



逢甲大學學生報告 ePaper

國際市場資產風險與波動性分析

Risk and Volatility Analysis of International Market

Assets

作者：陳芎安、江祐霖、陳美玟、賴玟妤、蘇鈺雯、徐若涵、張承暉

系級：統計四甲

學號：D1043593、D1017022、D1089062、D1089092、D1043958、
D1043975、D1043338

開課老師：陳婉淑

課程名稱：統計專題(一)

開課系所：統計學系

開課學年：113 學年度 第一學期

摘要

本文透過時間數列分析和變異數異質性模式(GARCH)，探討全球資產波動性風險與波動性分析。研究涵蓋四個市場大盤指數、四個著名科技股、一個加密貨幣、兩個外匯市場及原物料資產共分析十三種資產，分析其在疫情前、疫情期間和疫情後的波動特徵。本研究根據時勢挑選出特定資產與股票指數，透過 R 套件抓取 Yahoo Finance 擬研究的資產，計算夏普值與日報酬率，月報酬率。並通過 Ljung-Box Q 與 ARCH-LM test 判斷是否有 ARCH 效應，決定是否採用 GARCH 模型，並根據數據型態配適合適的 GARCH 模型估計指數的變異與波動，其中透過不對稱檢定 Joint test 檢定非對稱性，如果具有非對稱性則採用 GJR-GARCH 模型。本研究擷取四段區間進行分析探討，分別為完整週期、疫情流行前、疫情期間與疫情流行期間後。2017 年至 2019 年被定義為疫情流行前，2020 年 1 月 1 日至 2022 年 8 月 31 日為 COVID-19 盛行期間，2022 年 9 月至 2024 年 9 月則探討疫情後的股市波動。結果顯示在疫情期間造成眾多股市動盪，高風險資產如輝達和比特幣的波動性顯著，避險資產如黃金和原油在市場不確定性下波動加劇。GARCH 和 GJR-GARCH 模型能有效捕捉資產報酬率的波動特徵，並通過樣本外一步預測方法提高預測準確性。在樣本外預測結果顯示，波動最大的為輝達，在疫情後的波動顯著，說明了高風險資產的特性。納斯達克綜合指數和巴黎 CAC 指數的波動性反映出市場與經濟形勢的影響。黃金期貨在市場起伏不定時的避險需求增加。日元對美元匯率和歐元對美元匯率的波動顯示出各國貨幣政策的影響。2022 年初疫情影響逐漸消散後，俄烏戰爭使各資產波動率大幅上升，尤以布萊特原油影響最為顯著。2024 年，布萊特原油的波動率再次回升，可能受到 OPEC+ 減產政策與能源需求變化的影響。

關鍵字: 夏普比率、一步預測、ARCH 效應、JB normality test、Joint test、GARCH、GJR-GARCH

Abstract

This study employs time series analysis and Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) models to explore the volatility and risk characteristics of global assets. The analysis encompasses 13 assets, including four market indices, four prominent technology stocks, one cryptocurrency, two foreign exchange markets, and commodity assets, across three periods: pre-pandemic, during the COVID-19 pandemic, and post-pandemic. Data for the selected assets were obtained from Yahoo Finance using R packages, with Sharpe ratios, daily returns, and monthly returns calculated. Ljung-Box Q and ARCH-LM tests were applied to detect ARCH effects and determine the suitability of GARCH models. Asymmetric effects were examined using the Joint test, with GJR-GARCH models employed for assets exhibiting asymmetry. The study analyzed four intervals: full period, pre-pandemic (2017–2019), pandemic (January 2020–August 2022), and post-pandemic (September 2022–September 2024).

The findings indicate significant market volatility during the pandemic. High-risk assets, such as NVIDIA and Bitcoin, exhibited pronounced volatility, while safe-haven assets like gold and crude oil experienced heightened fluctuations amid market uncertainty. GARCH and GJR-GARCH models effectively captured asset return volatility, with out-of-sample one-step-ahead forecasts enhancing predictive accuracy. NVIDIA showed the highest volatility, especially post-pandemic, reflecting the inherent risks of high-risk assets. The volatility of indices such as the NASDAQ Composite and CAC 40 revealed the influence of market and economic conditions. Gold futures saw increased demand during market turbulence, while currency pair volatilities (e.g., JPY/USD and EUR/USD) reflected the impacts of monetary policies. After the pandemic subsided in early 2022, the Russia-Ukraine war caused a surge in asset volatilities, most notably in Brent crude oil. In 2024, crude oil volatility rose again, likely driven by OPEC+ production cuts and changes in energy demand.

Keywords: ARCH effect, GARCH, GJR-GARCH, JB normality test, Joint test, one-step-ahead forecast, Sharpe ratio

目錄

第一章、緒論.....	4
第二章、研究方法.....	7
對數報酬率(Log return).....	7
夏普比率(Sharpe ratio).....	8
無風險利率 (Risk-free rate).....	8
JB normality test.....	9
Ljung-Box 檢定.....	9
波動性聚集 (volatility clustering).....	10
ARCH effect 檢定.....	10
Joint Test.....	10
GARCH.....	11
GJR-GARCH.....	11
樣本外預測(out of sample forecast).....	12
第三章、資料描述.....	13
月資料-時間數列圖.....	15
月資料-基礎統計量.....	16
日資料-時間數列圖.....	20
日資料-基礎統計量.....	21
第四章、配適模型.....	26
參數估計.....	26
樣本外一步預測.....	28
第五章、結論.....	31
參考文獻.....	32

第一章、緒論

股票市場 (stock market) 指股票發行、買賣、交易的市場。是證券市場的一部分。是大家常用的理財工具之一，常見的各大指數如納斯達克綜合指數、德國 DAX 指數、法國巴黎 CAC 指數和日經 225 指數代表了各國經濟的核心企業。當這些指數上漲時，通常代表整體經濟良好。此外，全球知名的科技公司科技股更是崛起。不過，投資股票市場也伴隨著風險。市場的波動性可能會因為經濟政策、國際局勢甚至像 AI 技術這些熱門趨勢而劇烈波動。加上新興市場如加密貨幣以及匯率和原物料價格變動，這些因素會進一步增加市場的不確定性。

本研究意旨透過時間數列以及配適模型來預測出潛藏的投資風險、掌握市場動向，股市的價格更是充滿了不確定性。所以我們將著重於投資風險以及波動分析進行探討，讓我們的投資決策更有依據，透過時間數列分析讓我們更好掌握股市的變化趨勢達到有效的風險管理，並盡量避開市場的風險。

在十年內有著多次危機造成股市掀起大震盪，其中著名的為 2008 年的金融危機，由美國的經濟泡沫破裂引發全球的金融危機，造成許多股市跌至谷底而 2020 年 COVID-19 疫情隨著各國的政策影響，使得股市掀起一陣波瀾，許多股市因此急遽下跌隨著解禁政策又迅速攀升。而疫情隨之影響到原物料無法正常的進出口，而又因為疫情居家時間明顯增加導致科技零件、雲端軟體的需求攀升。所以將針對疫情時段分為疫情前、疫情期間與疫情後，全區資料擷取於 2017 年 1 月 1 日至 2024 年 9 月 23 日。

本研究所挑選的資產標的涵蓋全球主要市場，分為股市大盤市場、科技龍頭企業、加密貨幣、外匯市場以及原物料資產，提供多元化的市場波動性與資產風險分析。股市指數方面分別納入美洲、亞洲、歐洲的股市指數，反映全球市場波動與表現，提供跨地域及市場間的波動性比較。

本文探討資產的日報酬率和月報酬率可以提供投資者和市場分析師關於資產表現的短期和中期視角。這種分析有助於識別市場趨勢、波動性的變化以及潛在的投資機會。日報酬率可以揭示資產的即時反應和市場動態，而月報酬率則有助於評估資產在較長時間範圍內的整體表現和趨勢。

計算夏普比率的優點主要體現在它提供了一種衡量投資績效相對於風險的方式。夏普比率通過將投資的超額回報 (即超過無風險利率的回報) 除以其波動性 (標準差)，來評估投資者每承擔一單位風險所獲得的回報。這樣可以幫助投資者理解投資回報是否足以補償其所承擔的風險。

個股方面則選擇科技業龍頭代表與美國半導體產業的重要代表，這些企業不

僅影響全球科技市場的動態，也對政策與技術創新具有高度敏感性，能有效捕捉科技市場的波動特徵。

加密貨幣方面則有比特幣作為研究的資產，其具有高度波動性和投機性，且於 2024 年比特幣現貨 ETF 上市，提高了市場的透明度與流動性，使加密貨幣的波動性與傳統金融市場更加緊密連結。外匯市場則選擇歐元對美元及日圓的匯率作為觀察重點。這些匯率反映主要經濟體之間的貨幣政策與經濟動態，是全球外匯市場的重要指標。原物料資產方面利用黃金常被視為避險資產的特性，研究波動性與市場不確定性及地緣政治關係之間的聯繫，布萊特原油則為能源市場的基準，受供需關係與地緣政治影響，其波動性能顯示全球經濟活動的強弱。

在金融市場中，資產的波動性可以用來衡量市場的風險，更能直接影響投資的策略。在本研究將更深入的分析不同資產的波動變化，在本文使用對數報酬率（Log Return）進行分析，除了避免可以極端數值的影響，也能更好捕捉市場的波動特徵。再透過對數報酬率的計算，與夏普比率（Sharpe Ratio）、超額峰度（Excess Kurtosis）與偏度（Skewness）等方法，進而分析資產在疫情中的不同時期的特徵。

夏普比率為負值意味著投資的平均回報率低於無風險利率，或者該投資的超額回報為負。這通常表明投資者承擔了風險卻沒有獲得相應的正向回報，而是產生了虧損。在這種情況下，夏普比率的負值越大，表示相對於承擔的風險，投資的表現越差。

Engle(1982)首次提出 ARCH 模型，用於捕捉金融市場中條件異質性變異，可以有效解決時間數列模型無法描述波動叢聚現象的問題。Bollerslev(1986)進一步提出 GARCH 模型，將條件變異數的自迴歸結構與移動平均模型結合，提高模型對長期波動性的捕捉能力。

針對資產報酬率波動性的變化，本研究運用 ARCH 效應檢定和 GARCH 模型來分析數列的波動性叢聚，並在波動具有非對稱性時採用 GJR-GARCH 模型以捕捉衝擊對波動性的影響。最後在預測波動使用樣本外一步預測方法進行每一次只預測下個時間點的滾動方式估計模型參數，捕捉市場隨時間變動的波動與變異程度，提升模型在樣本外預測的準確性。

上述方法我們可以更清楚的分析資產在不同時期的波動性特徵及趨勢，分別是在疫情前、中、後三個階段的比較，且透過結合夏普比率等，評估不同資產調整後回報率。最後針對波動性所配適的 GARCH 模型，可以在多樣化的投資組合中提供更有參考價值的依據。

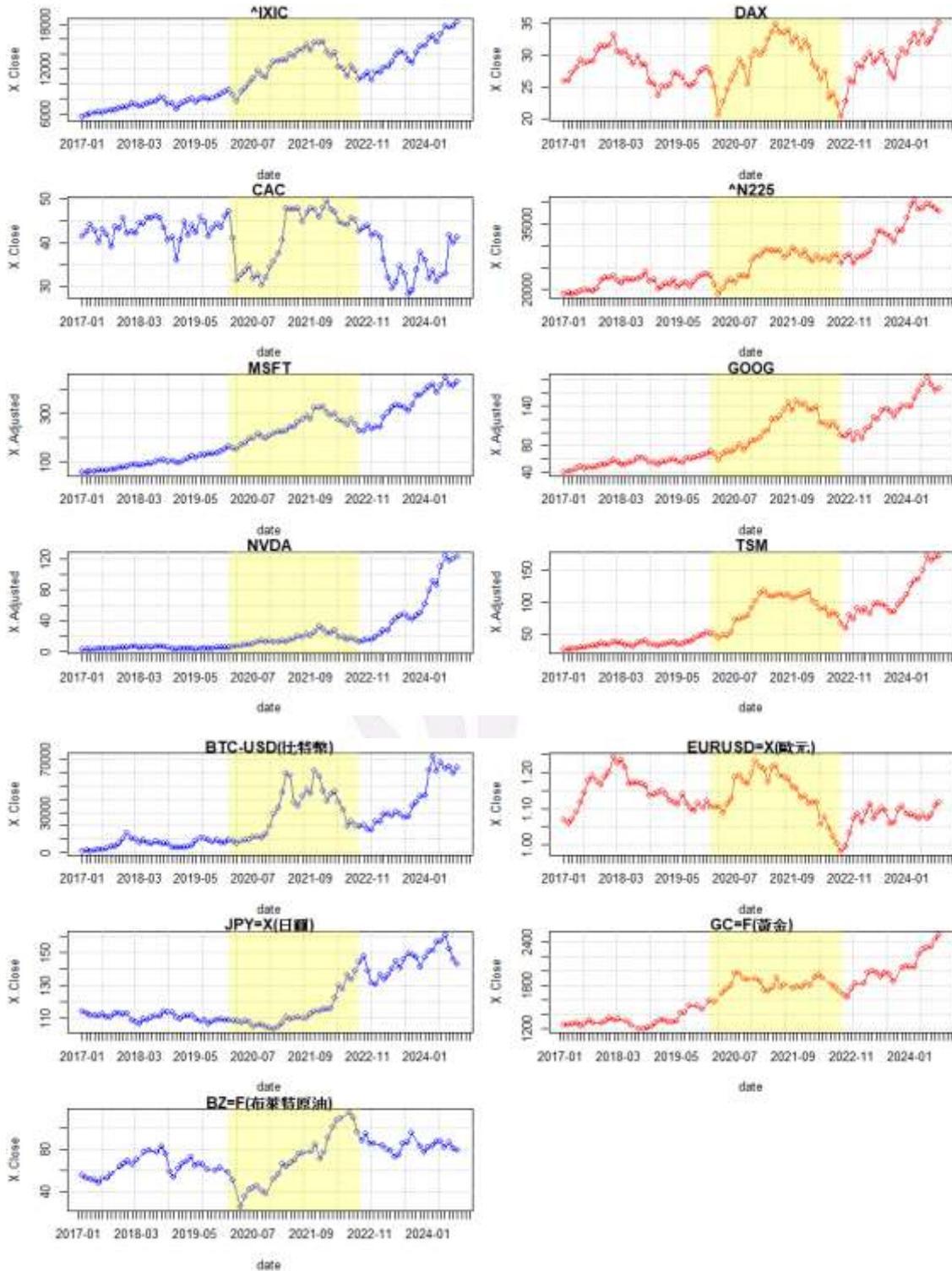


圖 1 個股市原始時間數列圖(黃色區域則為疫情期間 2020/1/1~2022/8/31)

圖 1 為各股市原始時間數列圖，縱軸為該股票指數，橫軸為日期而。可看到各股市分為三個區塊，分別為疫情前(2017/01~2019/12)、中(2020/1~2022/8)、後(2022/9~2024/9)，及全區段(2017/1~2024/9)，我們在之後會就各區段討論其股市的對數報酬率、夏普比率、超額峰度、偏度。

第二章、研究方法

在研究流程圖中，本研究將根據時勢挑選出特定資產與股票指數，透過 R 套件 'quantmod' 抓取各市場指數數據(來源:[yahoo finance](#))，將指數進行數據轉換計算夏普值與報酬率，與 JB normality test 透過峰度與偏度檢驗報酬率分布是否服從常態，最後透過 Ljung-Box Q 與 ARCH-LM test 判斷是否有 ARCH 效應，並決定是否採用 GARCH 模型，再根據數據型態配適合適的 GARCH 模型，估計指數的變異與波動。

R 套件 quantmod 是金融數據分析與建模工具套件，專門為處理金融市場數據而被設計的。它可以幫助我們快速獲取、處理並視覺化各種股票市場數據。在套件裡補僅僅可以抓取 Yahoo Finance 還可以從 Alpha Vantage、FRED 等，股市平台抓取數據，而在函數裡可以自己設定抓取數據的長短以及自行設定頻率為每月、每周甚至每日的資料。其中我們透過套件裡的 getSymbols() 函數抓取 'yahoo finance' 的各種日資料與月資料股市資產的收盤價與調整價等數據，並透過 chartSeries() 函數畫出股票市場中常見的各種圖形與時間數列圖。

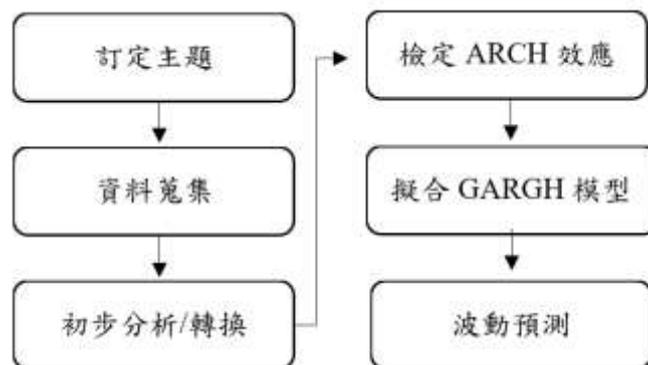


圖 2 流程圖

對數報酬率(Log return)

對數報酬率 (Log return) 是常見的報酬率計算方式，用來衡量一段時間內資產價格的變動。主要特點是根據 log 的特性可以將多期的報酬率加在一起，而更加方便於長期投資分析。且可以避免極端數值。且對數報酬率不受基期影響，無論我們從哪個時間點開始計算，結果都是一致的。在時間數列分析裡，對數報酬率有助於讓資料變得更平穩，以便進行波動率建模或預測時，能讓我們更容易捕捉到市場的波動特徵，使模型的表現更加精確。

$$\log \text{ return} = \left(\ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \right) \times 100\%,$$

其中， P_t 是當期調整後的價格， P_{t-1} 為前一期調整後的價格。而個股為調整後的收盤價，其餘皆為收盤價。

夏普比率(Sharpe ratio)

夏普比率 (Sharpe ratio) 是一個衡量投資組合風險調整後回報的指標，主要目的是幫助投資者判斷投資組合的表現。無風險利率(Risk-free rate)通常指的是美國三個月國庫債的利率，它代表投資者在沒有風險的情況下可以獲得的回報。夏普比率為正，代表投資組合報酬率高過波動風險，代表在創造報酬的同時，也能控制好波動風險，也就愈值得投資，反之夏普比率為負，代表投資組合報酬率低於波動風險，投資者在承擔風險的同時反而得到了負的報酬，也就意味著此投資組合較不適合投資。

$$\text{Sharpe Ratio} = \frac{E[R] - R_f}{\sigma_R},$$

$E[R]$ 是報酬率， R_f 是無風險利率， σ_R 是投資報酬率的標準差。

$$\text{Monthly Sharpe Ratio} = \frac{E[R_m] - R_f}{\sigma_m},$$

$E[R_m]$ 是月報酬率， R_f 是月無風險利率， σ_m 為月報酬率的標準差。

無風險利率 (Risk-free rate)

$$r_{f,daily} = \left[\left(1 + \frac{i_t}{100} \right)^{\frac{1}{365}} - 1 \right] \times 100,$$

其中 i_t 是公佈的年利率。

$$r_{f,monthly} = \left(\left[\prod_{d=1}^m (1 + r_{f,daily,d}) \right]^{\frac{1}{m}} - 1 \right) \times 100,$$

其中 m 是該月的交易天數。

超額峰度 (Excess kurtosis) 是指一個分配的峰度 (kurtosis) 與常態分配的峰度之間的差異。常態分配的峰度值為 3。而峰度又分高峽峰 (Leptokurtic) 與低闊峰 (Platykurtic)。在數據分布中，超額峰度值大於 0，表示該分配的尾巴比常態分配的尾巴更厚，分配的峰形較尖銳表示有較多極端值出現而對於股市來說大漲

或大跌機率較高，因此我們稱它為高峽峰。這類波動性高的市場，較容易受外部事件或市場情緒影響。相反之超額峰度值小於 0，表示數據分布較集中，極端值的出現較少的為低闊峰，分配的峰形較平緩、波動性相對較低。當數據分布為低闊峰時表示市場表現相對穩定。

偏度 (Skewness) 通常用來判斷該數據分布型態左右尾，正偏態意味著市場報酬率的尾部向右傾斜，也表示市場大概率為正報酬。相反的負偏態，市場報酬率的尾部向左傾斜，表明市場下跌的概率較大。而在疫情期間有明顯的表現出負偏態，反映著市場因疫情引起恐慌。

JB normality test

Jarque-Bera Test 是一種用於檢測數據是否服從常態分配的統計檢定方法。根據偏度(Skewness)和峰度(Kurtosis)，以判斷數據是否偏離常態分配。JB Test 結合了先前的兩個檢定，並使用檢定統計量進行檢定。如果 JB 檢定量的 p 值小於 0.05，我們就可以拒絕數據有常態的假設。

Jarque-Bera 檢定統計量的公式為：

$$JB = \frac{\hat{S}^2(r)}{6/T} + \frac{(\hat{K}(r) - 3)^2}{24/T},$$

\hat{K} 為樣本峰度、 \hat{S} 為樣本篇度、 T 為樣本數，而 JB 檢定量服從 $\chi^2(2)$ ，並檢定報酬率是否具有常態性。本研究透過此檢定，計算金融市場與股票市場中的數據統計量，並由假設檢定檢驗是否服從常態分配。

假設檢定

$$H_0: r_t \text{ 服從常態分配}$$

$$H_1: r_t \text{ 不服從常態分配}$$

Ljung-Box 檢定

Ljung-Box Q 檢定 (Ljung and Box 2017)，用於檢驗時間數列中的殘差是否存在自相關。由 Q^* 統計量能精確地反映樣本中自相關的顯著性，特別是對小樣本數據的穩健性更強，因而被廣泛應用於時間序列模型診斷。檢驗殘差中是否存在自相關，檢定中若 P 值大於 0.05 表示不拒絕 H_0 ，即殘差為白噪聲，模型擬合程度和適；反之 P 值小於 0.05 表示拒絕 H_0 ，即殘差存在自相關性，模型可能未擬合完全，可能需要進一步檢查變異數的特性而進一步配適 ARCH 或 GARCH 模型。

其假設檢定為

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_i = 0$$

$$H_1: \text{至少有一個 } \rho_i \neq 0$$

ρ_i 為時間數列中的自我相關係數。

波動性聚集 (volatility clustering)

波動性聚集 (volatility clustering)，其特性為高波動性期後接著高波動性期，低波動性後接低波動性期。最早由 Mandelbrot (1963) 在金融市場數據中觀察到，並由 Engle (1982) 提出了 ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) 模型與 GARCH (Generalized ARCH) 模型，用以捕捉更為複雜的波動性特徵。

ARCH effect 檢定

若通 Ljung-Box 檢定發現殘差存在自相關，可能需要進一步檢查殘差的條件異質變異數 (ARCH 效應)。ARCH-LM 檢定是由 Engle (1982) 提出的，用於檢驗殘差平方序列是否存在條件變異性。

迴歸式:

$$r_t = a_t + \mu_t,$$

$$a_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p a_{t-p}^2 + \varepsilon_t,$$

a_t^2 為殘差的平方值， α_0 為常數項， α_0 為 ARCH 效應的參數，表示殘差平方的滯後項對當前殘差平方的影響， p 滯後階數。

假設檢定為

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_i = 0$$

$$H_1: \text{至少有一個 } \alpha_i \neq 0$$

Joint Test

Engle and Ng (1993) 所提起的 Engle and Ng Joint Test (Joint Test) 用於檢測波動性模型中的非對稱性。也是在金融市場中經常出現的即槓桿效應。在 Joint Test 中定義 S_{t-1} 前一日之衝擊，正衝擊 S_{t-1}^+ 與負衝擊 S_{t-1}^- 。

$$S_{t-1}^+ = 1 - S_{t-1}^-,$$

$$S_{t-1}^- = \begin{cases} 1, & \text{if } \hat{\mu}_{t-1} < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

檢定迴歸式為

$$\hat{\mu}_t^2 = \phi_0 + \phi_1 S_{t-1}^- + \phi_2 S_{t-1}^- \mu_{t-1} + \phi_3 S_{t-1}^+ \mu_{t-1} + \nu_t,$$

假設檢定

$$H_0: \phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = 0$$

H_1 : 至少有一個不為零

上述假設檢定，P 值大於 0.05，則我們無法拒絕 H_0 ，表示沒有非對稱效應。反之 P 值小於 0.05，則拒絕 H_0 ，表示存在顯著的非對稱效應，即負向對波動的影響大於正向。因此如果 Joint Test P 值小於 0.05 時，我們可以配適 GJR-GARCH (Glosten-Jagannathan-Runkle GARCH) 或 E-GARCH(Exponential GARCH) 模型，描述數據的不對稱性。

GARCH

Engle (1982) 提出了 ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) 模型，成功描述了條件變異數的特性，Bollerslev (1986) 將其擴展為 GARCH (Generalized ARCH) 模型，進一步提升了模型對波動性動態行為的刻畫能力。

GARCH 將條件變異數設定為自迴歸過程，結合過去誤差平方與條件變異數的滯後值來描述當期的波動性，並能夠以較少的參數捕捉長期記憶的波動性特徵。其簡潔性與有效性使其成為金融時間序列分析中的重要工具。

GARCH(p, q)

$$r_t = a_t, a_t = \sigma_t \varepsilon_t,$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2,$$

其中 $\varepsilon_t \sim D(0,1)$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_i > 0, \beta_j > 0, \sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1,$$

α_i 為 ARCH 項的參數，代表前 i 期誤差平方對當前波動性的影響， β_i 為 GARCH 項的參數，代表前 j 期條件變異數對當前波動性的影響，而 $D(0,1)$ 屬於任意分配。

須滿足弱平穩條件(Weak stationarity): $\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1$ ，避免過度擬和情形發生。

GJR-GARCH

Glosten et al. (1993) 提出一個不對稱 GARCH 模式，後續被稱為 GJR-GARCH 模式，雖然 GARCH 模型對波動叢聚現象有很好的捕捉能力，但無法捕

捉金融市場中常見的非對稱波動性，而 GJR-GARCH 模型是針對非對稱波動效應，例如槓桿效應也就是負向報酬會造成更大波動。引入 γ 捕捉數據的非對稱性，捕捉數列的正衝擊和負衝擊。

GJR-GARCH 模型可以寫為

AR(1)GJRGARCH(1,1)

$$r_t = \mu_t + \phi r_{t-1} + a_t, a_t = \sigma_t \varepsilon_t,$$
$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \gamma I_{t-1} a_{t-1}^2,$$
$$I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \text{if } a_{t-1} < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其變異平穩條件為 $\alpha_1 + \beta_1 + 0.5\gamma < 1$ 。

在 GARCH 與 GJR-GARCH 模型中，誤差項的分配 $D(0,1)$ 的影響頗為重要。而常見的有 Normal、Student's t 與 Skew student's t。常態分配 (normal) 適用於波動性較為平穩的情況，但無法捕捉較極端波動。Student's t 用於針對厚尾數據，能夠更好地捕極端值。Skew student's t 則是對 student's t 分配的延伸，可以同時捕捉波動性的非對稱性和極端事件，適用於當數據呈現有槓桿效應時。

在選擇模型時，我們可以從資料型態判斷較適合的模型，GARCH 模型用於分析基本波動率的模型，但較無法描述非對稱的波動型態。gjrGARCH 模型特別針對了金融市場中常見的槓桿效應所帶來的影響，透過引入 γ 變數捕捉負面衝擊對波動率的影響，較適合配時於股市、大宗商品市場等容易受非對稱效應影響的資產或股市指數。

樣本外預測(out of sample forecast)

在樣本外預測中，我們使用了一步預測(one-step ahead forecast)與滾動視窗 (Rolling Window) 方法，進行對時間數列中的波動進行預測。一步預測(1-step ahead forecast)是由 Bollerslev (1986) 提出，是在 GARCH 模型下對時間數列波動性的預測，在預測過程中每次只對下一個時間點的 σ_{t+1}^2 進行預測，透過滾動視窗的方式，我們固定視窗的長度以每個視窗長度重新估計參數。一步預測常用於在金融與股票市場中會隨著時間變化的數據，較能捕捉動態的數據波動，也可以起到良好的預測效果。

GARCH(1,1)的一步預測:

$$\sigma_{t+1}^2(1) = \alpha_0 + \alpha_1 a_t^2 + \beta_1 \sigma_t^2,$$

σ_{t+1}^2 為下一格時間點的條件變異數， α_0 為常數項， α_1 為殘差 a_t^2 對當期波動的影響程度， β_1 為對上期條件變異數 σ_t^2 對當前波動的響程度。

在本文中，我們的預測時段涵蓋於 2022 年至 2024 年為預測區間，根據一步預測並以每五天的頻率進行模型擬合，並隨著市場的變化捕捉隨時間波動的特徵。

第三章、資料描述

表 1 資料描述

代號	名稱
IXIC	納斯達克綜合指數 (美國科技股市指數)，美國著名的科技業股市，主要包含大量科技公司，特別是創新型企業。
DAX	德國 DAX 指數 (德國股市主要指數)，德國經濟的 30 家大型上市公司，其中涵蓋了工業、汽車和製藥等行業。
CAC	法國巴黎 CAC 指數 (法國股市指數)，法國 40 家大型企業，涵蓋金融、消費品、能源等行業。
^N225	日經 225 指數 (日本主要股市指數)，日本最重要的股市指數，涵蓋 225 家日本上市公司。
MSFT	微軟 (Microsoft，美國科技公司)，全球最大的科技公司之一，主要產品包括 Windows 操作系統和 Azure 雲端服務。
GOOG	Google (美國科技公司)，是總部位於美國加州山景城的跨國科技公司，業務範圍涵蓋網際網路廣告、網際網路搜尋、雲端運算等領域。
NVDA	輝達 (NVIDIA，美國科技公司)，全球領先的圖形處理單元 (GPU) 製造商。
TSM	台積電 (台灣積體電路製造公司，美國股市)，全球最大的半導體代工廠。
BTC-USD	比特幣對美元匯率 (加密貨幣)。
EURUSD=X	歐元對美元匯率。
JPY=X	日元匯率。
GC=F	黃金期貨。
BZ=F	石油 (布萊特原油)。
IRX	美國 13 週國庫券 (無風險利率)。

資料來源: ([yahoo finance](https://finance.yahoo.com/))<https://finance.yahoo.com/>

疫情期間，許多科技公司受益於遠程辦公和數位化轉型，促使科技公司如 Microsoft、Google 等企業業績大幅提升。因此，納斯達克綜合指數 (IXIC) 在疫情期間迅速反彈並達到歷史新高。對歐洲製造業、特別是汽車行業造成了打擊，德

國的出口受全球需求下降影響因此也間接反映在德國 DAX 指數 (DAX) 上。但隨著復甦政策的推動，指數有逐漸回升的跡象。相同的情況也反映在法國巴黎 CAC 指數 (CAC)與日經 225 指數(^N225)上。而在 AI 股上微軟 (MSFT) 與 Google(GOOG)，主要以雲端服務以及軟體工具以及谷歌的廣告業務在疫情期間表現出色使得股價達到了新高。輝達 (NVIDIA)與台積電 (TSM) 主要以科技產品、晶片等零件，而疫情期間人們居家時間增加，大大提高遊戲、數據中心和人工智慧的需求，芯片短缺和科技產品需求上增，因此股價不減反增。比特幣 (BTC-USD) 在疫情期間被視為對抗通脹和金融不確定性的工具。歐元對美元匯率(EURUSD=X) 是全球最重要的貨幣對之一，反映歐洲和美國之間的經濟和政策變化。日元對美元匯率 (JPY=X)、黃金期貨 (GC=F) 為投資風險最為較不高的指數，黃金更是全球公認的避險資產。疫情引發的全球經濟不確定性大幅推高了黃金的避險需求，推動金價在 2020 年達到歷史高點。布萊特原油 (BZ=F) 反映全球石油市場價格。疫情造成全球封鎖導致石油需求暴跌，布倫特原油期貨價格一度崩盤。但隨著經濟逐漸重啟，尤其是疫苗接種推進後，需求回升，石油價格反彈。

疫情對全球市場的影響是廣泛而深遠的。股市經歷了初期的劇烈下跌，隨後在刺激政策和經濟復甦的推動下反彈。除了科技公司在疫情期間表現突出，而其他傳統和能源類股票則受到疫情的重創。

表 2 研究期間

代稱	Start	End	Period
Period 1 (期間一)	2017/1/1	2024/9/13	Full period (完整週期)
Period 2 (期間二)	2017/1/1	2019/12/31	Pre pandemic (疫情前)
Period 3 (期間三)	2020/1/1	2022/8/31	COVID-19 pandemic (疫情期間)
Period 4 (期間四)	2022/9/1	2024/9/13	Post pandemic (疫情後)

本研究將擷取四段區間進行分析探討 (如表 2)，分別為 Full period (完整週期)、Pre pandemic (疫情流行前)、COVID-19 pandemic (新冠疫情流行期間)與 Post pandemic (疫情流行期間後)。疫情期間對股票市場造成強烈的動盪，而在 2017 年至 2019 年將其定義為疫情流行前，代表了疫情前的經濟繁榮時期，全球股市表現出穩健增長，尤其市場中的科技股引領牛市。2020 年 1 月 1 日至 2022 年 8 月 31 日，為 COVID-19 盛行期間，尤其是 3 月，全球股市因市場恐慌而急劇下跌，2022 年疫情逐漸控制，經濟開始有復甦崛起的象徵，最後 2022 年 9 月至 2024 年 9 月將探討疫情後的股市變動。

月資料-時間數列圖

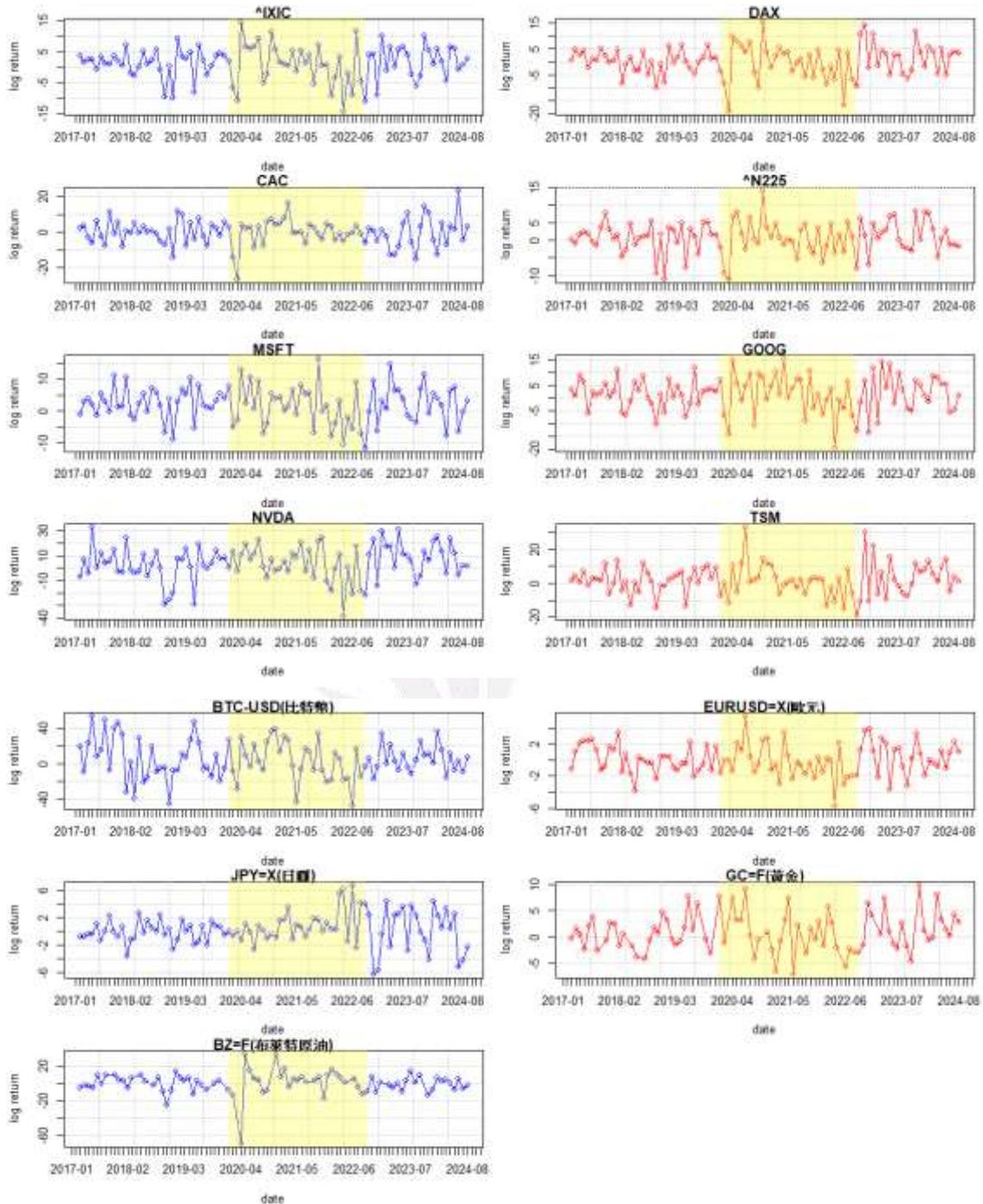


圖 3 月資料時間數列圖(黃色區域則為疫情期間 2020/1/1~2022/8/31)

圖 2 為月資料的時間數列圖，縱軸為該股市經過 log 轉換的報酬率，橫軸為日期而黃色區域則為疫情期間(2020/1/1~2022/8/31)。在圖中可以看明顯的看到於疫情初期各國主要指數 (IXIC、DAX、CAC、N225) 俗稱大盤皆有明顯動盪的現象，除了著名的納斯達克 (IXIC) 迅速攀升，與其他科技相關個 AI 股 (MSFT、

GOOG、NVDA、TSM) 皆有向上飆升的情形。反之能源股石油 (BZ=F) 一度跌至-60%，可見疫情的封鎖政策影響重大。而虛擬貨幣-比特幣 (BTC-USD) 的動盪無論疫情皆有相當大的起伏，也符合虛擬貨幣的較不規規律的特性，而黃金期貨 (GC=F) 與其匯率動盪沒有其他來的大但也受到不少波動，在疫情期間相對平穩且有上爬的趨勢，說明在金融動盪時，許多人購買這避險資產。

月資料-基礎統計量

表 3 月報酬基礎統計量 (2017/1/1~2024/9/23)

代號	Period	nobs	Min	Max	Q1	Q3	Mean	Median	Std	Skewness	Excess Kurtosis
^IXIC	1	92	-14.227	14.364	-1.630	5.284	1.278	1.870	5.553	-0.492	0.128
	2	35	-9.965	9.297	0.188	3.551	1.339	2.128	4.257	-1.002	1.117
	3	31	-14.227	14.364	-4.119	5.660	0.825	0.927	6.958	-0.162	-0.713
	4	24	-9.138	10.165	-0.846	5.827	2.260	3.238	4.911	-0.443	-0.546
CAC	1	92	-26.542	23.351	-4.482	4.098	-0.004	0.445	7.411	-0.225	1.533
	2	35	-13.939	11.911	-3.375	4.824	0.299	-0.022	6.018	-0.074	-0.540
	3	31	-26.542	16.624	-2.456	4.065	-0.142	0.294	7.555	-1.217	3.190
	4	24	-15.009	23.351	-5.764	4.036	-0.127	0.941	9.343	0.457	-0.192
DAX	1	92	-19.183	15.321	-3.267	4.521	0.510	1.206	6.103	-0.373	0.686
	2	35	-9.918	7.939	-1.611	2.881	0.441	0.500	4.167	-0.506	-0.027
	3	31	-19.183	15.321	-5.877	4.756	-0.372	1.290	7.664	-0.479	-0.118
	4	24	-6.412	14.378	-2.570	4.897	2.340	3.509	5.951	0.283	-0.970
^N225	1	92	-11.125	14.014	-1.704	3.593	0.743	1.074	4.573	-0.296	0.420
	2	35	-11.040	7.818	-0.973	3.206	0.620	1.454	4.124	-1.062	0.981
	3	31	-11.125	14.014	-2.274	4.177	0.616	0.732	5.173	0.029	0.270
	4	24	-6.937	8.173	-1.338	5.004	1.561	0.903	4.282	0.019	-1.055

表 4 月報酬基礎統計量 (2017/1/1~2024/9/23)

代號	Period	nobs	Min	Max	Q1	Q3	Mean	Median	Std	Skewness	Excess Kurtosis
MSFT	1	92	-11.571	16.237	-1.312	5.740	2.073	2.332	5.748	-0.122	-0.333
	2	35	-8.779	11.034	0.306	5.381	2.548	2.777	4.504	-0.346	0.095
	3	31	-10.521	16.237	-3.904	5.678	1.384	1.448	6.634	0.214	-0.801
	4	24	-7.754	14.486	-0.912	6.475	2.606	3.455	5.711	-0.011	-0.759
GOO G	1	92	-19.450	15.279	-2.154	6.493	1.537	2.226	7.002	-0.415	-0.072
	2	35	-10.290	11.832	-1.731	4.077	1.479	2.084	5.240	-0.166	-0.427
	3	31	-19.450	15.279	-4.091	7.454	1.355	1.552	8.316	-0.470	-0.363
	4	24	-13.397	14.125	-2.495	7.150	2.220	3.557	7.248	-0.260	-0.841
NVD A	1	92	-38.590	32.497	-2.947	13.390	4.136	5.439	14.011	-0.508	0.269
	2	35	-28.982	32.497	-3.291	9.871	2.224	3.305	13.487	-0.492	0.440
	3	32	-38.590	24.534	-2.641	12.149	2.954	3.295	14.305	-0.722	0.389
	4	24	-14.644	31.001	0.916	18.881	9.581	10.898	12.819	-0.168	-1.035
TSM	1	93	-19.534	33.650	-2.603	6.695	2.130	2.116	9.164	0.454	1.162
	2	35	-14.761	15.565	-0.569	6.361	2.109	1.905	7.150	-0.476	0.061
	3	31	-15.336	33.650	-4.009	3.742	1.572	2.229	9.661	0.891	1.954
	4	24	-10.794	29.875	-4.750	10.130	4.225	4.537	10.469	0.481	-0.376

表 5 月報酬基礎統計量 (2017/1/1~2024/9/23)

代號	Period	nobs	Min	Max	Q1	Q3	Mean	Median	Std	Skewness	Excess
----	--------	------	-----	-----	----	----	------	--------	-----	----------	--------

											Kurtosis
BTC-USD	1	92	-47.431	52.844	-8.006	19.847	4.558	3.078	21.544	-0.019	-0.243
	2	35	-45.274	52.844	-8.843	23.078	5.724	1.715	25.111	0.106	-0.737
	3	31	-47.431	39.051	-11.777	19.333	2.461	3.107	22.672	-0.287	-0.728
	4	24	-17.714	36.268	-4.948	11.327	4.986	3.484	14.235	0.484	-0.449
GC=F	1	79	-7.174	9.786	-1.692	3.034	0.872	0.504	3.695	0.357	-0.264
	2	29	-4.161	7.656	-1.520	2.066	0.542	0.465	2.864	0.532	-0.198
	3	27	-7.174	9.048	-2.380	3.034	0.292	-0.529	4.204	0.227	-0.678
	4	21	-4.760	9.786	-0.681	4.134	1.931	1.185	3.729	0.429	-0.685
BZ=F	1	79	-69.275	33.512	-5.064	6.612	0.442	2.311	12.512	-1.862	10.919
	2	29	-25.113	14.009	-4.852	6.475	0.400	2.356	8.241	-0.890	1.041
	3	27	-69.275	33.512	-4.133	8.665	1.875	4.882	18.696	-1.747	5.469
	4	21	-14.034	13.306	-6.812	4.513	-0.524	0.433	7.060	-0.030	-0.918
JPY=X	1	92	-6.330	6.664	-1.063	1.690	0.249	0.065	2.395	-0.005	0.563
	2	35	-3.567	2.626	-0.983	0.739	-0.123	-0.045	1.420	-0.124	-0.291
	3	31	-2.739	6.664	-0.734	1.591	0.782	0.250	2.300	1.005	0.445
	4	24	-6.330	4.404	-2.439	2.482	-0.043	0.431	3.393	-0.399	-1.277
EURUSD=X	1	92	-5.673	5.409	-1.317	1.254	0.048	-0.019	1.957	0.020	-0.018
	2	35	-3.830	3.356	-1.191	1.441	0.129	0.021	1.657	-0.056	-0.684
	3	31	-47.431	52.844	-8.006	19.847	4.558	3.078	21.544	-0.019	-0.243
	4	24	-45.274	52.844	-8.843	23.078	5.724	1.715	25.111	0.106	-0.737

上述表 3 表 4 表 5 中，提供了包括各國股市大盤、AI 概念股、加密貨幣、匯率、黃金以及石油等金融指標的月資料敘述統計。該表列示了各項指標的最小值、Q1(第 25 個百分位數)、中位數 (第 50 個百分位數)、Q3(第 75 個百分位數)、最大值、平均值、標準差 (表資料的離散程度)、偏度 (表資料分布的對稱性)、超額峰度 (表資料分布的尖峰程度)、Q(5)(檢測資料是否存在自相關性)、 $Q^2(5)$ (檢測資料的平方是否存在自相關性)。

月報酬的範圍從-69.2751 至 52.8442，最大值出現在 BTC-USD (比特幣對美元匯率)，最小值則在 BZ=F(布萊特原油)。在風險方面，標準差範圍介於 1.4204 至 25.1112，期間三中 NVDA、BTC-USD、BZ=F 的波動較大，期間二的 JPY=X 波動最小。

偏度範圍介於-1.8623 至 1.0050，其中 JPY=X 在期間三的偏度最高，顯示右偏，而 BZ=F 在期間一的偏度最低，呈現左偏。多數資料顯示左偏，如 CAC 在期間四、DAX 在期間四、^N225 在期間三和四、MSFT 在期間三、TSM 在期間一、三和四、BTC-USD 在期間一和四、GC=F、以及 JPY=X 在期間三的偏度為正，表現為右偏分布，其他資料則呈現負偏度，顯示分布偏向左側。超額峰度顯示資料尖峰程度，其介於-1.2767 至 3.1903 的範圍，期間三的 CAC 擁有最高的超額峰度，而 JPY=X 在期間一的超額峰度最低，^IXIC 的期間三和四、CAC 的期間二和四、DAX 的期間二和四、^N225 的期間四、MSFT 的期間一和三及四、GOOG、NVDA 的期間四、TSM 的期間四、BTC-USD、GC=F、BZ=F、JPY=X 的期間二和四，均顯示超額峰度小於零，呈現低闊峰，代表報酬分布較為平緩，反之，其他資料的超額峰度大於零為高峽峰，顯示報酬分布在尾端較凸出。

根據表 7 的 JB test 中，得出除了 ^IXIC 的期間二、^N225 的期間二、TSM 的期間一和三、BZ=F 的期間一和二及三、JPY=X 期間三的 P-value 大於 0.05，而其他資料的 P-value 均小於 0.05，因此拒絕虛無假設，顯示偏度和超額峰度與常態分佈之間的顯著差異，反映出資料的分佈並非對稱，可能存在極端值或平坦的分布情形。在 $Q(5)$ 的 P-value 小於 0.05，則拒絕虛無假設，表示顯著，其 GOOG 的期間四、TSM 期間四的 P-value 小於 0.05，由此可知資產報酬率具有自我相關的顯著性。由 $Q^2(5)$ 可得知，在 TSM 的期間二、JPY=X 期間一的 $Q^2(5)$ 的資料顯示資產報酬率存在變異數的相關性 (P-value<0.05)，為拒絕虛無假設且顯著，呈現平方有自我相關性，相對的，其他資料 P-value 大於 0.05，則不存在平方有自我相關性。

各個指標的投資報酬和風險可以透過夏普比率進行比較，了解評估在承擔風險下所獲得的超額報酬，使用美國公司債基金三個月利率作為無風險利率，^IXIC 的期間一和二及四、DAX 的期間三、BZ=F 的期間四、JPY=X 的期間二和四、EURUSD=X 期間三的夏普值為負，表示獲利表現不佳，回報損失較大，GC=F 在期間四的夏普比率最高，顯示其風險調整後的回報率最為優異，最小值為 EURUSD=X 的期間一，反映出該報酬較差。

表 6 月資料檢定量

代號	Period	JB test	$Q(5)$	$Q^2(5)$	Sharpe ratio
^IXIC	1	0.1360	0.9303	0.0621	-0.1490
	2	0.0106	0.2725	0.4016	-0.0715
	3	0.7589	0.7391	0.4404	0.0559
	4	0.6066	0.6566	0.7552	-0.5389
CAC	1	0.0040	0.4655	0.9750	-0.2846
	2	0.8781	0.2766	0.1334	-0.2234
	3	0.0000	0.7840	0.9294	-0.0764
	4	0.6210	0.2685	0.7866	-0.5387
DAX	1	0.1076	0.7540	0.3571	0.0534
	2	0.4354	0.3114	0.7499	0.0544
	3	0.5186	0.9854	0.9926	-0.0809
	4	0.6102	0.9692	0.7945	0.3833
^N225	1	0.3125	0.3858	0.6384	0.1626
	2	0.0093	0.0941	0.8563	0.1493
	3	0.8537	0.5998	0.8347	0.1190
	4	0.6774	0.5491	0.5090	0.3682
MSFT	1	0.7694	0.6918	0.4283	0.3773
	2	0.6455	0.2838	0.3838	0.6068
	3	0.6672	0.3289	0.6146	0.2200
	4	0.8549	0.5159	0.7700	0.4590
GOOG	1	0.2556	0.2665	0.7994	0.2222
	2	0.8678	0.5240	0.4565	0.2814
	3	0.5213	0.4548	0.5622	0.1628
	4	0.6951	0.0019	0.2102	0.3180
NVDA	1	0.1038	0.4679	0.8116	0.2952
	2	0.3418	0.9867	0.7650	0.1646
	3	0.1687	0.3003	0.5293	0.2087
	4	0.6479	0.4090	0.3931	0.7487

代號	Period	JB test	$Q(5)$	$Q^2(5)$	Sharpe ratio
TSM	1	0.0092	0.3487	0.4428	0.2273
	2	0.4655	0.9174	0.0012	0.2944
	3	0.0035	0.7310	0.9242	0.1626
	4	0.5848	0.0022	0.7048	0.3832
BTC-USD	1	0.9355	0.3887	0.4659	0.2106
	2	0.7410	0.6038	0.7768	0.2278
	3	0.6397	0.7954	0.6381	0.1085
	4	0.5735	0.9599	0.3062	0.3452
GC=F	1	0.3940	0.7729	0.6550	0.2344
	2	0.4681	0.3286	0.3964	0.1875
	3	0.7653	0.6919	0.4308	0.0692
	4	0.6313	0.2351	0.4878	0.5143
BZ=F	1	<0.001	0.5729	0.5081	0.0348
	2	0.0407	0.3495	0.8944	0.0480
	3	<0.001	0.8653	0.9641	0.1002
	4	0.8034	0.0749	0.9167	-0.0760
JPY=X	1	0.4546	0.9075	<0.001	0.1011
	2	0.9409	0.5030	0.4607	-0.0895
	3	0.0417	0.4592	0.0762	0.3394
	4	0.3706	0.8664	0.6865	-0.0179
EURUSD=X	1	0.9925	0.5880	0.8896	0.0139
	2	0.7967	0.7440	0.6323	0.0678
	3	0.6081	0.2728	0.9263	-0.1422
	4	0.7005	0.1170	0.8628	0.2434

Note: $Q(5)$ 、 $Q^2(5)$ 分別為 Ljung-Box 的殘差與殘差平方在 lag5 檢定的 P 值。

日資料-時間數列圖

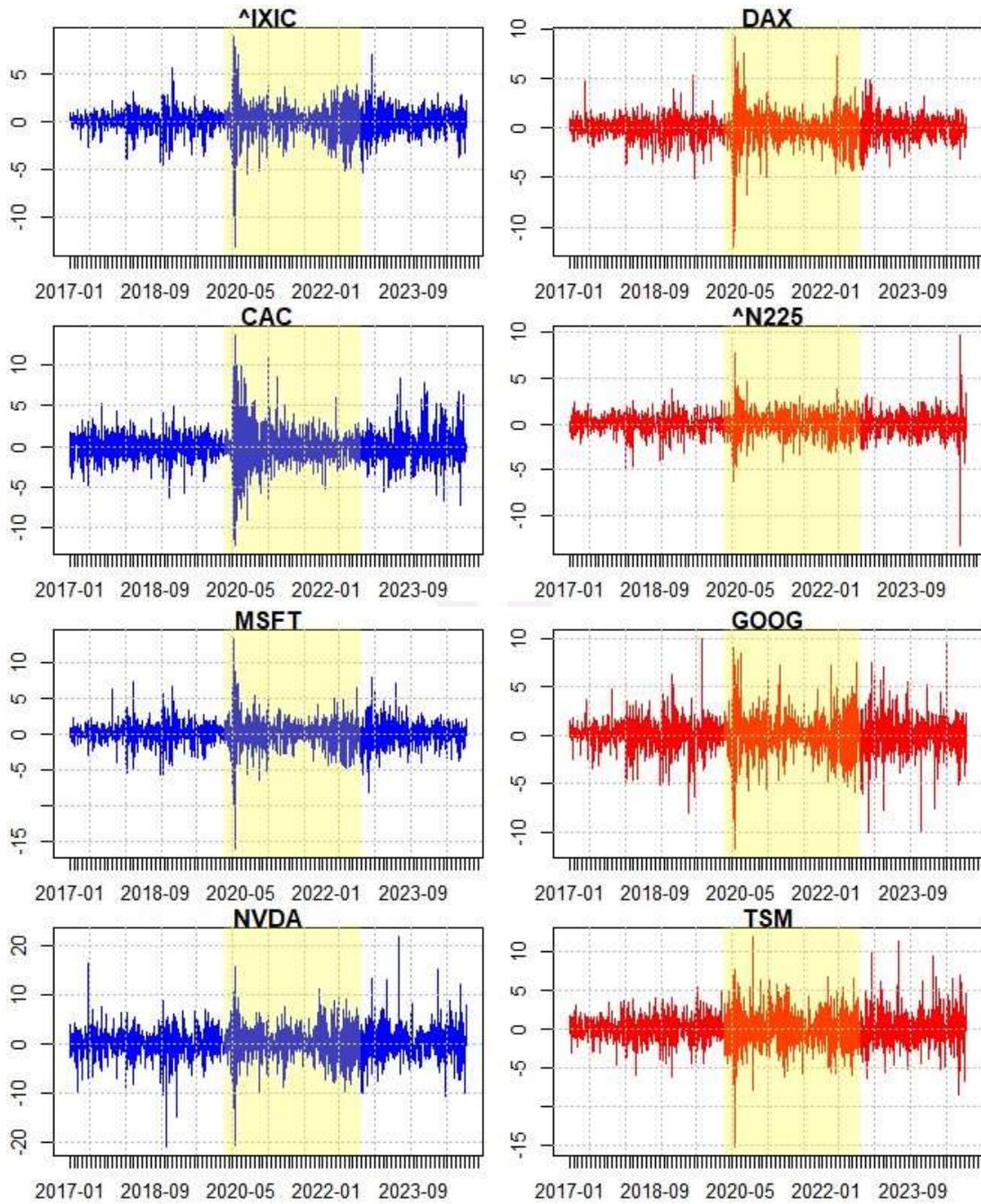


圖 4 日資料時間數列圖(黃色區域則為疫情期間 2020/1/1~2022/8/31)

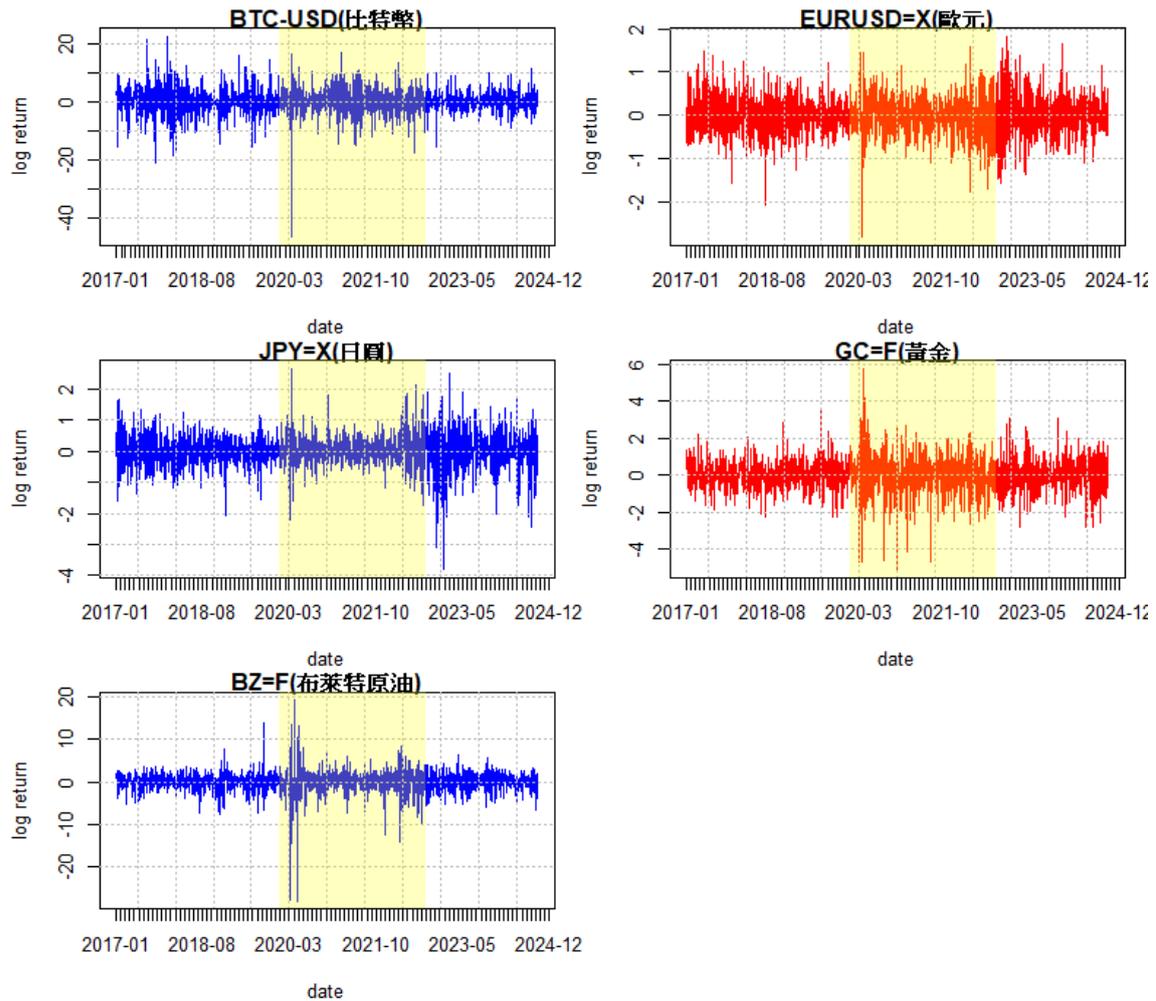


圖 5 日資料時間數列圖(黃色區域則為疫情期間 2020/1/1~2022/8/31)

日資料-基礎統計量

表 7 日報酬基礎統計量 (2017/1/1~2024/9/23)

代號	Period	nobs	Min	Max	Q1	Q3	Mean	Median	Std	Skewness	Excess Kurtosis
^IXIC	1	1935	-13.149	8.935	-0.524	0.785	0.061	0.112	1.429	-0.652	7.934
	2	752	-4.526	5.672	-0.295	0.634	0.066	0.088	1.015	-0.554	3.859
	3	670	-13.149	8.935	-0.775	1.005	0.040	0.146	1.861	-0.746	6.380
	4	509	-5.297	7.093	-0.701	0.900	0.078	0.106	1.300	0.049	1.977
CAC	1	1935	-12.113	13.668	-1.083	0.986	0.006	0.000	2.060	0.278	5.962
	2	752	-6.197	5.183	-0.828	0.937	0.017	0.096	1.439	-0.328	1.150
	3	670	-12.113	13.668	-1.201	1.094	0.013	-0.041	2.613	0.266	5.209
	4	509	-7.160	8.322	-1.256	0.985	-0.017	-0.091	2.025	0.535	1.985
DAX	1	1935	-12.015	9.215	-0.581	0.716	0.025	0.055	1.362	-0.681	9.483
	2	752	-5.151	5.244	-0.459	0.621	0.023	0.031	1.013	-0.355	3.552
	3	670	-12.015	9.215	-0.808	0.820	-0.025	0.056	1.775	-0.814	7.926
	4	509	-4.126	5.073	-0.562	0.754	0.090	0.099	1.175	0.209	1.735
^N225	1	1865	-13.234	9.737	-0.558	0.665	0.034	0.073	1.230	-0.538	11.671
	2	733	-5.140	3.810	-0.455	0.521	0.026	0.061	0.965	-0.655	3.536

	3	648	-6.274	7.731	-0.738	0.780	0.029	0.071	1.398	0.071	3.177
	4	500	-13.234	9.737	-0.564	0.765	0.056	0.094	1.359	-1.347	22.920

表 8 日報酬基礎統計量 (2017/1/1~2024/9/23)

代號	Period	nobs	Min	Max	Q1	Q3	Mean	Median	Std	Skewness	Excess Kurtosis
MSFT	1	1938	-15.945	13.293	-0.692	1.014	0.105	0.125	1.748	-0.242	7.835
	2	752	-5.587	7.298	-0.471	0.836	0.130	0.143	1.365	-0.038	3.759
	3	670	-15.945	13.293	-0.950	1.226	0.077	0.096	2.168	-0.346	7.615
	4	509	-8.030	7.906	-0.786	1.035	0.101	0.117	1.644	0.044	2.704
GOOG	1	1938	-11.767	9.938	-0.728	0.995	0.073	0.148	1.850	-0.250	4.6138
	2	752	-8.009	9.938	-0.550	0.838	0.071	0.095	1.461	-0.209	5.7638
	3	670	-11.767	8.986	-0.867	1.113	0.071	0.200	2.117	-0.172	3.2241
	4	509	-10.131	9.499	-1.000	1.112	0.068	0.210	1.995	-0.358	4.3421
NVDA	1	1939	-20.771	21.809	-1.458	1.906	0.196	0.277	3.185	-0.105	4.631
	2	752	-20.771	16.404	-1.103	1.549	0.111	0.201	2.769	-0.864	7.719
	3	670	-20.398	15.834	-1.764	2.201	0.142	0.297	3.497	-0.229	2.456
	4	509	-10.541	21.809	-1.556	2.264	0.422	0.415	3.320	0.718	4.720
TSM	1	1935	-15.122	11.914	-1.036	1.171	0.102	0.095	2.094	0.097	3.868
	2	752	-6.097	5.489	-0.752	0.994	0.106	0.122	1.468	-0.292	1.362
	3	670	-15.122	11.914	-1.455	1.433	0.056	0.068	2.499	-0.072	3.049
	4	509	-8.313	11.337	-1.143	1.262	0.154	0.000	2.291	0.538	2.788

表 9 日報酬基礎統計量 (2017/1/1~2024/9/23)

代號	Period	nobs	Min	Max	Q1	Q3	Mean	Median	Std	Skewness	Excess Kurtosis
BTC-USD	1	2812	-46.473	22.512	-1.400	1.786	0.146	0.133	3.811	-0.673	11.199
	2	1094	-20.753	22.512	-1.632	2.138	0.181	0.231	4.309	-0.044	3.445
	3	973	-46.473	17.182	-1.569	1.973	0.105	0.154	3.988	-1.656	20.260
	4	743	-15.489	11.462	-1.016	1.334	0.148	-0.010	2.612	0.084	4.140
GC=F	1	1932	-5.107	5.778	-0.391	0.524	0.041	0.053	0.908	-0.217	4.304
	2	750	-2.280	3.529	-0.336	0.418	0.037	0.046	0.681	0.113	1.923
	3	670	-5.107	5.778	-0.470	0.607	0.018	0.067	1.116	-0.322	4.169
	4	508	-2.826	3.107	-0.401	0.622	0.079	0.049	0.898	-0.069	0.987
BZ=F	1	1936	-5.107	5.778	-0.391	0.524	0.041	0.053	0.908	-0.217	4.304
	2	752	-2.280	3.529	-0.336	0.418	0.037	0.046	0.681	0.113	1.923
	3	670	-5.107	5.778	-0.470	0.607	0.018	0.067	1.116	-0.322	4.169
	4	510	-2.826	3.107	-0.401	0.622	0.079	0.049	0.898	-0.069	0.987
JPY=X	1	2003	-27.976	19.077	-1.014	1.260	0.013	0.207	2.512	-1.392	20.449
	2	775	-7.658	13.639	-0.812	1.012	0.028	0.193	1.812	-0.170	6.084
	3	695	-27.976	19.077	-1.209	1.664	0.060	0.330	3.423	-1.541	15.662
	4	531	-6.623	6.268	-1.195	1.265	-0.049	0.012	1.911	-0.348	0.476
EUR USD=X	1	2003	-2.814	1.821	-0.267	0.274	0.002	0.000	0.448	-0.075	1.738
	2	775	-2.064	1.473	-0.262	0.261	0.008	0.012	0.415	0.023	1.099
	3	695	-2.814	1.598	-0.278	0.277	-0.016	-0.007	0.456	-0.371	2.433
	4	531	-1.553	1.821	-0.260	0.292	0.019	0.008	0.482	0.164	1.205

在表 6、7 和 8 中，提供了包括各國股市大盤、AI 概念股、加密貨幣、匯率、黃金以及石油等金融指標的日資料敘述統計。涵蓋了各項指標包括最小值、Q1 (第 25 百分位數)、中位數 (第 50 百分位數)、Q3 (第 75 百分位數)、最大值、平均值、標準差 (數據的離散程度)、偏度 (數據分布的對稱性)、超額峰度、 $Q(5)$ 用於檢測數據是否存在自相關性、 $Q^2(5)$ (檢測數據的平方是否存在自相關性)。

日報酬最大與最小從-46.4730 到 22.5119，最大值與最小值均出現在比特幣對美元匯率 (BTC-USD)。在風險方面，各指標的標準差分布在 0.4146 到 4.3095 之間。其中，輝達(NVDA)、比特幣對美元匯率(BTC-USD)和布萊特原油(BZ=F)在第三期間的波動最為顯著，標準差較高，顯示其價格波動劇烈，而在第二期間的歐元對美元匯率 (EURUSD=X) 標準差最小，顯示其波動影響較小，價格較為穩定。

偏度範圍介於-1.6561 到 0.7181。其中，納斯達克綜合指數 (IXIC) 的第四期間、巴黎 CAC 指數 (CAC) 的第一、三和四期間、德國 DAX 指數 (DAX) 的第四期間、日經 225 指數 (N225) 的第三期間、微軟 (MSFT) 的第四期間、輝達 (NVDA) 的第四期間、台積電 (TSM) 的第一和第四期間、比特幣對美元匯率(BTC-USD)的第四期間、黃金期貨(GC=F)的第二期間、日元匯率(JPY=X)的第三期間、歐元對美元匯率 (EURUSD=X) 的第二和第四期間的偏度為正，顯示分布集中在左側，右尾較長。其他資料的偏度為負，顯示分布在左側，回報較常落在負值區間。

超額峰度範圍在 0.9869 到 22.9196 之間。布萊特原油 (BZ=F) 的第一期間有最高的超額峰度，而第四期間為最低。黃金期貨(GC=F)和布萊特原油(BZ=F)在第四期間的超額峰度為負，顯示分布較為平坦；其他資料的超額峰度為正，顯示分布在尾端的極端變化較明顯。

JB test 顯示，不同時期各指標的 P 值均小於 0.05，拒絕虛無假設，說明偏度、超額峰度與常態分佈有顯著差異，數據分佈不對稱，可能存在極端值或平坦分布。在所有資產中，JB test 結果皆顯著。

在 $Q(5)$ 的檢定中，P 值小於 0.05 時，拒絕虛無假設，顯示自相關性顯著。納斯達克綜合指數 (^IXIC) 的第一和第三期間、巴黎 CAC 指數 (CAC) 的第一和第三期間、德國 DAX 指數 (DAX) 的第一和第三期間、微軟 (MSFT) 的第一和第四期間、Google (GOOG) 的第三期間、輝達 (NVDA) 的第一和第三期間、台積電 (TSM) 的第一和第三期間、比特幣對美元匯率 (BTC-USD) 的第三期間、布萊特原油 (BZ=F) 的第二期間、日元匯率 (JPY=X) 的第二期間的 P 值均小於 0.05，表示資產報酬率存在自相關性。

根據 $Q^2(5)$ 的檢定結果，除納斯達克綜合指數 (IXIC)、巴黎 CAC 指數 (CAC)、Google (GOOG)、輝達 (NVDA)、比特幣對美元匯率 (BTC-USD)、布萊特原油 (BZ=F)、日元匯率 (JPY=X) 的第四期間和歐元對美元匯率 (EURUSD=X) 的第二期間外，其他指標的 P 值均小於 0.05，顯示資產報酬率平方存在自相關性，顯著拒絕虛無假設。

表 10 日資料檢定量

代號	Period	$Q(5)$	$Q^2(5)$	ARCH test
^IXIC	1	<0.001	<0.001	<0.001
	2	0.0735	<0.001	<0.001
	3	<0.001	<0.001	<0.001
	4	0.4849	0.0885	0.0012
CAC	1	<0.001	<0.001	<0.001
	2	<0.001	<0.001	<0.001
	3	<0.001	<0.001	<0.001
	4	0.4740	0.1767	0.1414
DAX	1	<0.001	<0.001	<0.001
	2	0.0807	<0.001	<0.001
	3	<0.001	<0.001	<0.001
	4	0.7282	<0.001	<0.001
^N225	1	0.0524	<0.001	<0.001
	2	0.7262	<0.001	<0.001
	3	0.0856	<0.001	<0.001
	4	0.5209	<0.001	<0.001
MSFT	1	<0.001	<0.001	<0.001
	2	<0.001	<0.001	<0.001
	3	<0.001	<0.001	<0.001
	4	<0.001	<0.001	<0.001
GOOG	1	0.0496	<0.001	<0.001
	2	0.0027	0.0246	0.2328
	3	<0.001	<0.001	<0.001
	4	0.5700	0.3332	0.6199
NVDA	1	0.0234	<0.001	<0.001
	2	0.4399	<0.001	<0.001
	3	0.0009	<0.001	<0.001
	4	0.4563	0.9889	0.9996
TSM	1	0.0000	<0.001	<0.001
	2	0.4426	<0.001	0.0012
	3	0.0000	<0.001	<0.001
	4	0.8858	0.0339	0.1890
BTC-USD	1	0.1170	<0.001	<0.001
	2	0.3132	<0.001	<0.001
	3	0.0062	0.4444	0.1001
	4	0.6552	<0.001	<0.001
GC=F	1	0.1206	<0.001	<0.001
	2	0.0322	<0.001	0.0621
	3	0.2508	<0.001	<0.001
	4	0.0818	0.1484	0.0253
BZ=F	1	0.5905	<0.001	<0.001
	2	0.0147	<0.001	0.0061
	3	0.8230	<0.001	<0.001
	4	0.1114	0.4393	0.3451
JPY=X	1	0.8859	<0.001	<0.001
	2	0.4590	0.9480	<0.001
	3	0.5881	<0.001	<0.001
	4	0.3732	<0.001	0.5837

代號	Period	$Q(5)$	$Q^2(5)$	ARCH test
EURUSD=X	1	<0.001	<0.001	<0.001
	2	0.0735	<0.001	0.0294
	3	<0.001	<0.001	<0.001
	4	0.4849	0.0885	<0.001

Note: $Q(5)$ 、 $Q^2(5)$ 分別為 Ljung-Box 的殘差與殘差平方在 lag5 檢定的 P 值。



第四章、配適模型

表 11 配適模型

	ARMA	Model		Distribution		
		sGARCH	gjrGARCH	norm	Std	Sstd
IXIC	(0,0)	*			*	
DAX	(1,0)	*			*	
CAC	(0,0)	*				*
^N225	(0,0)		*			*
MSFT	(1,0)	*			*	
GOOG	(0,0)	*				*
NVDA	(1,0)	*				*
TSM	(1,0)	*			*	
BTC-USD	(1,0)	*			*	
EURUSD=X	(0,0)	*			*	
JPY=X	(0,0)	*			*	
GC=F	(1,0)		*			*
BZ=F	(0,0)		*			*

參數估計

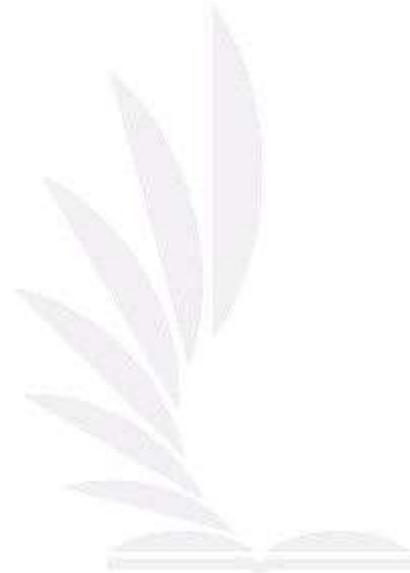
表 12 參數估計

	IXIC	DAX	CAC	^N225	MSFT	GOOG	TSM
ϕ_0	0.1401	0.0642	-	-	0.1604	0.1119	0.1286
ϕ_1	-	-0.0676	-	-	-0.0783	-	-0.0622
α_1	0.1446	0.1046	0.1003	0.0163	0.1283	0.0815	0.0464
β_1	0.8544	0.8763	0.8706	0.8213	0.8618	0.9175	0.9526
ω	0.0255	0.0419	0.1088	0.0913	0.0588	0.0440	-
γ	-	-	-	0.2076	-	-	-
η	-	-	0.9995	0.9151	-	0.9261	-
ν	6.0746	5.1656	6.9550	6.8717	5.5859	3.7459	6.1124

	NVDA	BTC-USD	EURUSD=X	JPY=X	GC=F	BZ=F
ϕ_0	0.2367	-	-	0.0206	0.0366	-
ϕ_1	-0.0462	-0.0470	-	-	-0.0406	-
α_1	0.0970	0.0562	0.0277	0.0881	0.0515	0.0397
β_1	0.8774	0.9428	0.9673	0.8947	0.9545	0.8935
ω	0.3117	-	0.0010	0.0059	0.01055	0.1429
γ	-	-	-	-	-0.0311	0.0737
η	0.9486	-	-	-	0.9416	0.8057
ν	5.0481	3.599	9.0512	5.5477	4.2912	5.2195

表 11 在配適模型中，我們對日資料進行配適模型，GARCH 中使用到 sGARCH 和 gjrGARCH 兩種不同類型，不同的資產分別配適最佳的 GARCH 模型，其中納斯德克、德國 DAX、法國 CAC、微軟、Google、輝達、台積電、比特幣、歐元及日圓匯率適用於 sGARCH 模型，表示市場的正負變動對波動影響為對稱的，而 gjrGARCH 更適配在日經指數、布萊特原油和黃金期貨，可以針對波動的不對稱，在市場下跌時，資產的波動性會顯著上升。

由表 12 從各資產中的參數估計 α_1 均為正，代表波動會因過去的波動影響而增加， β_1 亦均為正，數值越大，對未來市場波動的影響越顯著，同時，日經指數和布萊特原油參數估計 γ 為正，在面對市場衝擊下，增加波動性並表現出不對稱性，反之，黃金期貨的 γ 負值，則代表市場的情況可能會資產表現不佳，在日經指數、Google、輝達、黃金期貨與布萊特原油的 η 均為正且右偏，其中輝達為最大 η ，呈現較明顯得右偏態，而歐元對美元的匯率的 u 為最大，其分布的尾端較為突出，可能存在極端的漲跌幅度。



樣本外一步預測

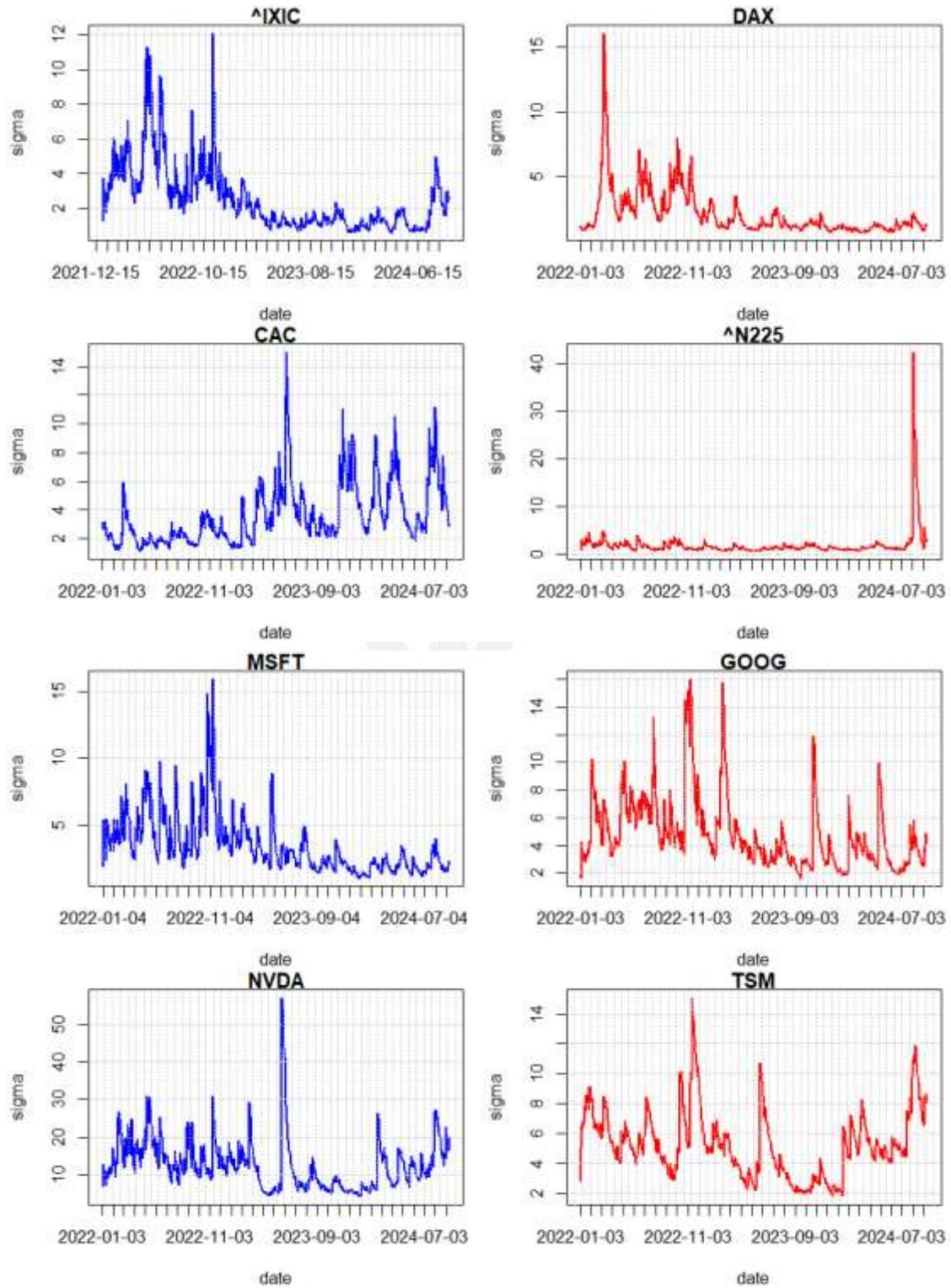


圖 6 樣本一步預測波動圖

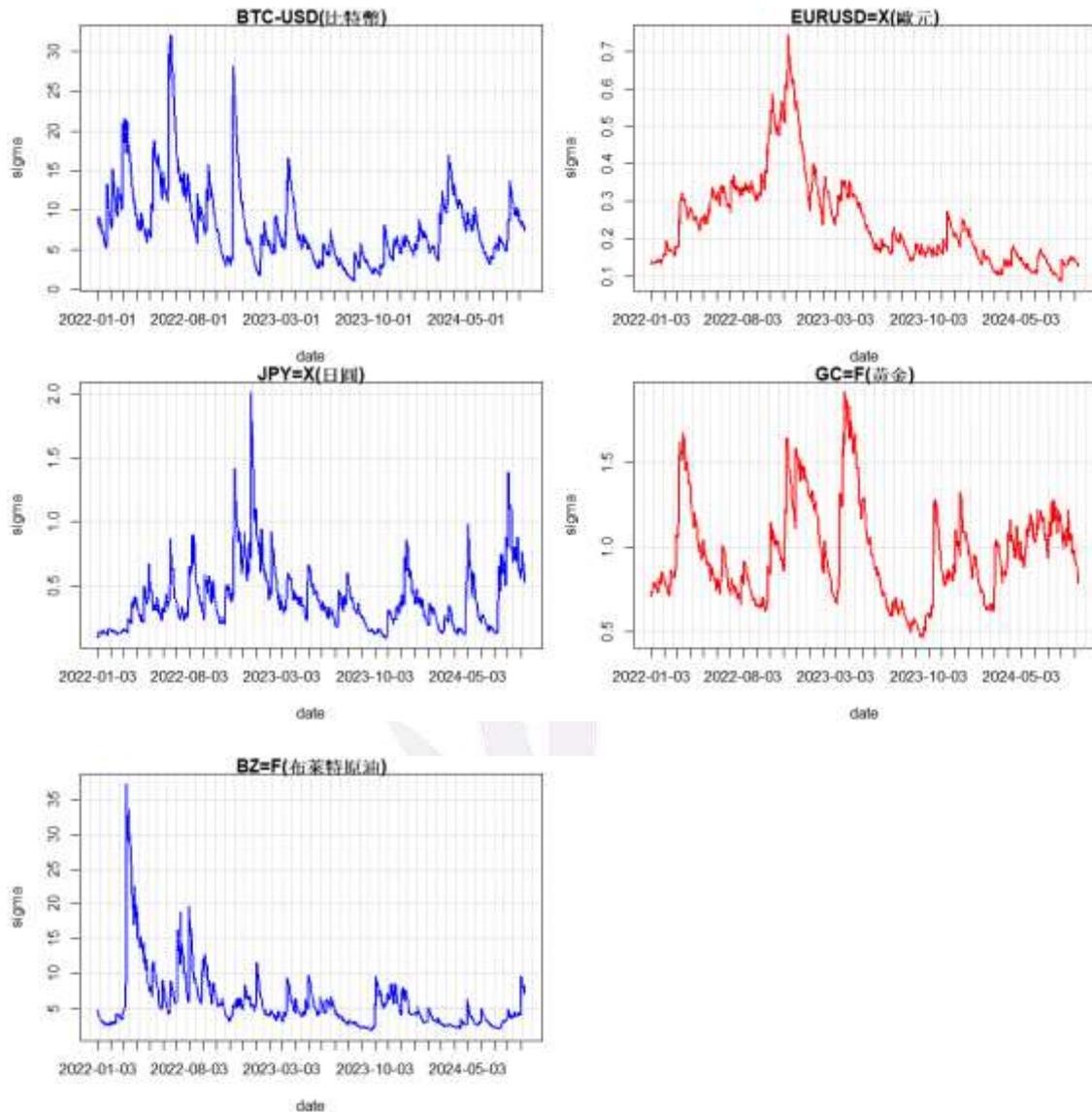


圖 7 樣本外一步預測波動圖

在 2022 年初，各資產波動大幅上升，尤其是布萊特原油 (BZ=F)，這與俄烏戰爭爆發導致能源供應不確定性所致。而原油價格曾一度飆升至每桶 140 美元。在股票市場中，大盤 (^IXIC、DAX、CAC、^N225) 與比特幣 (BTC-USD) 波動的起伏有顯著得增加。

2024 年，日經 225 指數波動有關於日本央行持續的超寬鬆貨幣政策，讓市場有穩定的供給流動。企業盈利表現也影響市場情況，在全球經濟不確定性下，亞洲地區的衝突或其他外部風險。特別是在 2024 年 9 月，日經 225 指數在市場波動性下急劇上升，由於日本央行加息，加息會使日元回升，有助於改善日本出口，然而市場對日元回升的反應卻引發了資產拋售，先前依賴低利率進行的融資

交易出現逆轉，導致投資者大量資金撤離，使股市和商品大跌，投資者可能擔心資產泡沫化，進而出現拋售潮，使日經 225 指數出現顯著的波動。

2022 年 10 月，微軟和谷歌財報未達預期，微軟雲端業務低迷和谷歌廣告收入增長放緩引發市場憂慮，科技股普遍拋售推高波動性。同時，台積電受供應鏈中斷及美國出口管制影響，2022 年下半年股價大幅波動；

圖 6 顯示 NVIDIA 在 2023 年 5 月的股市波動主要受到季度財報的公佈影響。在 5 月 24 日公佈了超出市場預期的第一季度財報。而在 A100 和 H100 GPU 成為 AI 訓練的核心硬件，導致市場對 AI 技術的有良好的願景而造成 NVIDIA 股價飆升，但出口限制導致下半年回調，整體波動又漸趨平緩。

Google 也是大約在 2022 年 10 月左右與微軟相同有著較大的起伏，主因也是 Google 在第三季度的財報未達預期。在 YouTube 上，受到全球經濟放緩以及企業減少廣告支出影響。說明市場不看好對前景的增長，導致股市有大幅度的波動。而在 2023 年 3 月左右也出現相同的波動，表示股市正在慢慢回升才導致波動。

在 2024 年，布萊特原油 (BZ=F) 的波動率再次回升，受到 OPEC+ 減產政策與能源需求變化的影響。相比之下，股票指數和比特幣的波動整體有下降趨勢，顯示市場風險的回升。在資產間的比較撇除較為巨幅波動的個股，在大盤與其他資產中，布萊特原油 (BZ=F) 的波動性為最明顯，與地緣政治事件密不可分的相關；而比特幣為第二，也表現出作為高風險資產的特性，其波動性主要受到市場情緒各國經濟政策有關。

圖 7 中可以看出比特幣在 2022 年 3 月因美國總統拜登簽署行政命令，要求研究並規範數字資產，為加密貨幣的政府管理奠定基礎。而在當年 6 月因為 Harmony 遭受駭客攻擊，損失約 1 億美元，對股市造成嚴重影響，也凸顯加密市場的安全挑戰。在年底 11 月又因加密貨幣交易所 FTX 的倒閉事件，而 FTX 因財務問題無法償付用戶資金，最終申請破產。導致許多用戶恐慌而挪動資產，也引發許多家公司的連鎖反應。從這三次事件可以明顯地從波動預測圖得三次高點看出，所造成的影響非同小可。

而在外匯市場中，日元 (JPY=X) 波動加劇，特別是在 2022 年，由於美聯儲加息與日本央行維持寬鬆政策，日元對美元的匯率急劇貶值至多年低點，也導致在波動圖中有劇烈波動。黃金 (GC=F) 的波動性多數發生在避險需求增加時，如地緣政治緊張。外匯市場的波動性則與各國貨幣政策直接關聯，以 2022 年日元對美元的波動最為明顯。相比之下，股票市場雖受整體經濟和市場情緒影響，但波動在後期的幅度相對平穩，可說明在市場逐漸穩定後資產逐漸回歸於一定風險內。

第五章、結論

從三個期間發現，疫情對全球市場的影響，在疫情市場初期經歷了劇烈下跌，但在各國刺激政策和經濟復甦的帶動下反彈，而科技股，如微軟、Google、輝達和台積電，由於疫情時期，利用遠端代替減少外出的情況下，對數位化技術、雲端服務和科技產品需求的激增，股價創下新高，但傳統製造業和能源類股票，如德國 DAX 指數和布萊特原油，受到疫情重創下跌，隨著全球需求回升，才逐漸恢復穩定，黃金和比特幣等避險資產也因市場不確定性，進而增加需求，價格呈現顯著增加。

在分析市場波動和資產回報率時，對數報酬率能避免數據中的極端值，能針對長期的資產作評估，夏普比率作為風險調整後回報的衡量指標，有助於比較不同資產在承受風險後的回報效率，在疫情期間風險較高不確定下，能容易辨別更具價值的投資標的。

使用 GARCH 模型與 GJR-GARCH 模型，可以精確捕捉市場波動性，GARCH 模型有顯著顯示波動叢聚現象，而 GJR-GARCH 模型適合對非對稱波動，模型能夠在市場波動研究中，為投資資產組合提供了各資產的風險數據作參考，能幫助投資者更好地應對市場的劇烈波動和複雜挑戰。

在經過以上方法分析後可以得根據股票資產在不同方法中的特性並加以做解釋。在分析結果可得知波動最大的為輝達，在疫情後的波動更是最明顯，也充分說明了高風險資產的特性，輝達作為世界 AI 和 GPU 技術的領導者，其股價波動受市場和技術需求影響，隨著疫情期間的需求暴增並藉由這波勢氣將資產市值推至高點。納斯達克綜合指數和巴黎 CAC 指數的波動性明顯反映出市場和經濟形勢的影響，尤其是在全區間和疫情期間，表示市場有持續波動趨勢，投資者需高度警惕。而避險資產，黃金期貨，在 2022 年初俄烏戰爭爆發期間，其波動率有上升趨勢，突顯避險資產在投資者其重要地位。在外匯市場中，日元和歐元對美元的匯率波動顯示了貨幣政策的影響，2022 年美聯儲加息和日本央行維持寬鬆政策使日元波動顯著增加。最後 2022 年初疫情影響逐漸消散後，俄烏戰爭使各資產波動率大幅上升，特別是布萊特原油影響重大。2024 年布萊特原油波動率再次回升，受 OPEC+ 減產政策和能源需求變化影響。

以上總結，高風險資產輝達和比特幣在股票市場下的表現具有一定的波動性和風險。在進行資產投資時，需密切關注市場趨勢和外部環境變化，以做好風險管理和資產配置策略。

參考文獻

- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.
- Bollerslev, T., Chou, R. Y., & Kroner, K. F. (1992). ARCH modeling in finance: A review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.
- Bollerslev, T., & Wooldridge, J. M. (1992). Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances. *Econometric Reviews*, 11(2), 143-172.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. Holden-Day.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008). *Time series analysis: Forecasting and control*. Holden Day.
- Chen, C. W. S., Gerlach, R., Lin, E. M. H., & Lee, W. C. W. (2012). Bayesian forecasting for financial risk management, pre and post the global financial crisis. *Journal of Forecasting*, 31, 661-687.
- Chen, C. W. S., & Sun, Y. W. (2018). Bayesian forecasting for tail risk. In V. Kreinovich (Ed.), *Predictive econometrics and big data* (pp. 122-145). Springer. *Studies in Computational Intelligence: Vol. 753*.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. *The Journal of Finance*, 48(5), 1749-1778.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time series analysis*. Princeton University Press.
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297-303.
- Mandelbrot, B. (1963). The variation of certain speculative prices. *The Journal of Business*, 36(4), 394-419.

Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance. *The Journal of Business*, 39(1), 119-138.

Tsay, R. S. (2012). *An introduction to analysis of financial data with R*. Wiley.

Wei, W. W. S. (2006). *Time series analysis: Univariate and multivariate methods* (2nd ed.). Pearson.

R 套件

[RPubs - Publish Document\(https://rpubs.com/Trista1999/814131\)](https://rpubs.com/Trista1999/814131)

