ₂
平均數	1.813	4.159	1.532
中位數	1.824	4.038	1.438
最大值	2.098	4.829	1.991
最小值	1.213	3.509	0.906
標準差	0.136	0.359	0.261
偏態係數	-0.845	0.255	0.104
峰態係數	4.557	1.854	2.166
JB 值	402.13*	119.70*	56.23*
觀察值	1825	1825	1825

註：(i) 2018/01/01 至 2022/12/31 (ii) *表示 1%的顯著性水準

圖 5 原油、BTC 和 CO₂ 波動圖(2018/01/01 至 2022/12/31)

三、研究方法

本研究將 Baron and Kenny (1986) 以及 Koenker and Bassett (1978) 提出的中介分析與分位數迴歸相結合。目的是通過探索原油與 BTC 之間的關係來實現減少 CO₂ 排放的目標。分位數迴歸模型因其出色的穩健性而非常有利，無需對誤差項的分佈做出任何假設 (Koenker & Hallock, 2001 ; Koenker, 2005)。

另一方面，與僅探索解釋變數的條件期望值的傳統普通最小平方法(OLS)相比，分位數迴歸主要研究被解釋變數的全部範圍和條件分配。由於 OLS 的傳統技術在捕獲數據之間複雜關係的能力方面受到限制，為此我們創新了分位數中介分析，對於解釋變數對被解釋變數的影響在分位數之間波動，從而產生更詳細和有效的方法。

(一) Chow test

通常導致時間序列為非定態的原因，除了隨機趨勢之外，另一個成因為結構性變動 (structural changes)。Chow test 用於檢定兩組不同數據的迴歸係數是否相等。它被廣泛用於測試時間序列中是否存在結構性變動(Chow, 1960)。其模型假設如下以及如方程式(4)所示：

假設我們的數據模型是 $Y = a + b X_1 + c X_2 + \varepsilon$ ，我們將數據分為兩組：

Data 1 為： $Y_1 = a_1 + b_1 X_1 + c_1 X_2 + \varepsilon$

Data 2 為： $Y_2 = a_2 + b_2 X_1 + c_2 X_2 + \varepsilon$

H_0 ：對於 Data 1 和 2， $a_1 = a_2$ 、 $b_1 = b_2$ 和 $c_1 = c_2$ 在結構上相似。

H_1 ：對於 Data 1 和 2， a 、 b 和 c 中至少有一個結構不同。

$$F = \frac{[SSR_{pooled} - (SSR_1 + SSR_2)]/k+1}{(SSR_1 + SSR_2)/n-2(k+1)} \quad (4)$$

若臨界值(Critical value)： $F_{\alpha, k, n-2(k+1)}$ ；而且拒絕域(Rejection rule)： $F > F_{\alpha, k, n-2(k+1)}$ ，則拒絕 H_0 。

在方程式(4)中， SSR_{pooled} 為合併數據 (Data 1 + Data 2) 的殘差平方和， SSR_1 為 Data 1 的殘差平方和， SSR_2 為 Data 2 的殘差平方和， n 為個數是合併迴歸中的觀察值， k 是變數總數。

根據本研究建立的數據模型，經由 Chow test 得到的 F 值為 991.2218，表示拒絕虛無假設，結果表明所研究時間段的數據存在結構性中斷，意味著該時間段之前和之後的時間段之間的斜率趨勢發生變化(詳見圖 5 顯示 2020 年 3 月 18 日有明顯的結構斷點)。此時間點恰逢疫情爆發初期，當時中國和義大利等國家開始實施封城措施。由於樣本期間的結構改變，使用分位數迴歸的好處是不受結構變化的限制，可以檢測到整個分布範圍的數據。

藉由表 8 線性迴歸係數表顯示，在疫情爆發之前，原油和 BTC 對 CO₂ 排放是呈現顯著地反向影響。但是在疫情爆發之後，原油對 CO₂ 排放呈現顯著地正向影響，而 BTC 對 CO₂ 排放則呈現不顯著地反向影響。由此可見，該斷點使得原本的斜率趨勢產生重大改變，由原先的原油對 CO₂ 的斜率趨勢應該是反向影響扭轉成正向影響。這也就解釋了若是使用 OLS，由於無法兼顧全範圍將產生錯誤的結果。然而使用分位數迴歸，在於可以檢定整個樣本期間的每個範圍分佈，有不受結構改變限制之優點。

表 8 線性迴歸係數表

	2020.03.18 前	2020.03.18 後
常數	3.448*	-.395*
原油	-.653*	1.161*
比特幣	-.245*	-.004

註：(i) 被解釋變數是 CO₂ (ii) *表示 1%的顯著性水準

(二) ADF 單根和 Johansen 共整合檢定

本研究利用 ADF 單根模型進行測試，表 9 的結果顯示，三個變數都以 1%的顯著水準拒絕了單根虛無假設，表示所有變數都存在單根，因此進行共整合檢定。

表 9 ADF 單根檢定

	Level	P-value	First difference	P-value
CRUDE	0.462	0.814	-42.315	0.000*
BTC	0.033	0.693	-45.840	0.000*
CO ₂	1.813	0.983	-43.737	0.000*

註：*p<0.01

表 10 顯示了共整合檢定後最佳落後期數的結果。由於樣本數屬於大樣本，而且以越小越佳的原則為標準，因此適用落後 1 期的 SC 和 HQ 準則。

表 11 則呈現出存在 1 組共整合關係，這意味著本模型的原油、BTC 與 CO₂ 之間存在共同長期趨勢，即使在短期內存在較大的偏差，這些變數最後也會調整到均衡狀態，因此不需要進行一階差分處理(Johansen, 1988；Johansen, 1991；Johansen, 1994)。

表 10 Johansen 共整合檢定之最佳落後期數

	FPE	AIC	SC	HQ
Lag	8	8	1	1

註：FPE 表示最終預測誤差準則，AIC 表示 Akaike 信息準則，SC 表示 Schwarz 信息準則，HQ 表示 Hannan-Quinn 信息準則。

(二) 比特幣中介分析

根據 Baron and Kenny (1986)的方法，中介效果是解釋變數和被解釋變數之間的重要機制。為了使用我們的數據進行中介分析(meditation analysis)，我們可以藉由 BTC 探索原油波動與 CO₂ 排放之間的潛在因果關係，以及原油與 CO₂ 排放之間的直接相關性。遵循其因果步驟程序，經由檢定中介變數，我們可以證明解釋變數和被解釋變數之間的關係，並建立以下迴歸方程式(8)至迴歸方程式(10)：

$$\text{CO}_2 = b_0 + b_1 \text{CRUDE} + e_1 \quad (8)$$

$$\text{BTC} = c_0 + c_1 \text{CRUDE} + e_2 \quad (9)$$

$$\text{CO}_2 = d_0 + d_1 \text{CRUDE} + d_2 \text{BTC} + e_3 \quad (10)$$

其中，CRUDE 是指布倫特原油、西德州原油和杜拜原油價格，依照全球交易量分配權重(朱克融，2020)，分別為布蘭特佔 1/2、西德州佔 1/4、杜拜佔 1/4 權重。CRUDE 代表原油的解釋變數；BTC 是指比特幣價格，代表 BTC 波動的中介變數；CO₂ 是指碳排放期貨價格，代表 CO₂ 排放的被解釋變數；e_i的 i = 1,2,3 指的是隨機誤差項。以上變數皆取對數。

此外，根據 Baron and Kenny(1986)的定義，解釋變數和被解釋變數之間的中介變數必須滿足以下三個條件。首先，解釋變數和中介變數之間存在顯著的相互關係。其次，中介變數和被解釋變數之間存在顯著的相互關係。第三，加入中介變數後，解釋變數和被解釋變數之間直接關係的強度減弱。因此，本研究對 BTC 波動的中介分析包括以下四個步驟：

- 1.步驟一：解釋變數 CRUDE 應與被解釋變數 CO₂ 相關，此時在方程式(8)中的 b₁ 為顯著(即 b₁的 P 值<0.05)。此結果表示原油和 CO₂ 排放之間存在顯著關係。
- 2.步驟二：解釋變數 CRUDE 應與中介變數 BTC 相關，此時在方程式(9)中的 c₁ 為顯著(即 c₁的 P 值<0.05)。此結果是本研究建立 BTC 中介效果的第一個階段。
- 3.步驟三：中介變數 BTC 應與被解釋變數 CO₂ 相關，此時在方程式(10)中的 d₂ 為顯著(即 d₂的 P 值<0.05)。此結果是本研究建立 BTC 中介效果的第二階段。
- 4.步驟四：控制中介變數 BTC 後，解釋變數 CRUDE 不應再與被解釋變數 CO₂ 相關，此時在方程式(10)中的 d₁ 為非顯著(即 d₁的 P 值>0.05)。此時，當考慮藉由 BTC 傳遞的

中介效果時，在步驟 1 中檢查的 CRUDE 和 CO₂ 之間的關係消失，表示 BTC 有完全中介效果。然而，若方程式(10)中的 d₁ 仍然顯著(即 d₁ 的 P 值<0.05)且小於方程式(8)中的 b₁(即 d₁ < b₁)，則表示 BTC 有部分中介效果。

(三) 分位數中介分析

本研究根據 Hsu(2020)提出的分位數中介分析(Quantile meditation analysis)的創新方法，將方程式(7)代入方程式(8)至方程式(10)，將分位數迴歸與中介分析相結合，得到方程式(11)至方程式(13)，此時解釋了最小化分位數中介迴歸中加權誤差的總和。

$$\min_b [\theta \Sigma | CO_{2t} - b_0 - b_1 CRUDE_t | + (1-\theta) \Sigma | CO_{2t} - b_0 - b_1 CRUDE_t |] \quad (11)$$

$$\min_c [\theta \Sigma | BTC_t - c_0 - c_1 CRUDE_t | + (1-\theta) \Sigma | BTC_t - c_0 - c_1 CRUDE_t |] \quad (12)$$

$$\min_d [\theta \Sigma | CO_{2t} - d_0 - d_1 CRUDE_t - d_2 BTC_t | + (1-\theta) \Sigma | CO_{2t} - d_0 - d_1 CRUDE_t - d_2 BTC_t |] \quad (13)$$

此綜合方法，即檢定因為被解釋變數的分布範圍不同而產生的所有可能參數(即跨越所有分位數)，該方法為標準迴歸估計提供了有益的補充。因為標準迴歸估計只考慮單個 b、c 或 d 值，然而此種新穎的方法有助於全面了解原油和 CO₂ 排放之間的動態關係，以及兩者之間的因果關係。

1. 原油對二氧化碳的分位數迴歸估計結果

對於方程式(11)和方程式(13)，以及表 12 和圖 6 提供了原油、BTC 與 CO₂ 因果關係檢驗的結果如下：

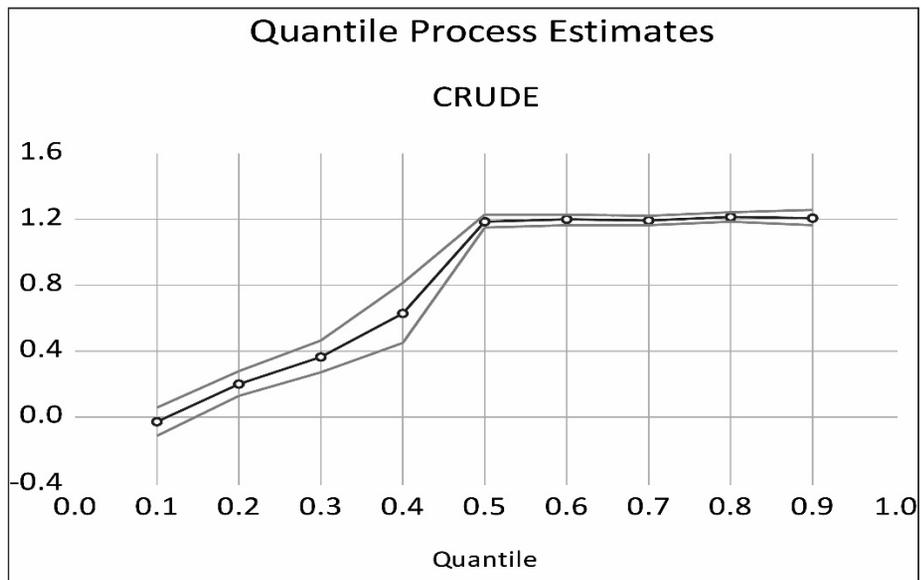
表 12 顯示在不同的 CO₂ 排放分佈中使用傳統的 OLS 和分位數迴歸提供了原油和 CO₂ 之間因果關係的證據。通過分位數迴歸，除了 CO₂ 排放分佈的第 10 個百分位數(b₁ = -0.029, p > 0.05)外，原油與 CO₂ 排放之間存在直接正向相關性。結果顯示，原油對 CO₂ 排放的影響在分佈的不同分位數之間存在差異，在上分位數的影響更為顯著。

綜合表 12 和圖 6 結果，除了第 10 個百分位數外，原油在 CO₂ 排放分佈中對 CO₂ 排放具有不顯著的反面影響(係數為-0.029)，而在其他分佈中產生正向影響。此外，原油對 CO₂ 排放的正向影響在第 40 個百分位後突然增加，但在第 70 和 90 個百分位後些微下降。結果表示，原油對 CO₂ 排放顯著的正面影響在中高百分位幾乎保持不變，並且不會繼續增加。

表 12 從原油到 CO₂ 和原油到 BTC 不同分位數的結果

百分位數	CRUDE \neq CO ₂		CRUDE \neq BTC	
	b ₁	P 值	c ₁	P 值
10th	-0.029	0.497	1.466	0.000**
20th	0.204	0.000**	0.160	0.011*
30th	0.368	0.000**	0.342	0.000**
40th	0.630	0.000**	0.985	0.000**
50th	1.186	0.000**	0.906	0.000**
60th	1.195	0.000**	0.930	0.000**
70th	1.191	0.000**	1.182	0.000**
80th	1.213	0.000**	1.306	0.000**
90th	1.207	0.000**	1.348	0.000**
OLS	1.076	0.000**	1.048	0.000**

註：*p<0.05. **p<0.01.

圖 6 原油對 CO₂ 分位數迴歸係數的變化

註：x 軸表示 CO₂ 分位數，y 軸表示原油係數值。圖中上下線為分位數的 95% 信賴區間。

2. 原油對比特幣的分位數迴歸估計結果

此外，分別使用表 12 中的傳統 OLS 和分位數迴歸，結果揭示了原油和 BTC 不同分位數分佈之間的因果關係。該結果表明，原油對 BTC 的整個分位數分佈範圍產生了顯著的正向影響。這些結果建立了 BTC 中介效應的第一階段。

綜合表 12 和圖 7 結果，進一步顯示了分位數迴歸分析的結果，在 BTC 第 10 個百分位數的低價範圍分佈區間，原油對 BTC 有顯著的正向影響(係數為 1.466)，接著突然驟降其影響力。隨著 BTC 價格分佈向中高百分位數移動，原油持續對 BTC 價格產生顯著地正向影響。至此呼應上述 BTC 中介效果第一階段的成立。

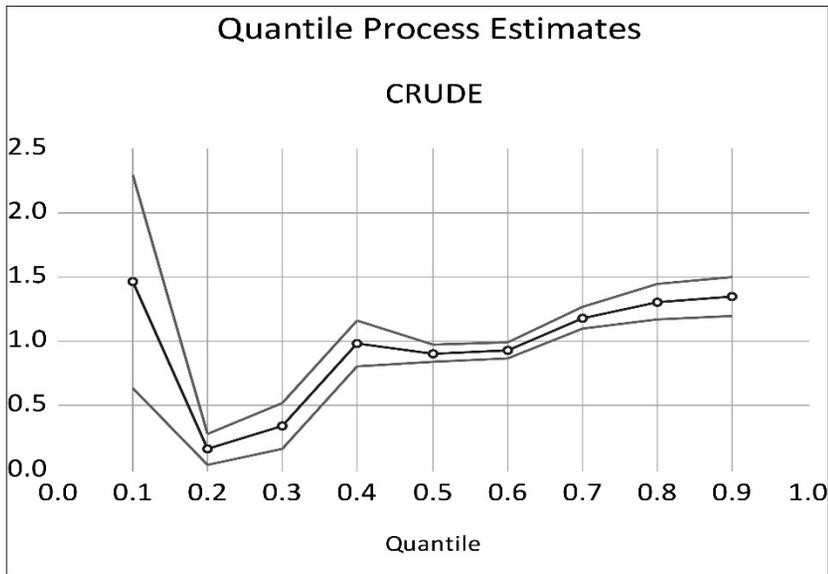


圖 7 原油對 BTC 分位數迴歸係數的變化

註：x 軸表示 BTC 分位數，y 軸表示原油係數值。圖中上下線表示分位數的 95%信賴區間。

3. 原油對比特幣的分位數中介分析結果

經由上述原油對 CO₂ 與原油對 BTC 之分位數迴歸分析所得到的結果，建立了中介效果以後，接著藉由 BTC 的中介效果來進行，原油對 CO₂ 與 BTC 對 CO₂ 之分位數中介分析。

根據表 13 顯示，在方程式(13)中，d₂ 在同時採用 OLS 法和分位數中介迴歸分析時呈現出顯著性，結果表示 BTC 作為中介變數與 CO₂ 作為被解釋變數之間存在顯著相關性，建立了 BTC 中介作用的第二階段。

控制中介變數 BTC 後，採用 OLS 法，解釋變數原油與被解釋變數 CO₂ 相關，方程式(13)表明 d₁ 具有統計顯著性，但小於方程式(11)中的 b₁。由於滿足方程式(11)至(13)中的三個步驟，因此該結果表示存在部分中介。

經由表 13 可看出，使用分位數迴歸中介分析，中介變數 BTC 在控制了 CO₂ 排放分

佈第 10 個百分位數以上後，被解釋變數 CO₂ 受到解釋變數原油的顯著影響。此外，中介變數 BTC 也與 CO₂ 有顯著相關。這滿足方程式(11)到(13)中的所有四個步驟，並證明了 BTC 的部分中介效果。換句話說，本研究結果表明原油是 CO₂ 排放的重要來源，除第 10 個百分位數外，所有分位數都觀察到正向影響。當控制高於第 10 個百分位的 CO₂ 排放時，我們的結果顯示原油對上分位數的 CO₂ 排放比下分位數的 CO₂ 排放有顯著強烈的正向影響。此外，原油和 CO₂ 排放之間的聯繫部分受到 BTC 的影響。這與 OLS 結果相較之下，本研究使用結合分位數迴歸和中介分析的新方法，提供了關於原油對 CO₂ 排放影響更詳盡和正確的見解，其中得到的係數即為強有力的證據。

綜合表 13 和圖 8 結果，進一步顯示了分位數中介分析的結果。對於任何 CO₂ 排放分佈，除第 10 個百分位數(係數為-0.114)外，原油對 CO₂ 排放具有負向影響，隨著分佈範圍的增加，原油對 CO₂ 排放的正向影響持續增加。然而，BTC 對 CO₂ 排放的影響呈波浪狀遞減，顯示正向影響逐漸減小。這表示 BTC 的部分中介效果逐漸減少，因此，原油通過 BTC 的部分中介作用，反而造成 CO₂ 排放分佈越高正向影響就越大。

綜上所述，本研究證實經由 BTC 的中介效果，原油對 BTC 存在直接因果關係，同時也存在間接因果關係。

表 13 從原油和 BTC 到 CO₂ 不同分位數的結果

分位數	CRUDE \Rightarrow CO ₂		BTC \Rightarrow CO ₂	
百分位數	d ₁	P-value	d ₂	P-value
10th	-0.114	0.034*	0.487	0.000**
20th	0.191	0.000**	0.381	0.000**
30th	0.415	0.000**	0.387	0.000**
40th	0.530	0.000**	0.409	0.000**
50th	0.624	0.000**	0.395	0.000**
60th	0.676	0.000**	0.370	0.000**
70th	0.711	0.000**	0.398	0.000**
80th	0.800	0.000**	0.377	0.000**
90th	0.813	0.000**	0.347	0.000**
OLS	0.620	0.000**	0.435	0.000**

註：*p<0.05, **p<0.01.

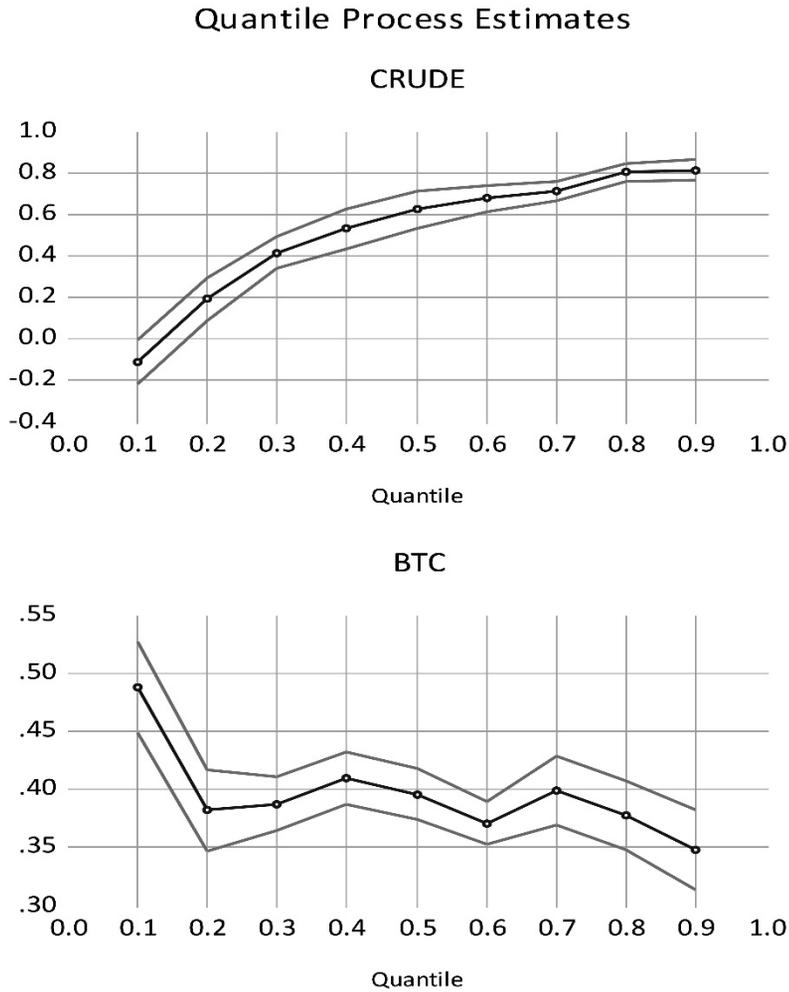


圖 8 原油和 BTC 對 CO₂ 分位數迴歸係數的變化

註：x 軸表示 CO₂ 分位數，個別 y 軸分別表示原油和 BTC 係數值。圖中上下線表示分位數的 95% 信賴區間。

(四) EKC (Environmental Kuznets Curve) 環境庫茲涅茨曲線

Kuznets (1955) 提出 EKC 理論，EKC 是環境品質與經濟發展之間的一種假設關係：隨著現代經濟的增長，各種環境退化指標趨於惡化，直到人民平均收入在達到一定水平，亦即假設市場力量會隨著經濟發展先增加後減少經濟不平等，因此曲線圖呈現的是一條倒 U 曲線。簡言之，該理論認為解決污染的方法是經濟增長。

由於大多數文獻都說明了 BTC 收益與全球經濟政策之間的因果關係 (Khalid Khan, Sun, Koseoglu, & Rehman, 2021)。因此本研究採用分位數迴歸模型，並基於以下方程式 (14) 和 (15) 提出的非線性模型 (Grossman & Krueger, 1995)，可以分析 CO₂ 排放與原油或

BTC 之間是否存在倒 U 型模式。

$$\min_{\alpha} [\theta \Sigma | \text{CO2}_t - \alpha_0 - \alpha_1 \text{CRUDE}_t - \alpha_2 \text{CRUDE}_t^2 | + (1-\theta) \Sigma | \text{CO2}_t - \alpha_0 - \alpha_1 \text{CRUDE}_t - \alpha_2 \text{CRUDE}_t^2 |] \quad (14)$$

$$\min_{\beta} [\theta \Sigma | \text{CO2}_t - \beta_0 - \beta_1 \text{BTC}_t - \beta_2 \text{BTC}_t^2 | + (1-\theta) \Sigma | \text{CO2}_t - \beta_0 - \beta_1 \text{BTC}_t - \beta_2 \text{BTC}_t^2 |] \quad (15)$$

在 CO₂ 排放的特定分位數，方程式(14)和(15)需要檢驗虛無假設(H₀)，即 α₁ 和 β₁ 大於零，α₂ 和 β₂ 小於或等於零。如果從這些方程式的 t 值計算中獲得的 p 值小於 0.05，則表示存在顯著的倒 U 型曲線(Grossman & Krueger, 1995)。

本研究使用非線性分析中的 EKC 理論來觀察原油、BTC 和 CO₂ 排放之間的關係。表 14 顯示原油和原油平方是 CO₂ 排放分布的重要預測因子。值得注意的是，根據方程式 (10) 的定義，在第 30 個百分位範圍以下 α₁ > 0 和 α₂ < 0 (CRUDE² 的係數為負)，結果表示原油和 CO₂ 排放具有非線性的倒 U 型曲線關係。而在第 40 個百分位範圍以上，α₁ > 0 和 α₂ > 0 (CRUDE² 的係數為正)，表示原油和 CO₂ 排放具有非線性的 U 型曲線關係。這表明原油的 CO₂ 排放量在排放分布的較低百分位數，是先上升後下降，但在較高的百分位數，是先下降後上升。這一結果與 Uchiyama(2016)認為因為 CO₂ 是一種全球污染物，尚未在 EKC 框架內證明其有效性的觀點相同。與 Rahman and Ahmad (2019)對原油進口國巴基斯坦的研究以及 Alshehry and Belloumi (2017)對原油出口國沙烏地阿拉伯的實證研究結果相同。

表 14 從原油和原油變數及其平方到 CO₂ 不同分位數的結果

分位數 百分位數	CRUDE ≠> CO ₂		CRUDE ² ≠> CO ₂	
	α ₁	P-value	α ₂	P-value
10th	1.529	0.000**	-0.465	0.000**
20th	1.380	0.000**	-0.344	0.000**
30th	1.169	0.000**	-0.213	0.000**
40th	0.204	0.002*	0.344	0.000**
50th	0.578	0.000**	0.173	0.000**
60th	0.586	0.000**	0.176	0.000**
70th	0.603	0.000**	0.174	0.000**
80th	0.600	0.000**	0.183	0.000**
90th	0.632	0.000**	0.179	0.000**

註：*p<0.05, **p<0.01.

表 15 顯示 BTC 平方在整個 CO₂ 排放分布範圍內對 CO₂ 具有顯著的影響。根據方程式(15)的定義， $\beta_1 > 0$ 和 $\beta_2 > 0$ (BTC² 係數為正)，表示 BTC 與 CO₂ 排放之間存在非線性 U 型關係，但是不存在倒 U 型曲線。此結果表明，在 CO₂ 排放分佈的任何分位數，BTC 與 CO₂ 排放之間存在非線性 U 型關係，用於 BTC 挖礦的能源最初會減少然後增加 CO₂ 排放量。證實了 Truby et al. (2022) 發現中國對虛擬貨幣採礦下達禁令，導致設備移往周邊鄰國的實證研究結果相同。

表 15 從 BTC 和 BTC 變數及其平方到 CO₂ 不同分位數的結果

分位數 百分位數	BTC \neq CO ₂		BTC ² \neq CO ₂	
	β_1	<i>P</i> -value	β_2	<i>P</i> -value
10th	0.149	0.000**	0.040	0.000**
20th	0.249	0.000**	0.020	0.000**
30th	0.238	0.000**	0.027	0.000**
40th	0.245	0.000**	0.027	0.000**
50th	0.239	0.000**	0.030	0.000**
60th	0.241	0.000**	0.031	0.000**
70th	0.206	0.000**	0.042	0.000**
80th	0.240	0.000**	0.039	0.000**
90th	0.229	0.000**	0.046	0.000**

註：** $p < 0.01$.

伍、結論與建議

本研究對投資者情緒、商品期貨與 BTC 之關聯性做深入探討分析。實證結論分述如下。

一、經濟基本面和投資者情緒對比特幣波動性的影響

本研究實證檢驗了 2018-2021 年期間，短期而言，LFG 和 BTC Google 趨勢影響著 BTC 波動性的程度最大，顯示在 BTC 市場，從眾行為的噪音交易者理論勝過訊息公開的 EMH。長期而言，投資情緒面對 BTC 波動之影響力低於經濟基本面，以及 BTC 理性投資者佔多數。

基於以上結果，我們發現在 BTC 市場中，噪音交易者理論建構的投資者情緒模型，其 LFG、Google 趨勢和 BTC 波動率是短期內投資者的參考指標；EMH 建構的經濟基本面模型，其 NASDAQ 指數、UR、IPI 是投資者長期的參考指標。

二、原油和比特幣對二氧化碳排放之影響

首先，原油對 CO₂ 排放有直接和間接的影響。這表明在短期內，當原油價格上漲時，CO₂ 排放量的價格也會上漲。然而，從長遠來看，我們的研究揭示了 BTC 波動的部分中介影響，這導致原油和 CO₂ 排放之間存在間接的正向關係。

其次，本研究結果不支持 BTC 和 CO₂ 排放量之間存在倒 U 型曲線，表示用於 BTC 挖礦的電力最初減少但隨後增加了 CO₂ 排放，但是正在逐漸減少其正向的影響力。此乃近年來許多國家包括中國、冰島、加拿大和美國等，都採取措施來解決 BTC 挖礦造成的環境破壞(Truby et al., 2022)。

第三，原油對高分位數的 CO₂ 排放的正向影響大於低分位數。本研究結果表示，人們對原油的依賴程度會對 CO₂ 排放有直接影響，依賴程度越高影響越大，顯示各國可再生能源政策的推動下，原油使用量和 CO₂ 排放並未減少。本研究的非線性分析表示，原油的 CO₂ 排放在 CO₂ 排放低於 30% 分布範圍時，先增加後減少，而在 CO₂ 排放超過 30% 分布範圍時，則先減少後增加。此外，BTC 的長期部分中介不會降低原油對 CO₂ 排放的影響。

三、研究建議

由於本研究主題一的數據期間正好遇上疫情之重大事件，全球政治經濟皆受到嚴重衝擊，對於變數而言增加了許多不確定性，因此表 5 中顯示長期的結果包括些許因投資者情緒影響的非理性投資者。

對於研究主題二本研究認為，儘管 BTC 對 CO₂ 排放的正向影響正在逐漸減弱，但其中介效果並沒有減少原油對 CO₂ 排放的影響，這表示人們對原油的依賴並沒有減少，反而擴大了加密貨幣網絡的碳足跡。

綜合二個主題的結論，以財經方面而言，不論非預期之衝擊事件強或弱，BTC 市場長期存在著 EMH，本研究強烈建議對於以 BTC 炒作之投機投資者而言，BTC 長期依舊回到效率市場機制。以環保方面而言，為了降低 CO₂ 排放對環境的危害，除了降低對原油的依賴，同時，加密貨幣礦工和投資者在評估其預期收益時不應忽視 BTC 對環境造成的破壞，應努力堅守企業社會責任。

參考文獻

一、中文文獻

- 朱克融(2020),「布蘭特原油 VS 西德州原油 VS 杜拜原油」,欣傳媒, <https://blog.xinmedia.com/article/183959>
- 黃秀雅(2021),「新冠肺炎疫情期間原油與黃金、股票指數、比特幣及恐慌指數間的動態關係」,台中市:國立中興大學資訊管理碩士在職專班碩士論文。
- 游家綺(2022),「黃金、原油期貨和市場指數對加密貨幣的避險效果」,台北市:東吳大學國際經營與貿易學系碩士班國際貿易與金融組碩士論文。

二、英文文獻

- Alfano, S.J., Feuerriegel, S., and Neumann, D. (2015), "Is news sentiment more than just noise?" Twenty-Third European Conference on Information Systems, Munster, Germany, 1-16. Conference Proceedings.
- Alshehry, A.S., and Belloumi, M. (2017), "Study of the kuznets curve for transport carbon dioxide emissions in Saudi Arabia," *Renew Sustain Energy Rev*, 75, 1339-1347.
- Baker, M., and Wurgler, J. (2007), "Investor Sentiment in the stock market," *Journal of Economic Perspectives*, 21, 129-152.
- Bariviera, A.F. (2017), "The inefficiency of Bitcoin revisited: A dynamic approach," *Economics Letters*, 161, 1-4.
- Baron, R.M., and Kenny, D.A. (1986), "The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations," *J. Person. Soci. Psych*, 51, 1173-1182.
- Blasco, N., Corredor, P., and Ferrer, E. (2018), "Analysts herding: When does sentiment matter," *Applied Economics*, 50(51), 5495-5509.
- Bouri, E., Jalkh, N., Molnár, P., and Roubaud, D. (2017), "Bitcoin for energy commodities before and after the December 2013 crash: diversifier, hedge or safe haven?" *Applied Economics*, 49(50), 5063-5073.
- Cheah, E.T., Mishra, T., Parhi, M., and Zhang, Z. (2018), "Long Memory Interdependency and Inefficiency in Bitcoin Markets," *Economics Letter*, 167, 18-25.
- Chen, C., Liu, L., and Zhao, N. (2020), "Fear Sentiment, Uncertainty, and Bitcoin Price Dynamics: The Case of COVID-19," *Emerging Markets Finance and Trade*, 56, 2298-2309.
- Chow, G.C. (1960), "Tests of equality between sets of coefficients in two linear regressions," *Econometrica*, 28(3), 591-605.
- Chuang, W.J., Ouyang, L.Y., and Lo, W.C. (2010), "The impact of investor sentiment on excess returns: A Taiwan stock market case," *International Journal of Information & Management Sciences*, 21(1), 13-28.
- Corbet, S., Hou, Y.G., Hu, Y., Larkin, C., and Oxley, L. (2020), "Any port in a storm: Cryptocurrency safe-havens

- during the COVID-19 pandemic,” *Economics Letters*, 194, 109377.
- Corbet, S., Larkin, C., Lucey, B.M., Meegan, A., and Yarovaya, L. (2020), “The impact of macroeconomic news on Bitcoin returns,” *Eur. J. Finance* 26, 1396-1416.
- Dastgir, S., Demir, E., Downing, G., Gozgor, G., and Lau, C.K.M. (2019), “The causal relationship between Bitcoin attention and Bitcoin returns: evidence from the copula-based granger causality test,” *Finance Research Letter*, 28, 160-164.
- Dickey, D.A., and Fuller, W.A. (1979), “Distributions of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root,” *Journal of American Statistical Association*, 74(366a), 427-431.
- Dickey, D.A., and Fuller, W. A. (1981), “Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root,” *Econometrica*, 49(4), 1057-1072.
- Dyhrberg, A.H., (2016), “Bitcoin, gold and dollar-A garch volatility analysis,” *Finance Research Letter*, 16, 85-92.
- El-Houjeiri, H.M., Brandt, A.R., and Duffy J.E. (2013), “Open-source LCA tool for estimating greenhouse gas emissions from crude oil production using field characteristics,” *Environ. Sci. Technol.* 47, 5998-6006.
- Erdogan, S., Ahmed, M.Y., and Sarkodie, S.A. (2022), “Analysing asymmetric effects of cryptocurrency demand on environmental sustainability,” *Environmental Science and Pollution Research*, 29, 31723-31733.
- Felix, G. (2019), “Predict Bitcoin price and Ethereum price via Twitter and Google Trends,” Translated by 0xInfo from CRYPTOMONDAY.
- Gao, Y., Wang, A., Gao, C., and Tao, Y. (2012), “Analyses of the Energy Consumption and Emissions of Crude Oil Transportation,” *Journal of Mechanical Engineer*, 48(20), 147-152.
- Grossman, G.M., and Krueger, A.B. (1995), “Economic growth and the environment,” *Quarterly Journal of Economics*, 110, 353-377.
- Grossman, S.J. and Stiglitz, J.E. (1980), “On the impossibility of informationally efficient markets,” *The American Economic Review*, 70(3), 393-408
- Hasanov, F.J., Liddle, B., and Mikayilov J.I. (2018), “The impact of international trade on CO2 emissions in oil exporting countries: Territory vs consumption emissions accounting,” *Energy Economics*, 74, 343-350.
- Hsu, T.K. (2020), “The effect of trade openness on carbon dioxide emission in Taiwan: A quantile mediation analysis,” *WSEAS Trans Environ Develop*, 16, 434-439.
- Huynh, A.N.Q., Duong, D., Burggraf, T., Luong, H.T.T. and Bui, N.H. (2022), “Energy consumption and Bitcoin market,” *Asia-Pacific Financ. Markets*, 29, 79-93.
- Jia, F.R., Jing, W.T., Liu, G.X., Yue, Q., Wang, H.M., and Shi, L. (2020), “Paraffin-based crude oil refining process unit-level energy consumption and CO2 emissions in China,” *Journal of Cleaner Production*, 255, 120347.
- Johansen, S. (1988), “Statistical analysis of cointegrated vectors,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, 231-254.

- Johansen, S. (1991), "Estimation and hypothesis testing of cointegrated vectors in gaussian vector autoregressive models," *Econometrica*, 59, 1551-1580.
- Johansen, S. (1994), "The role of the constant and linear terms in cointegration analysis nonstationary variables," *Econometric Reviews*, 13, 205-230.
- Kaabia, O., Abid, I., Guesmi, K., and Sahut, J.M. (2020), "How do Bitcoin price fluctuations affect crude oil markets?" *Gestion* 2000, 37, 47-60.
- Khalid Khan, K., Sun, J., Koseoglu, S.D., and Rehman, A.U. (2021), "Revisiting Bitcoin price behavior under global economic uncertainty," *SAGE Open*, 1-13.
- Koenker, R. (2005), "Quantile regression. econometric society monograph series," Cambridge University Press.
- Koenker, R., and Bassett, G. (1978), "Regression quantile," *Econometrica*, 46(1), 33-50.
- Kuznets, S. (1955), "Economic growth and income inequality," *The American Economic Review*, 45(1), 1-28.
- Liu, W., Liang, X. and Cui, G. (2020), "Common risk factors in the return on cryptocurrencies," *Economic Modelling*, 86, 299-305.
- Malkiel, B.G. and Fama, E.F. (1970), "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work," *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Panayotou, T. (1993), "Empirical tests and policy analysis of environmental degradation at different stages of economic development," *Intern. Labour. Org.* 1-42.
- Rehman, M.U., and Kang, S.H. (2021), "A time–frequency comovement and causality relationship between Bitcoin hashrate and energy commodity markets," *Global Finance Journal*, 49, 100576.
- Rahman, Z.U., and Ahmad, M. (2019), "Modeling the relationship between gross capital formation and CO2 (a)symmetrically in the case of Pakistan: an empirical analysis through NARDL approach," *Environmental Science and Pollution Research*, 26, 8111-8124.
- Saima, S. (2021), "The nexus between export diversification, imports, capital and economic growth in the United Arab Emirates: An empirical investigation," *Cogent Economics & Finance*, 9(1), 1914396.
- Selmi, R., Mensi, W., Hammoudeh, S., and Bouoiyour, J. (2018), "Is Bitcoin a hedge, a safe haven or a diversifier for oil price movements? A comparison with gold," *Energy Economics*, 74, 787-801.
- Sreenu, N. (2022), "Impact of FDI, crude oil price and economic growth on CO2 emission in India: - symmetric and asymmetric analysis through ARDL and non -linear ARDL approach," *Environmental Science and Pollution Research*, 29, 42452-42465.
- Susana, D., Kavisamathi, J. and Sreejith, S. (2020), "Does herding behaviour among traders increase during COVID 19 pandemic? Evidence from the cryptocurrency market," *International Working Conference on Transfer and Diffusion of IT*, 617, 178-189
- Tiwari, A.K., Jana, R.K., Das, D., and Roubaud, D. (2018), "Informational efficiency of Bitcoin—An extension,"

- Economics Letters, 163, 106-109.
- Truby, J., Brown, R.D., Dahdal, A., and Ibrahim, I. (2022), “Blockchain, climate damage, and death: Policy interventions to reduce the carbon emissions, mortality, and net-zero implications of non-fungible tokens and Bitcoin,” *Energy Research & Social Science*, 88, 102499.
- Uchiyama, K. (2016), “Empirical Analysis of the Environmental Kuznets Curve, Environmental Kuznets Curve Hypothesis and Carbon Dioxide Emissions,” Springer Tokyo: Japan, 31-45.
- Wang, Y., Lucey, B., Vigne, S.A., and Yarovaya, L. (2022), “An index of cryptocurrency environmental attention (ICEA),” *China Finance Review International*, 2(12, 3), 378-414.