

國立政治大學 金融學系

碩士學位論文

基於產業類別之 S&P500 與美國十年期公債

DCC 動態條件相關性分析

The analysis of Dynamic Conditional Correlations between S&P

500 and US 10 Year Treasury based on different industries

指導教授:張興華 博士

研究生:何建志 撰

中華民國 112 年 6 月

## 謝辭

在即將完成研究所學業之際，也代表將要告別就讀多年的政治大學，內心充滿悸動與惆悵交織的複雜情緒，對於未來的想像與抱負，以及從大學時期雙主修到研究所滿滿的學業收穫與回憶，頓時都湧上心頭。能夠順利完成論文，最要感謝的是指導教授張興華老師，在系務繁忙的同時，依舊耐心地給予論文研究方向的指引，也保留許多研究的彈性與自由，從一開始緩慢地摸索，經過每一次的討論，逐漸建構出論文的脈絡。而老師從旁的細心引導，也使論文研究與撰寫過程所遇到的困難能逐一克服。此外，也特別感謝口試委員林信助老師與詹場老師，您們給予的寶貴意見使得論文可以進一步修訂完成，也讓論文能夠更臻完備。

兩年的研究所時光有太多需要感謝的人，所有的同學、學長姊、師長都使我的學識與眼界在兩年內增長許多。也要特別感謝父母一路以來的包容與支持，每當遭遇挫折，你們的鼓勵都能讓我重獲動力，繼續迎向挑戰。

最後感謝在學業生涯中，所有曾經幫助過我的人，也期許自己能秉持正直與良善，積極樂觀地對待一切新事物。

何建志 謹誌于國立政治大學

商學院金融學系

中華民國 112 年 6 月

## 摘要

股票與債券為市場上最為普遍的金融資產，深入了解股債相關性可以增進資產配置效益、提升股債再平衡效率，活化避險策略。而美國又是全球發展最蓬勃的金融市場，因此本研究以美國十年期公債與 S & P 500 及 S & P 500 不同產業為標的，評估其股債動態條件相關係數。

本研究利用 DCC MV-GARCH 模型計算出之股債動態條件相關係數，而第一個研究目標，即為了解股債動態條件相關係數在日資料與月資料中，隨時間的走勢變化。實證顯示，股債動態條件相關係數在 2022 年聯準會快速升息下，有明顯的上升趨勢，且日資料較月資料存在更明顯的波動持續性與叢聚性。

第二與第三個研究目標，分別為利用 OLS 迴歸分析評估 VIX、MOVE、美元指數、黃金現貨價格、產業股價指數交易量對股債動態條件相關係數於不同產業與不同資料頻率之影響。實證結果顯示，面對 VIX 指數改變，股債動態條件相關係數在不同資料頻率下會有相反之變化，可能原因包含投資人情緒、再平衡、資金調配、風險控制、安全性資產與風險性資產間的轉移等行為。而面對 MOVE 指數、美元指數變動，股債動態條件相關係數同樣在不同資料頻率下容易有相反之變化，可能原因包含安全性資產與風險性資產間的轉移、總體經濟、貨幣政策等因素。產業之特性、資料頻率的差異都會造成股債動態條件相關係數在變化幅度上的異同。股價指數交易量變動，則容易在短期內造成股債動態條件相關係數正向變化。

關鍵字：股債動態條件相關性、產業別、資料頻率

# Abstract

Stocks and bonds are the most common financial assets in the market.

Understanding the correlation between them can enhance asset allocation efficiency, improve stock-bond rebalancing, and activate hedging strategies. This study focuses on the dynamic conditional correlation between U.S. ten-year Treasury bonds, the S&P 500 index, and its various sectors.

Using the DCC MV-GARCH model, we calculate the dynamic conditional correlation. The first goal is to track how this correlation changes over time in daily and monthly data. Empirical evidence shows that amid the 2022 Federal Reserve interest rate hikes, the correlation exhibited a notable upward trend. Daily data also displayed more pronounced volatility and clustering compared to monthly data.

The second and third objectives involve analyzing the impact of VIX, MOVE, the U.S. dollar index, gold prices, and industry stock index trading volumes on the dynamic conditional correlation in different industries and data frequencies. Results indicate that changes in the VIX index lead to opposite effects at different data frequencies, possibly due to investor sentiment, rebalancing, capital allocation, risk control, and asset transfers between safety and risk categories. Similar effects are observed with changes in the MOVE index and the U.S. dollar index. Differences in industry characteristics and data frequency contribute to variations in the dynamic conditional correlation. Changes in stock index trading volumes can induce short-term positive dynamic conditional correlations.

Keyword : DCC MV-GARCH Model

# 目錄

第壹章 緒論 .....	1
第一節 研究背景與動機 .....	1
第二節 研究目的 .....	6
第三節 研究架構與流程 .....	8
第貳章 文獻回顧 .....	9
第一節 財務時間序列之相關波動性研究模型 .....	9
第二節 DCC MV-GARCH 模型之相關應用 .....	10
第三節 股債相關性之文獻探討 .....	11
第參章 研究方法 .....	13
第一節 最適落後期數選擇 .....	13
第二節 時間序列資料單根檢定 .....	13
第三節 檢定 ARCH 效果 .....	15
第四節 DCC MV-GARCH 模型之設定 .....	16
第五節 迴歸分析模型設定 .....	19
第肆章 資料處理 .....	21
第一節 應變數資料處理 .....	21
第二節 解釋變數資料處理 .....	25
第伍章 實證研究結果 .....	28
第一節 資料初步分析 .....	28
第二節 時間序列資料單根檢定 .....	34
第三節 DCC MV-GARCH 模型設定 .....	35
第四節 迴歸分析結果 .....	47
第陸章 結論與未來研究方向 .....	56
第一節 結論 .....	56
第二節 未來研究方向 .....	57

## 表次

表 5-1 美國十年期公債指數對數日報酬率與各產業股價指數對數日報 酬率敘述統計(第一部分).....	29
表 5-2 美國十年期公債指數對數日報酬率與各產業股價指數對數日報 酬率敘述統計(第二部分).....	29
表 5-3 美國十年期公債指數對數月報酬率與各產業股價指數對數月報 酬率敘述統計(第一部分).....	30
表 5-4 美國十年期公債指數對數月報酬率與各產業股價指數對數月報 酬率敘述統計(第二部分).....	30
表 5-5 各產業股價指數與美國十年期公債指數非動態條件相關係數	31
表 5-6 迴歸模型之解釋變數敘述統計(日資料).....	32
表 5-7 迴歸模型之敘述統計(月資料).....	33
表 5-8 迴歸模型之解釋變數相關係數矩陣(日資料).....	33
表 5-9 迴歸模型之解釋變數相關係數矩陣(月資料).....	33
表 5-10 各產業股價指數對數報酬率及美國十年期公債指數對數報 酬率單根檢定.....	34
表 5-11 AIC 最適落後期數判定與 ARMA 模型之設定(日資料).....	36
表 5-12 AIC 最適落後期數判定與 ARMA 模型之設定(月資料).....	36
表 5-13 Ljung-Box $Q^2$ 統計量檢定(日資料).....	37
表 5-14 Ljung-Box $Q^2$ 統計量檢定(月資料).....	38
表 5-15 ARCH-LM 檢定結果(日資料).....	38
表 5-16 ARCH-LM 檢定結果(月資料).....	39
表 5-17 單變量 GARCH 模型統計結果(日資料)(第一部分).....	40
表 5-18 單變量 GARCH 模型統計結果(日資料)(第二部分).....	41
表 5-19 單變量 GARCH 模型統計結果(月資料)(第一部分).....	41
表 5-20 單變量 GARCH 模型統計結果(月資料)(第二部分).....	42
表 5-21 DCC MV-GARCH 模型估計結果(日資料).....	43
表 5-22 DCC MV-GARCH 模型估計結果(月資料).....	43
表 5-23 OLS 迴歸分析標準化係數(日資料)(第一部分).....	47
表 5-24 OLS 迴歸分析標準化係數(日資料)(第二部分).....	48
表 5-25 OLS 迴歸分析標準化係數(月資料)(第一部分).....	50
表 5-26 OLS 迴歸分析標準化係數(月資料)(第二部分).....	50
表 5-27 迴歸分析 VIF(日資料)(第一部分).....	53
表 5-28 迴歸分析 VIF(日資料)(第二部分).....	53
表 5-29 迴歸分析 VIF(月資料)(第一部分).....	54
表 5-30 迴歸分析 VIF(月資料)(第二部分).....	54

## 圖次

圖 1 美國流通在外國債金額 .....	2
圖 2 美國國內上市公司市值 .....	3
圖 5- 1 S&P 500 股債動態條件相關係數(日資料).....	45
圖 5- 2 通訊服務股債動態條件相關係數(日資料) .....	45
圖 5- 3 非必需性消費股債動態條件相關係數(日資料).....	45
圖 5- 4 必需性消費股債動態條件相關係數(日資料).....	45
圖 5- 5 能源產業股債動態條件相關係數(日資料) .....	45
圖 5- 6 金融產業股債動態條件相關係數(日資料) .....	45
圖 5- 7 醫療保健股債動態條件相關係數(日資料) .....	45
圖 5- 8 工業股債動態條件相關係數(日資料).....	45
圖 5- 9 資訊科技股債動態條件相關係數(日資料) .....	46
圖 5- 10 S&P 500 股債動態條件相關係數(月資料).....	46
圖 5- 11 通訊服務股債動態條件相關係數(月資料).....	46
圖 5- 12 非必需性消費股債動態條件相關係數(月資料).....	46
圖 5- 13 必需性消費股債動態條件相關係數(月資料).....	46
圖 5- 14 能源產業股債動態條件相關係數(月資料).....	46
圖 5- 15 金融股債動態條件相關係數(月資料).....	47
圖 5- 16 工業股債動態條件相關係數(月資料).....	47
圖 5- 17 醫療保健股債動態條件相關係數(月資料).....	47
圖 5- 18 資訊科技股債動態條件相關係數(月資料).....	47



# 第壹章 緒論

## 第一節 研究背景與動機

在俄羅斯與烏克蘭的戰爭衝突，以及新冠疫情對供應鏈造成的影響下，全球物價快速的上漲，2022年3月美國聯邦準備理事會(The Federal Reserve)，正式宣布升息，試圖以解決需求面問題的方式，減緩通貨膨脹率提升的速度，並避免工資與價格螺旋的現象產生，這也是繼2018年以來的首次升息，並且是2008年金融海嘯後的第二次升息循環。2022年3月到2023年5月為止，為期14個月期間，聯邦基準利率 Federal Funds Rate 共計上升4.6%，為歷年來升息速度最快的一次。快速的升息腳步導致許多已發行的美國國庫券、公債、公司債等債券價格大幅下滑。股票市場同樣因為快速升息，而出現評價上的修正。產生了美國股票市場與美國債券市場同時大幅度下跌的現象，在通膨引起的升息因素驅使下，股票與債券之間的相關性大幅度的攀升。

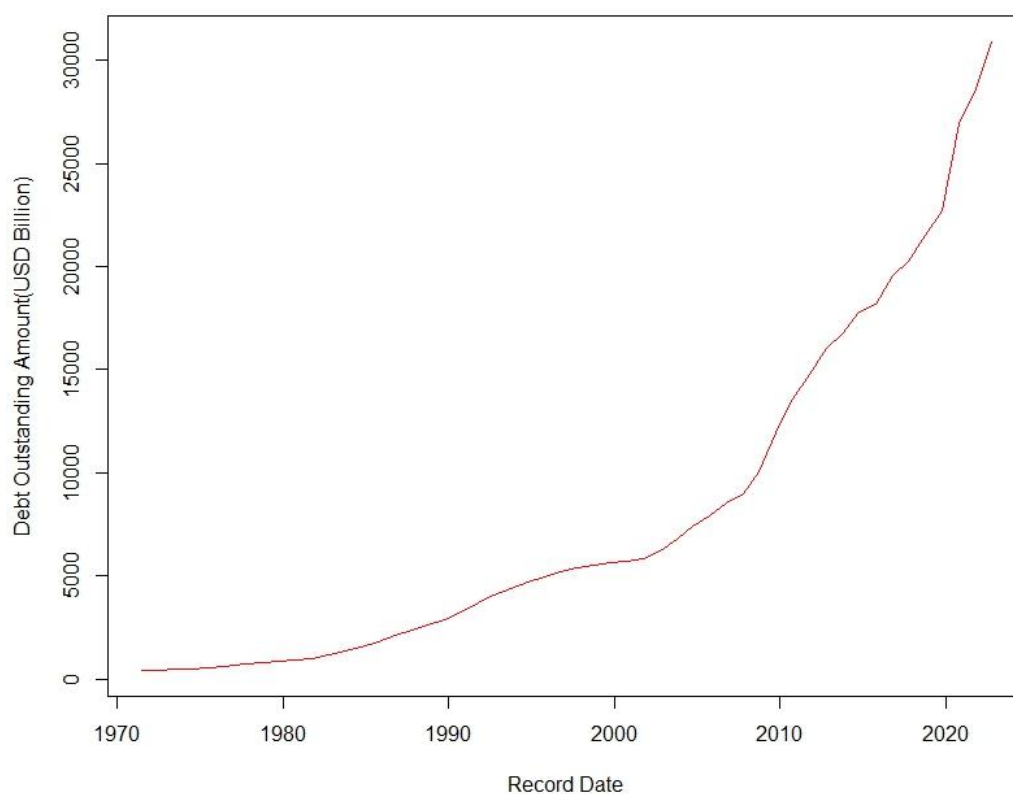
美國政府國庫券與公債，向來被視為安全性資產，美國十年期公債殖利率更被視為衡量投資人信心的指標。一般而言，在投資人對未來經濟景氣前景樂觀時，會傾向持有股票等風險性資產，期望帶來較高的報酬；而當投資人對經濟景氣前景悲觀時，則傾向售出風險性資產，轉而持有安全性資產，也就是所謂的「Flight to Quality」或「Flight to Safety」，產生安全性資產轉移的現象。然而在高通膨所驅動的快速升息環境中，這樣的關係不復以往，我們甚至可以觀察到股票市場報酬率與公債市場報酬率出現正相關的現象。

回顧美國公債市場的發展，由於美國長期以來龐大的國內消費與社會福利支出，累積了高額的貿易經常帳赤字，必須透過債務進行融通。加上美國聯準會自2008年全球金融海嘯以來，多次透過非傳統貨幣政策，以購債的方式執行量化寬鬆，目的為刺激實體經濟與就業，並為市場提供流動性。因此可以觀察



到美國政府流通在外的債務，自 2008 年起顯著地快速增加，並在為了因應新冠疫情而實施的新一波量化寬鬆政策下，於 2022 年近一步達到高峰。由於美國財政年度結束於每年之 9 月 30 日，圖 1 列出各財政年度結束時之美國流通在外國債金額，從 1980 年代開始，美國政府流通在外的債務快速爬升，1981 年僅約 9,980 億美元，到了 2022 年，已累積達 30.9 兆美元。由於美國擁有向全球最強大經濟體及頂尖企業課稅的得天獨厚優勢，致使美國政府國庫券與公債具備良好的信用評等以及充沛的流動性，遂成為許多投資人與機構的投資標的，在全球金融市場扮演著舉足輕重的腳色。

圖 1 美國流通在外國債金額



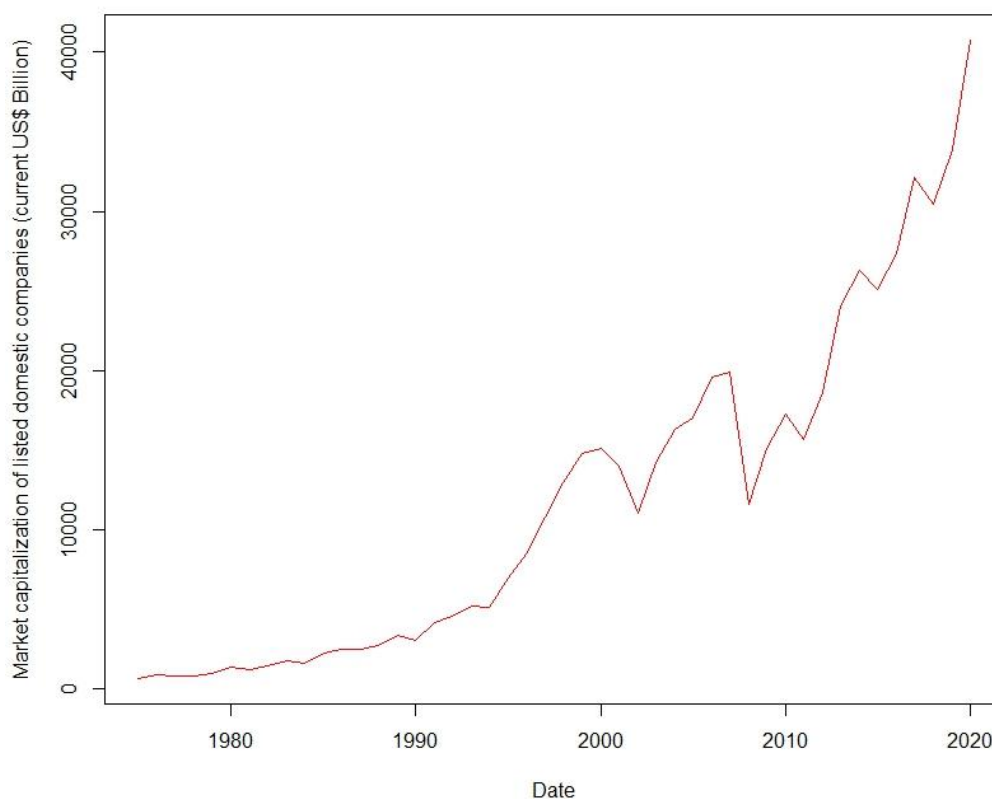
(資料來源 :FiscalData.treasury.gov)

而若進一步分析美國政府國庫券與公債的投資人結構，更可以發現以美國聯準會、國外包含政府在內之投資人、機構投資人等為最大宗，根據 Bloomberg、U.S. Federal Reserve 以及 SIFMA 的資料顯示，截至 2022 年第四季

為止，美國政府國庫券與公債之持有者分別如下，美國聯準會持有 22%、外國投資人持有 30%、退休基金持有 13.44%、共同基金持有 12%、銀行機構持有 7.2%，個別投資人持有 6.72%，地方州政府持有 6.24%，其餘 2.4% 則為保險公司與其他投資者。由此可知，美國政府國庫券與公債的投資者主要為政府與大型投資機構，個別投資人則較難以進入此市場。

觀察美國股市的發展，透過圖 2 的世界銀行統計資料，可以發現隨著科技的革新、消費的擴張、以及多年來維持穩定物價增長率的政策指引下，美國國內上市公司的市值，一直維持成長的趨勢，雖然在 2001 年至 2002 年網際網路泡沫與 2008 年次貸風暴引起的全球金融海嘯，分別出現比較大的市值修正，但隨後都快速的復甦，在 2020 年更達到 40.72 兆美元。

圖 2 美國國內上市公司市值



(資料來源 :The World Bank)

而針對美國股市的投資者結構，根據 Pedro Gurrola-Perez、Kaitao Lin 與 Bill Speth (2022) 研究全球散戶交易的驅動原因與趨勢，指出美洲地區散戶交易量占整體交易量約 13%，低於歐洲的 31%，中東的 52%，以及亞太地區的 61%。雖然美國所屬的美洲地區，散戶交易比例低於全球，但若仔細觀察其中北美地區，在 2020 年 Covid-19 爆發後的散戶交易量，可以發現美國 CBOE 交易所所有明顯的上升趨勢，而加拿大 TMX 交易所成長幅度則不如 CBOE。此外，相較於債券市場，股市對於個別投資人的進入門檻較低，隨著資訊的快速流通，美國散戶交易的比例有明顯快速上升的趨勢。

綜上所述，不難發現美國政府國庫券及公債市場與美國股市，隨著規模的日益擴增，早已是全球金融市場不可忽視的存在，更是全球機構投資人與一般投資者之重要投資標的。因此兩者之間的相關性對於投資者的資產配置比重、投資組合報酬率、風險分散以及避險需求都有著深遠的影響。

在 Markowitz (1952) 提出投資組合選擇理論後，資產配置的架構隨即深入人心，並成為許多投資人在金融市場的投資理論依據，透過各資產預期報酬率的加權平均衡量投資組合之預期報酬率，並以投資組合報酬率之變異數評估其風險。藉由多種彼此相關性低之風險性金融資產，可以建構出風險最小化之投資組合。即相同預期報酬率下，風險最低之投資組合；或相同風險下，預期報酬率最高之投資組合。

隨後 Tobin (1958) 提出分離定理(Tobin's separation theorem)，將投資人的投資行為分為兩個階段。第一個階段為決定最佳的風險性資產投資組合；第二階段為依據投資人的風險趨避程度，決定無風險資產與風險性資產之間的最適投資比例。

Rattray、Granger、Harvey 與 Van Hemert (2020) 則基於股票與債券之主動再平衡，提出動能與時間點兩種策略再平衡的方式。其中股票市場由於長期以來平均報酬率遠高於債券市場，因此若沒有透過適當再平衡的方式，調整股票

與債券之間的投資比例，隨著時間經過投資組合中的股票比例將趨近於 100%，投資人將因而失去其在股票與債券之間的固定投資比例。Sandy Rattray 等人 (2020) 的研究表明，雖然策略型再平衡之報酬率長期而言與買進並持有、每月再平衡兩種策略相差不大，但在股災來臨時，策略型再平衡會有顯著較小的最大回撤。理由是當股災發生時，資產的負報酬通常具有持續性。傳統再平衡方式為賣出跌幅相對較小的債券，並買入跌幅較大的股票，將導致投資組合淨值在下期遭遇更大之回撤，績效將比買進並持有更差。而根據時間點的策略型再平衡則有兩種方式，其一為當股市熊市時間較長時，延後再平衡；其二為過去一段時間股市報酬率低於債市報酬率時，延後再平衡。兩種方式回測結果皆顯示能在短時間內帶來較好之報酬，雖然長期而言平均報酬差異不大，但卻有助於投資人度過股災期間。

因此我們不難發現無論是藉由多樣金融資產所建構之投資組合，或是維持股票與債券固定比率之再平衡，了解股票與債券之間的相關性顯得格外重要，而若考量風險分散以及避險，則更加需要深入了解股票與債券之間的相關性。

有鑑於過往投資組合的相關理論，通常不考慮變異數與報酬率受前期之影響，然而實證研究發現，財務時間序列之波動通常具有持續性與叢聚性，隨著波動性相關模型的逐漸發展，我們更加容易捕捉隨時間變動之條件變異。

因此本研究期望以 Engle (2002) 提出之 Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH 模型，探討股票與債券之間的動態條件相關性，並以 S&P 500 指數、S&P 500 相關成分產業指數，以及標普道瓊指數公司所編製之美國十年期公債指數(U.S. Treasury Bond Current 10-Year Index)作為標的，分析不同產業之股債動態條件相關性的差異，以及討論不同資料頻率對於股債動態條件相關性的影響。並以最小平方方法(Ordinary Least Squares Method)，分析股市波動率變動、債市波動率變動、重要避險資產美元及黃金的報酬率、股價指數交易量變動，對於股債動態條件相關性之關聯。

## 第二節 研究目的

理解金融資產間的相關性，將有助於投資組合之管理，並影響投資組合風險分散的效果。而金融資產之相關性也影響資產配置中各資產的投資比例，並間接影響整體投資績效。其中股票與債券是市場上最為普遍之金融資產，股票與債券之投資組合也廣為一般投資人所採用，無論從投資組合建構、風險分散、再平衡、或避險的角度，了解股債相關性都有其必要性。因此本研究希望透過 Engle (2002) 之 DCC MV-GARCH 模型，探討股債之動態條件相關係數。並藉由最小平方方法(Ordinary Least Squares Method)，了解股市波動度、債市波動度、重要避險資產美元及黃金價格變動、股價指數交易量變化對於股債動態條件相關係數之關聯。

此外，Kalotychou、Staikouras 與 Zhao (2014) 運用條件相關係數，作為最小變異數模型投資組合的優化，也證實利用產業報酬可以有效提升績效表現。而根據 Phylaktis 與 Xia (2009)，在資本市場遭遇特定事件衝擊時，產業之間面對事件衝擊的反應不盡一致，而這樣異質的傳遞效果，可以提供投資人有別於市場層級的多角化投資，進而達到更佳的投资績效與風險分散效果。有鑑於此，本研究的其中一個目標即為聚焦不同產業間股債動態條件相關係數之差異，在了解產業特性之餘，也能在投資組合配置與風險控管上有更深一層的洞見。

Gomes 與 Taamouti (2016) 利用仿射一般均衡模型，發現股票、債券等資產報酬間的共變異可由特定風險因子所解釋。Cao、Galvani 與 Gubellini (2017) 則運用特定公司所發行的股票與債券，檢視訊息在股市與債市間的傳遞與影響。而這些研究結果皆表明股債之間的共變異以至於相關係數會受特定因素影響，且具有因時而變之性質。因此，本研究的另一研究目的為探討各產業股債動態條件相關係數隨時間的變化。最後則是考慮資料頻率的差異，了解解釋變



數在不同資料頻率下，與各產業股債動態條件相關係數的關聯。

此研究主要針對 S&P 500 指數，以及 S&P 500 中八大產業之股價指數，分別為 S&P 500 通訊服務產業指數、S&P 500 非必需性消費產業指數、S&P 500 必需性消費產業指數、S&P 500 能源產業指數、S&P 500 金融產業指數、S&P 500 醫療保健產業指數、S&P 500 工業產業指數、S&P 500 資訊科技產業指數，並各別與美國十年期公債指數計算股債動態條件相關係數。以各股債動態條件相關係數作為應變數，VIX 之對數報酬率、MOVE 之對數報酬率、美元指數對數報酬率、黃金現貨價格對數報酬率以及各該股價指數交易量對數增長率作為解釋變數。藉此在探討股債動態條件相關係數隨時間變化外，也能了解不同產業及不同資料頻率下股債動態條件相關係數受解釋變數之影響。整理本研究主要目的如下：

1. 了解各產業股債動態條件相關性隨時間之變化
2. 探討 VIX、MOVE、美元指數、黃金現貨價格、產業股價指數交易量等解釋變數與股債動態條件相關性的關聯在產業類別上的差異
3. 探討 VIX、MOVE、美元指數、黃金現貨價格、產業股價指數交易量等解釋變數與股債動態條件相關性的關聯在資料頻率上的差異



### 第三節 研究架構與流程

#### 第壹章緒論

敘述研究背景與動機，並闡述本研究之主要研究目的與研究之架構。

#### 第貳章文獻回顧

回顧財務時間序列波動性相關模型，以及 DCC MV-GARCH 應用、股債相關性文獻。

#### 第參章研究方法

陳述並介紹本研究所採用之研究方法。

#### 第肆章資料處理

詳述各變數資料定義、資料來源以及資料處理過程。

#### 第伍章實證研究結果

呈現實證結果及相關圖表，並分析其意涵

#### 第陸章結論與未來研究方向

總結本研究之目標以及實證研究之結果，並探討未來可能的研究方向。

## 第貳章 文獻回顧

### 第一節 財務時間序列之相關波動性研究模型

早期在財務相關的時間序列分析，皆假設條件變異數為固定不變，然而隨著越來越多的實證結果所顯示，財務時間序列經常伴隨著波動的叢聚性與持續性，即所謂大的波動伴隨著大的波動發生，而小的波動則伴隨著小的波動出現，且資產的報酬也具有厚尾(heavy tail)之現象，而非呈現常態分布。因此有許多學者提出用於捕捉資產報酬特徵與資產報酬條件變異數之模型。

Engle (1982) 提出可以使殘差項 $\varepsilon_t$ 之條件變異數與前期資產報酬率平方呈現正相關之模型，條件變異數自此可以因時而變，並適當地描繪出波動的叢聚性，稱之為自我迴歸條件異質變異模型(Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, ARCH):

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} v_t$$

$$h_t = c + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

其中 $v_t \sim \text{iid } N(0,1)$ ， $c \geq 0$ 且 $\alpha_i \geq 0$ ， $q$ 則為落後的期數。

為了方便參數之估計，並使落後期數的結構設定更具彈性，Bollerslev (1986) 提出一般化自我迴歸條件異質變異模型(Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH):

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} v_t$$

$$h_t = c + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}$$

其中  $v_t \sim \text{iid } N(0,1)$ ， $c \geq 0$  且  $\alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$ ， $q$  表達干擾項落後的期數， $p$  則描繪條件變異數落後的期數。

然而現今全球金融市場，多樣資產的報酬之波動往往會互相傳遞，且投資組合的建構與管理，絕大多數時候也並非僅考量單一資產。於是 Bollerslev、Engle 與 Wooldridge (1988) 進一步提出多變量的模型，multivariate GARCH model:

$$\text{vech}(\Omega_t) = w + \sum_{t=1}^q A_t \text{vech}(\varepsilon_{t-1} \varepsilon'_{t-1}) + \sum_{t=1}^p B_t \text{vech}(\Omega_{t-1})$$

由於 multivariate GARCH model 通常會面臨多維度且複雜的參數估計問題，Engle (2002) 提出動態條件相關係數模型 (Dynamic Conditional Correlation model, DCC model)。有別於先估計條件變異數矩陣，再求算條件相關係數。DCC model 以標準化殘差直接估計相關係數矩陣，不僅使模型更具彈性，也降低了參數估計的複雜度。

此外，股市通常有牛市持續時間較長，熊市持續時間較短的特徵，且在持續時間較短的熊市當中，其波動度通常也比較大。Christie (1982) 就曾指出股市的負報酬通常會造成未來更大的波動，也就是資產報酬率會與未來波動度之間呈現負相關，並將其稱之為槓桿效應 (Leverage Effect)，合理的解釋是當股市出現負報酬，權益價值下降，資本結構中的負債佔比上升，公司的營運風險也會隨之上升。於是 Nelson (1990) 提出以 EGARCH 模型捕捉股市中不對稱的現象，即負資產報酬較正資產報酬帶來更大的未來波動。

## 第二節 DCC MV-GARCH 模型之相關應用

在 Engle (2002) 提出 DCC model 後，隨即有許多研究採用 DCC MV-GARCH 模型，不同市場或不同國家間的動態條件相關係數變得更容易捕捉，

例如：張維敕 (2002) 運用DCC MV-GARCH model探討亞洲金融風暴發生後，東亞國家台灣、日本、韓國，以及東南亞國家泰國、印尼、馬來西亞、菲律賓，在股票市場與匯率市場波動動態相關係數的變化，以及資訊傳遞與波動外溢的效果，並運用動態條件相關係數來計算風險值(VaR)。其結果發現，在亞洲金融風暴發生時，同一國家匯市波動度較股市波動度大，而不同國家股市的動態條件相關係數會反應的比匯市動態條件相關係數更快。

Kim 與 Sun (2017) 同樣使用DCC MV-GARCH 模型，探討中國大陸上海證券交易所A股指數中12個產業指數報酬與S & P 500 指數報酬的動態條件相關性，發現動態條件相關係數隨時間變化及不同產業間會有明顯的差異。並運用Papanikolaou (2011) 所提出的一般均衡模型，發現產業間條件相關係數的差異，可能源自於各產業面對特定投資衝擊時，其反應程度的不同。此外，特定產業的投資機會，也會與動態條件相關係數的大小有明顯的關聯。

### 第三節 股債相關性之文獻探討

股債相關性向來是廣受討論的研究議題，Kozak (2022) 就曾提出一均衡模型，藉以衡量股票報酬與債券報酬，以及兩者之間隨時間變化的相關係數。並以風險趨避與兩種不同實體技術帶來的現金流量風險，衡量債券的期限溢酬。研究結果發現，風險趨避因素造成的衝擊，往往會使債券產生正的期限溢酬；而現金流量風險所造成的衝擊，則會使債券產生負的期限溢酬。此結果隱含了高風險技術產業占比較高時，股債之間的相關係數會呈現正相關，與2000年前後的實證研究相符。同時此研究也發現，隨著市場波動度、VIX指數、信用風險利差等衡量市場風險趨避程度之指標的變化，股債相關係數會產生變化與連動的效果。此研究也指出股債相關係數，可以作為股債資產組合或多空策略之投資組合的風險溢酬之有效預測指標。

Fang、Yu 與 Huang (2018) 以DCC-MIDAS模型衡量投資者情緒綜合指數

對於長期股債相關係數的影響。其中投資者情緒綜合指數是Baker and Wurgler (2006)所提出，以初次公開發行數目、公開發行後首日平均報酬、股利益價、閉鎖型基金折價、紐約證券交易所(New York Stock Exchange, NYSE)之股票周轉率、新公開發行之權益股數等六項指標作為衡量依據。而Fang、Yu 與 Huang (2018) 之研究發現投資者情緒綜合指數會對長期股債相關係數產生正面的影響，同時發現1997年與2008年兩次的金融危機對於股債相關係數都有負向影響，因為市場上對於債券之需求增加，而股票市場之需求隨之減少，然而即便如此，投資者情緒平均而言依舊對長期股債相關係數有正向的影響。此研究也透過樣本外測試，證實考慮投資者情緒對長期股債相關係數的影響後，可以有效提升投資組合表現。

此外，也有學者積極地研究貨幣政策對於股債相關性的影響，例如：Gokmenoglu 與 Hadood (2020) 研究美國非傳統貨幣政策對於股債動態條件相關性之影響，發現投資組合再平衡管道與訊號溝通管道會對股債動態條件相關係數產生不一樣的影響。其中投資組合再平衡管道效應會對股債動態條件相關係數產生負向影響，而訊號溝通管道效應則會對股債動態條件相關係數產生正向的影響。李昀 (2021) 則運用聯準會所持有的Agency Debt、Agency MBS與公債數量，作為衡量聯準會執行量化寬鬆政策(QE)之變數，其結果顯示聯準會實施量化寬鬆政策(QE)確實會對股債動態條件相關係數產生負向影響，而貨幣供給量的增加同樣會使股債動態條件相關係數有顯著的負向變化。

雖然關於股債相關性之研究眾多，但主要多聚焦於總體經濟變數、貨幣政策、投資者情緒等層面，而針對不同產業或不同資料頻率的研究仍然相當稀少。

## 第參章 研究方法

此研究運用 Engle (2002) 所提出之 DCC MV-GARCH 模型，計算美國公債市場分別與美國股票市場及部分產業股價指數之動態條件相關係數。再藉由最小平方法(Ordinary Least Squares Method)探討股市波動度、債市波動度、美元及黃金等避險資產、產業股市交易量等解釋變數與股債動態條件相關係數的關聯。並將以上研究過程分為日資料頻率與月資料頻率，了解在資料頻率上的不同所帶來的差異。以下分別敘述此研究所採用的相關檢定流程與理論架構：

### 第一節 最適落後期數選擇

在選擇最適落後期數上，一般實務上常用方法為赤池資訊評選準則(Akaike Information Criterion)或貝氏資訊評選準則(Baysian Information Criterion)，其定義分別如下：

$$AIC = -2\log L(\hat{\theta}) + 2k$$

$$BIC = -2\log L(\hat{\theta}) + k \log n$$

其中  $k$  為模型所估計的參數數量， $n$  為觀察數， $L(\hat{\theta})$  為概似函數。當  $AIC$  或  $BIC$  之值越小，代表所選擇之模型越適合。而本研究選擇以  $AIC$  作為最適落後期數選擇之依據。

### 第二節 時間序列資料單根檢定

一般而言，若時間序列符合以下條件，即可以稱之為弱定態(weak stationary):

$$E(y_t) = E(y_{t-k}) = \mu$$



$$\text{Var}(y_t) = \sigma^2 < \infty$$

$$\text{Cov}(y_t, y_{t-k}) = E(y_t - \mu)(y_{t-k} - \mu) = \gamma(k)$$

也就是時間序列之平均數不因時間點而改變，其變異數為有限常數，且自我共變異數只與落後期數 $k$ 有關，而與時間點 $t$ 無關。然而財務之時間序列資料常出現非定態(non-stationary)之情形，根據 Nelson 與 Plosser (1982)，時間序列資料若為非定態，使用迴歸方法將出現虛假迴歸(Spurious Regression)的狀況。

因此需要確保時間序列資料為定態，以利後續分析流程。運用單根檢定(Unit Roots Test)，可以檢測時間序列資料中是否存在單根，當時間序列資料不具有單根，則其為定態時間序列資料。實務上單根檢定有許多方式，而本研究將採用最為常見之 ADF 檢定(Augmented Dickey-Fuller Test)，以下列出其迴歸式與虛無假設及對立假設：

$$\Delta y_t = \beta_0 + \delta y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + \cdots + \gamma_p \Delta y_{t-p} + u_t$$

$$H_0: \delta = 0$$

$$H_1: \delta < 0$$

其中虛無假設代表 $y_t$ 含有單根，對立假設表示 $y_t$ 為定態。

若對立假設為 $y_t$ 消除趨勢後之定態，則可考慮下式：

$$\Delta y_t = \beta_0 + at + \delta y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + \cdots + \gamma_p \Delta y_{t-p} + u_t$$

$$H_0: \delta = 0$$

$$H_1: \delta < 0$$

其中虛無假設同樣代表 $y_t$ 含有單根，對立假設則顯示 $y_t$ 為去除趨勢後定態。而上述兩式中 $p$ 所代表之最適落後期數，同樣可由 AIC 或 BIC 所決定。

### 第三節 檢定 ARCH 效果

實務上常運用 ARCH 模型或 GARCH 模型來捕捉財務時間序列的波動變化與條件變異數隨時間而異之特性。而為了判斷此研究之變數資料是否確實存在自我回歸條件異質變異之性質，就必須檢定 ARCH 效果的存在與否，以利後續模型的配適。因此本研究運用 Engle (1982) 所建議之 ARCH-LM(Lagrange Multiplier)檢定以及 Ljung 與 Box (1978) 所提出之 Ljung-Box  $Q^2$ 統計量來檢測變數資料是否存在 ARCH 效果。

#### 一、ARCH-LM 檢定

透過建立一適當之均數方程式，並利用殘差項之平方 $\hat{\varepsilon}_t^2$ 估計以下迴歸式：

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \alpha_2 \hat{\varepsilon}_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}_{t-q}^2$$

其中該檢定的虛無假設表示為 $H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$ (代表殘差項從 1 到落後 q 期皆沒有 ARCH 效果)；而其檢定統計量表示如下：

$$LM = TR^2 \sim \chi^2(q)$$

$R^2$ 為迴歸式的判定係數，T 表示樣本之個數，而統計量服從 $\chi^2(q)$ 之卡方分配，如果檢定之結果顯示應拒絕虛無假設，則可以認定時間序列資料存在 ARCH 效果，並且可以進一步模型之配適。

#### 二、Ljung-Box $Q^2$ 統計量

Ljung-Box  $Q^2$ 統計量可運用於檢定均數方程式的殘差之平方項 $\hat{\varepsilon}_t^2$ ，若與落後期數不存在自我相關，則表示殘差項不具有 ARCH 效果。期檢定統計量可以表示如下：

$$Q^2(q) = T(T+2) \sum_{i=1}^q \frac{\rho(i)}{T-i} \sim \chi^2(q)$$

其中  $T$  為樣本之個數， $\rho(i)$  表示落後  $i$  期之自我相關係數，而該統計量服從  $\chi^2(q)$  的卡方分配，自由度為  $q$ ，期虛無假設表示個期殘差平方項之間沒有序列相關存在，因此若檢定結果顯示為應該拒絕虛無假設，則代表序列資料之間存在 ARCH 效果。

#### 第四節 DCC MV-GARCH 模型之設定

過往在面對多變量問題時，通常設定為固定條件相關係數，以利模型估計的簡化，然而這並不被實證研究所支持。而在 Engle (2002) 提出動態條件相關係數模型後，運用單變量模型之殘差標準化後估計相關係數矩陣，取代原先直接估計條件變異數矩陣，再求算條件相關係數的過程，增加模型估計的彈性，並解決原本複雜且多維度的參數估計問題。DCC MV-GARCH 模型可以表示為：

$$y_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t)$$

$$H_t = D_t R_t D_t$$

$y_t$  為一服從多變量常態分配的時間序列，其期望值為 0，變異數  $H_t$  為條件共變異數矩陣， $\Phi_{t-1}$  表示過去到  $t-1$  期所有能得到的資訊集合， $R_t$  為動態條件相關係數矩陣， $D_t = \text{diag}\{\sqrt{h_{i,t}}\}$  為採用單變量 GARCH 模型計算條件標準差並取對角線所形成的對角化矩陣，其中  $i$  為資產個數。以下列出 DCC MV-GARCH 模型的第一階段，即單變量 GARCH 模型之估計：

$$D_t = \text{diag}\{\sqrt{h_{i,t}}\} = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{1,t}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sqrt{h_{k,t}} \end{bmatrix}, i = 1, 2, 3, \dots, k$$

$$h_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 = c_i + \sum_{m=1}^{m'} \alpha_{i,m} \varepsilon_{t-m}^2 + \sum_{n=1}^{n'} \beta_{i,n} h_{t-n}^2, i = 1, 2, 3, \dots, k$$

$$c_i \geq 0, \alpha_{i,m} \geq 0 \text{ 且 } \beta_{i,m} \geq 0$$

$$\sum_{m=1}^{m'} \alpha_{i,m} + \sum_{n=1}^{n'} \beta_{i,n} < 1$$

DCC MV-GARCH 模型的第二階段即為運用單變量 GARCH 模型所估計出之殘差，將其標準化後作為動態條件相關係數參數之估計。動態條件相關係數矩陣列式如下：

$$R_t = (Q_t^*)^{-1} Q_t (Q_t^*)^{-1}$$

$$\rho_{ij,t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{h_{i,t}} \sqrt{h_{j,t}}}$$

$$q_{ij,t} = \bar{\rho}_{ij} \left( 1 - \sum_{m=1}^{m'} \alpha_{ij,m} - \sum_{n=1}^{n'} b_{ij,n} \right) + \sum_{m=1}^{m'} \alpha_{ij,m} z_{i,t-m} z_{j,t-m} + \sum_{n=1}^{n'} b_{ij,n} q_{ij,t-n}$$

其中  $R_t$  為由  $\rho_{ij,t}$  所組成之條件相關係數矩陣， $Q_t$  為由  $q_{ij,t}$  所組成之條件共變異數矩陣， $i, j$  分別標示不同資產， $Q_t$  對對角線開平方後形成對角化矩陣  $Q_t^*$ ， $h_{i,t}$ 、 $h_{j,t}$  分別標示  $i, j$  之條件變異數， $\bar{\rho}_{i,j}$  代表非條件相關係數，而  $z_{i,t}$ 、 $z_{j,t}$  分別標示  $i, j$  的均數方程式殘差項經標準化後之結果。

由於 DCC MV-GARCH 模型的第一步驟必須先估計單變量之 GARCH 模型，針對本研究欲探討之股債動態條件相關係數，將分別對公債市場及股票市場採用不同之模型，以進行單變量 GARCH 模型之估計。對於公債市場將採用 GARCH 模型，而股票市場及各產業指數則採用 EGARCH 模型進行估計。關於 GARCH 模型以及 EGARCH 模型之討論如下：

### 一、GARCH 模型：

由於實務上財務時間序列經常伴隨著波動的叢聚性與持續性，也就是大的波動伴隨著大的波動出現，而小的波動則跟隨著小的波動發生，而資產報酬的分配通常具有厚尾(heavy tail)之現象，而非呈現常態分布。因此 Bolleslev (1986)

在 ARCH 模型的基礎之上，進一步擴充並提出 GARCH 模型，以捕捉財務時間序列資料隨時間而變動之條件變異數。本研究也將以此模型作為估計公債市場單變量 GARCH 模型之方法。於第貳章第一節簡述其變異數方程式，以下則列出包含均數方程式及變異數方程式在內之完整過程：

$$y_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} v_t$$

$$h_t = c + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}$$

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

其中  $v_t \sim \text{iid } N(0,1)$ ， $c \geq 0$  且  $\alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$ ， $q$  代表干擾項落後的期數， $p$  則捕捉條件變異數落後的期數。均數方程式部分可以進一步以 ARMA 形式表示。

$\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j$  可以用來詮釋波動受到落後期數影響的效果，並衡量衝擊與波動的持續性。

## 二、EGARCH 模型

此外，由於股票市場普遍存在槓桿效應 (Leverage Effect) 的影響，也就是負資產報酬容易帶來較大的未來波動，資產報酬與波動性具有負相關性，因此本研究採用 Nelson (1990) 提出之 EGARCH 模型，以期能精確捕捉股票市場之波動性，進而對股票市場及各產業股價指數進行單變量 GARCH 模型之估計。以下列出包含均數方程式即變異數方程式之 EGARCH 模型：

$$y_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} v_t$$

$$\log h_t = c + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|v_{t-i}| - E|v_{t-i}|) + \sum_{i=1}^q \gamma v_{t-i} + \sum_{j=1}^p \beta_j \log h_{t-j}$$

其中  $v_t \sim \text{iid } N(0,1)$ ，且因為模型中設定條件變異數之對數，所以不必限制係數為正數。當  $v_t$  為正，代表正向之衝擊，係數可以表示為  $\sum_{i=1}^q \gamma + \alpha_i$ ；而當  $v_t$  為負，代表負向之衝擊，係數則表示為  $\sum_{i=1}^q \gamma - \alpha_i$ 。一般實證上  $\gamma$  多為負值。

## 第五節 迴歸分析模型設定

本研究以 DCC MV-GARCH 模型計算出所欲探討之各產業股價指數對數報酬率與美國十年期公債指數對數報酬率之間的動態條件相關係數。並進一步以其為應變數，作為最小平方方法(Ordinary Least Squares Method)迴歸分析模型之設定，在解釋變數部分本研究參考 Gokmenoglu 與 Hadood (2020) 以及李昀 (2021) 選用前期的股債動態條件相關係數、股市波動度、債市波動度作為解釋變數，其中加入前一期股債動態條件相關係數的目的為消除時間序列資料的自我相關，並增加模型的配適能力。此外本研究也加入美元指數對數報酬率、黃金現貨價格對數報酬率、各該產業交易量對數增長率作為解釋變數，期望能了解其他重要避險資產、產業類股交易量與股債動態條件相關係數之關聯。因此本研究之迴歸模型設定如下：

$$\rho_{S_i B, t} = \alpha_i + \beta_i \rho_{S_i B, t-1} + \gamma_i R_{VIX, t} + \delta_i R_{MOVE, t} + \eta_i R_{DXY, t} + \theta_i R_{XAU, t} + \lambda_i R_{TV, t} + \varepsilon_{it}$$

其中  $\alpha$  為截距項； $\varepsilon_t$  為第  $t$  期之殘差項；應變數  $\rho_{S_i B, t}$  代表利用不同產業股價指數的對數報酬率與美國十年期公債指數對數報酬率，經由 DCC MV-GARCH 模型計算而得之動態條件相關係數。解釋變數部分， $\rho_{S_i B, t-1}$  則為前一期之動態條件相關係數； $R_{VIX, t}$  表示 VIX 指數之對數報酬率，用以衡量股市之波動度變化； $R_{MOVE, t}$  代表 MOVE 指數之對數報酬率，用以衡量債市之波動度變化；



$R_{DXY,t}$ 則表示美元指數之對數報酬率， $R_{XAU,t}$ 則代表黃金現貨價格之對數報酬率； $R_{TV_{i,t}}$ 則為對應產業股市交易量的對數增長率。而上述之應變數以及解釋變數皆經過標準化，因此 $\beta$ 、 $\gamma$ 、 $\delta$ 、 $\eta$ 、 $\theta$ 、 $\lambda$ 分別代表標準化迴歸係數，藉此評斷在其他解釋變數不變下，其中一解釋變數變動一標準差，對於應變數股債動態條件相關係數的影響。

在上述的模型架構下，本研究將資料拆分成日資料頻率和月資料頻率兩組，分別以同樣的模型架構，進行 OLS 最小平方法迴歸分析，期望能了解不同資料頻率之迴歸結果的差異。

此外本研究也運用變異數膨脹因子(Variance Inflation Factor, VIF)來判斷各解釋變數之間的相關性，一般而言當變異數膨脹因子大於 10，亦即解釋變數輔助迴歸判定係數大於 0.9，就表示解釋變數之間存在高度共線性問題。



## 第肆章 資料處理

由於本研究主要先運用 DCC MV-GARCH 模型計算不同產業股價指數對數報酬率與美國十年期公債指數對數報酬率之動態條件相關係數，並以其作為應變數，再透過 OLS 最小平方法迴歸分析的方法，以期了解股市波動度變化、債市波動度變化、美元指數變動、黃金現貨價格變動、產業股市交易量消長對於股債動態條件相關係數的影響。資料期間為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，期望能以近 33 年資料涵蓋所有產業與總體經濟之循環。然而分析過程中資料須先經過一定程度之處理，以下詳述各變數資料定義、資料來源以及資料處理過程。

### 第一節 應變數資料處理

欲計算不同產業股價指數報酬率與美國十年期公債指數報酬率之間的動態條件相關係數，首先必須先計算個別變數之對數報酬率，計算方式如下：

$$R_{i,t} = \ln(P_{i,t}) - \ln(P_{i,t-1})$$

$i$  表示不同產業之股價指數或美國十年期公債指數，因此  $P_{i,t}$ 、 $P_{i,t-1}$  分別表示在第  $t$  期及第  $t-1$  期之各產業股價指數或美國十年期公債指數， $R_{i,t}$  則代表各產業股價指數或美國十年期公債指數於第  $t$  期之對數報酬率。計算出對數報酬率後，即可依照前述之 DCC MV-GARCH 模型，各別計算股債動態條件相關係數。

在特定產業股價指數方面，除了衡量整體市場之 S&P 500 股價指數外，本研究僅選取較具代表性之 S&P 500 前八大產業進行比較。而關於所選用之產業股價指數與美國十年期公債指數的資料來源、資料期間與資料定義分述如下：

#### 一、 美國十年期公債指數

本研究所選用之指數為標普道瓊指數公司所編製，其全名為「U.S. Treasury

Bond Current 10-Year Index」，交易代號標示為 SPBDU1BT，為一綜合指數衡量最新所發行的十年期美國國庫票據或十年期美國國庫債券之價格。而本研究選用其作為變數的理由為其向來被視為安全性資產，且可反映資本市場投資人之信心。選取之日資料期間為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期間為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料來源為 Bloomberg 資料庫。

## 二、 標準普爾 500 指數

全名為「Standard & Poor's 500 Index」，簡稱 S & P 500 指數，由標普道瓊指數公司編製，採取市值加權，交易代號為 SPX，由於涵蓋 500 間大型企業，普遍被用以衡量美國整體股票市場之表現。本研究選用其作為衡量整體市場之指標，以作為其他產業股價指數之比較依據。採用之日資料範圍為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期範圍為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料取自 Bloomberg 資料庫。

## 三、 S & P 500 通訊服務產業股價指數

全名為「S & P 500 Communication Services Sector GICS Level 1 Index」，此後簡稱通訊服務產業，由標普道瓊指數公司依通訊產業分類所編製，以市值加權進行計算，交易代號 S5TELS。本研究採用其為變數之一的理由為通訊服務產業是市值加權前八大的產業，且通訊服務通常有在景氣擴張階段快速成長的特性，而當景氣低迷也能保有一定需求，因此選用其作為變數，以捕捉其產業特性，並與其他產業進行比較。研究之日資料期間為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期間為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料來源為 Bloomberg 資料庫。

## 四、 S & P 500 非必需性消費產業股價指數

全名為「S&P 500 Consumer Discretionary Sector GICS Level 1 Index」，此後簡稱非必需性消費產業，由標普道瓊指數公司依照全球行業的分類標準進行非必需性產業的指數編製，採取市值加權計算，交易代碼標示為 S5COND。非必需性消費產業為加權市值前八大產業，且因為其較能捕捉隨景氣循環而消長之特性，因此將其作為分析變數之一。本研究之日資料範圍為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期範圍為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料來源為 Bloomberg 資料庫。

## 五、 S & P 500 必需性消費產業股價指數

全名為「S&P 500 Consumer Staples Sector GICS Level 1 Index」，此後簡稱必需性消費產業，由標普道瓊指數公司依照全球行業的分類標準以及必需性消費產業權重進行編製，以市值加權進行計算，交易代碼標示為 S5CONS。由於普遍上被視為是防禦性類股，在景氣低迷階段能維持穩健表現，因此將其作為變數之一，以期能涵蓋不同產業樣貌之分析。研究之日資料期間為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期間為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料取自 Bloomberg 資料庫。

## 六、 S & P 500 能源產業股價指數

全名為「S&P 500 Energy Sector GICS Level 1 Index」，此後簡稱能源產業，同樣由標普道瓊指數公司參照全球行業分類標準，以及能源產業之權重進行編製，以市值加權進行計算，交易代碼標示為 SPN。能源產業容易受到極端事件影響，在性質上與其他產業差異較大。研究之日資料期間為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期間為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料取自 Bloomberg 資料庫。

## 七、 S & P 500 金融產業股價指數

全名為「S&P 500 Financial Sector GICS Level 1 Index」，此後簡稱金融產業，由標普道瓊指數公司依照全球行業的分類標準進行金融產業的指數編製，以市值加權進行計算，交易代號 SPF。金融產業市值為所有產業分類之前八大，且其普遍受到總體經濟環境、貨幣政策、資本市場狀況所影響，因此同樣可作為評估景氣循環影響的產業之一。選取之日資料期間為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期間為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料來源為 Bloomberg 資料庫。

#### 八、 S & P 500 醫療保健產業股價指數

全名為「S&P 500 Health Care Sector GICS Level 1 Index」，此後簡稱醫療保健產業，為標普道瓊指數公司根據全球行業分類標準進行醫療保健產業的指數編製，採取市值加權計算，交易代號為 S5HLTH。醫療保健產業同樣為市值前八大之產業，傳統上也被視為是防禦性類股，在景氣下行階段表現穩健。本研究之日資料範圍為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期範圍為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料來源為 Bloomberg 資料庫。

#### 九、 S & P 500 工業產業股價指數

全名為「S&P 500 Industrials Sector GICS Level 1 Index」，此後簡稱工業產業，由標普道瓊指數公司依全球行業分類標準以及工業所佔之權重，以市值加權進行計算，交易代號 S5INDU。本研究採用其為變數之一的理由為在 2000 以前資訊科技產業尚未蓬勃發展，當時工業為最主要之產業之一。研究之日資料期間為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期間為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料來源為 Bloomberg 資料庫。

## 十、 S & P 500 資訊科技產業股價指數

全名為「S&P 500 Information Technology Sector GICS Level 1 Index」，此後簡稱資訊科技產業，為標普道瓊指數公司依據全球行業的分類標準所進行的資訊科技產業指數編製，運用市值加權計算，交易代號為 S5INFT。其為目前市值最大之產業，在景氣擴張階段通常會快速成長，而在景氣低迷階段雖容易有大幅度修正，但因為整體成長性高，一般不將其歸類為景氣循環類股。研究選取之日資料期間為 1990 年 5 月 1 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8225 筆資料，而月資料期間為 1990 年 5 月至 2023 年 4 月，總計 396 筆資料。資料取自 Bloomberg 資料庫。

### 第二節 解釋變數資料處理

本研究參考 Gokmenoglu 與 Hadoop (2020) 以及李昀 (2021)，採用前期股債動態條件相關係數作為解釋變數之一，以消除自我相關問題，此外為了評估股市波動度、債市波動度、美元指數、黃金現貨價格、各產業股市交易量對於股債動態條件相關係數的影響，因此將 VIX 指數、MOVE 指數、美元指數 (DXY)、黃金現貨價格(XAU)、各產業股市交易量皆納入考慮之變數。以下逐一進行介紹：

#### 一、 前期股債動態條件相關係數

為各產業股價指數與美國十年期公債指數，計算之股債動態條件相關係數的前一筆資料，用以消弭時間序列資料的自我相關，並且增進模型之配適。

#### 二、 VIX 指數

普遍被用以衡量未來 S&P 500 指數波動水準。其概念最早由芝加哥選擇權



交易所(CBOE)於 1993 年所提出，運用 Black-Scholes 模型，以求算近月、次近月價平選擇權的隱含波動度，並且進一步加權得到衡量 S&P 100 未來波動度之指數。2003 年經由高盛的參與和協助之下，修訂計算公式，用以衡量 S&P 500 指數未來的波動水準。

### 三、 MOVE 指數

MOVE 指數可以用以衡量公債市場未來波動度，其計算方式為利用 2 年、5 年、10 年、30 年不同到期日的公債期貨之選擇權價格的加權平均，進行隱含波動度之計算。有別於 VIX 指數較高時，通常伴隨出現股市較大幅度之修正。MOVE 指數攀升時，不一定代表公債市場出現下挫，投資人積極地買進公債，MOVE 指數亦有可能快速上升。

### 四、 美元指數

一般衡量兩國之間匯率時，通常會以交叉匯率進行判讀，但只能受限於兩國匯率的相對變化，無法全面的評估一貨幣在國際間的強弱變化。而美元指數則是透過運用日圓、歐元、瑞典克朗、瑞士法郎、加圓、英鎊進行幾何平均加權計算之指數，可以用來評估美元在國際外匯市場的表現。

### 五、 黃金現貨價格

現今國際雖不再實行過往的金本位制，但黃金依舊作為全球最主要之貴重金屬，且常作為各國央行之儲備，同時也是國際最主要的避險工具之一。其計算方式為一盎司黃金之美元價格。

### 六、 各產業股價指數交易量

各產業股價指數交易量為前述 S&P 500 中各產業股價指數所對應之交易

量，以金額衡量。

上述解釋變數，為了對應利用股債之對數報酬率估計的動態條件相關係數，因此資料筆數減去第一期，日資料期間為 1990 年 5 月 2 日至 2023 年 4 月 28 日，總計 8224 筆資料，而月資料期間為 1990 年 6 月至 2023 年 4 月，總計 395 筆資料。解釋變數的資料來源皆為 Bloomberg 資料庫。而其中除了前期股債動態條件相關係數外，其餘變數資料皆透過對數差分，以衡量其報酬率或增長率。



## 第五章 實證研究結果

### 第一節 資料初步分析

#### 一、美國十年期公債指數與各產業股價指數敘述統計

在進一步以 DCC MV-GARCH 模型分析前，先以敘述統計了解美國各產業股價指數對數報酬率以及美國十年期公債指數對數報酬率，在日資料與月資料的性質。表 5-1 到表 5-4 分別列出對數日報酬率與對數月報酬率之敘述統計，由於以對數差分方式計算報酬率，因此樣本數將較原始資料減少一筆，可以觀察到無論日報酬或月報酬，股票之平均報酬率皆高於公債之報酬率，而股票報酬率之標準差也高於公債報酬率之標準差，可以直覺的觀察出風險溢酬之性質。而從偏態係數可以發覺股票報酬率與公債報酬率皆為左偏，顯示股票報酬率以及公債報酬率在多數時刻高於平均值，而除了日資料的通訊服務與資訊科技外，股票報酬率的左偏程度普遍比公債報酬率來得大，符合股票市場緩漲急跌、上漲期間大於下跌期間之特性。而峰度也顯示股票市場的報酬率分配比起公債市場更加高狹，有存在厚尾 (heavy tail)、波動叢聚 (volatility clustering) 之現象，此現象在日資料特別明顯；月資料方面醫療保健的峰度反而比美國十年期公債來得小。若從資料頻率角度觀察，更可以發現股票市場日報酬率峰度遠大於月報酬率之峰度，顯示厚尾與波動叢聚現象在短時間較為明顯。從產業角度切入，也可以發覺必需性消費、醫療保健確實有較小之標準差，而最低之報酬率也不那麼明顯，符合防禦性類股的性質；而能源、金融的標準差較大，最低報酬率較為明顯，屬於受景氣循環影響之產業；特別的是資訊科技雖然也有較大之標準差，以及明顯的最低報酬率，但平均報酬率還是高於其他產業，屬於受景氣循環影響但成長性較高之產業。

表 5-1 美國十年期公債指數對數日報酬率與各產業股價指數對數日報酬率敘述  
統計(第一部分)

	美國十年期 公債	S&P 500	通訊服務	非必需性消費	必需性消費
平均數	0.000038	0.000308	0.000099	0.000345	0.000317
標準差	0.004654	0.011619	0.013667	0.013385	0.009660
最大值	0.040434	0.104236	0.141380	0.123131	0.088353
中位數	0.000152	0.000578	0.000304	0.000832	0.000472
最小值	-0.029647	-0.127652	-0.110300	-0.128760	-0.096900
偏態	-0.103271	-0.427960	-0.036965	-0.338545	-0.260551
峰度	2.868282	10.406458	7.015529	7.291708	9.090966
樣本數	8224	8224	8224	8224	8224

表 5-2 美國十年期公債指數對數日報酬率與各產業股價指數對數日報酬率敘述  
統計(第二部分)

	能源	金融	醫療保健	工業	資訊科技
平均數	0.000245	0.000259	0.000379	0.000295	0.000443
標準差	0.016487	0.017436	0.011824	0.012774	0.016948
最大值	0.168482	0.172013	0.116596	0.120008	0.160769
中位數	0.000386	0.000490	0.000603	0.000599	0.001076
最小值	-0.224172	-0.186390	-0.105284	-0.121550	-0.149833
偏態	-0.565471	-0.118049	-0.191719	-0.430380	-0.008153
峰度	14.493057	16.823183	6.227051	8.130584	5.569020
樣本數	8224	8224	8224	8224	8224

表 5-3 美國十年期公債指數對數月報酬率與各產業股價指數對數月報酬率敘述  
統計(第一部分)

	美國十年期 公債	S&P 500	通訊服務	非必需性消費	必需性消費
平均數	0.000715	0.006192	0.001863	0.006942	0.006364
標準差	0.020781	0.043202	0.055069	0.053213	0.037543
最大值	0.090435	0.119421	0.276672	0.186592	0.142292
中位數	0.000010	0.011465	0.006657	0.009522	0.008420
最小值	-0.076490	-0.185636	-0.173629	-0.214033	-0.126506
偏態	-0.007467	-0.748963	-0.172331	-0.355528	-0.333084
峰度	1.107418	1.460613	1.734031	1.502734	1.370032
樣本數	395	395	395	395	395

表 5-4 美國十年期公債指數對數月報酬率與各產業股價指數對數月報酬率敘述  
統計(第二部分)

	能源	金融	醫療保健	工業	資訊科技
平均數	0.004972	0.005123	0.007609	0.005972	0.008924
標準差	0.064799	0.063159	0.043936	0.051756	0.070213
最大值	0.259709	0.200281	0.148619	0.163170	0.201231
中位數	0.006675	0.014114	0.011149	0.010200	0.015107
最小值	-0.430311	-0.308535	-0.137445	-0.214273	-0.328688
偏態	-0.619551	-0.966184	-0.331798	-0.707442	-0.629371
峰度	6.153165	3.666374	0.328713	2.221410	1.765676
樣本數	395	395	395	395	395

為了比較非動態條件相關係數與 DCC MV-GARCH 計算出之股債動態條件相關係數的差異，因此在實際進行估計之前，運用皮爾森積動差相關係數之定義，先行計算各產業股價指數與美國十年期公債指數的非動態條件相關係數如表 5-5。以便了解股債非動態條件相關係數在各產業以及不同資料頻率上之差異，並且可與後續採用 DCC MV-GARCH 模型計算出之結果互相參考比較，藉此了解考慮波動度變化與條件變異數隨時間變動後的影響。

表 5- 5 各產業股價指數與美國十年期公債指數非動態條件相關係數

	日報酬率非動態條件相關係數	月報酬率非動態條件相關係數
S&P 500	-0.210272	-0.082992
通訊服務	-0.104177	0.047619
非必需性消費	-0.180381	-0.080431
必需性消費	-0.072234	0.069630
能源	-0.216094	-0.180867
金融	-0.211068	-0.124918
醫療保健	-0.112450	0.026303
工業	-0.228670	-0.131515
資訊科技	-0.188304	-0.105899

從分析可以發現股債的非動態條件相關係數普遍呈現負低度相關，僅通訊服務、必需性消費與醫療保健之對數月報酬率與美國十年期公債對數月報酬率呈微幅正相關。而 S & P 500 所衡量之整體股票市場以及能源、金融與工業產業的對數報酬率，相較於其他產業呈現出與美國十年期公債指數對數報酬率較大的負相關，顯示在個別產業當中，能源、金融、工業之股價指數較容易與公債市場存在負向關係。特別的是金融產業為利率敏感之產業，而利率水準又與公債價格呈現負相關，於是我們不難發現金融產業的股債非動態條件相關係數無



論在日資料頻率或月資料頻率都呈現略高之負相關。其中能源產業由於容易受到極端事件影響，除了容易有較大的波動外，也與美國十年期公債指數對數報酬率有較大的負相關。此外，日資料頻率的股債非動態條件相關係數也普遍高於月資料頻率的股債非動態條件相關係數，顯示股債報酬率在短時間內容易有比較明顯的負相關。

## 二、迴歸模型解釋變數敘述統計

此研究主要欲探討股債動態條件相關係數在不同產業以及不同資料頻率的差異，並進一步採用 OLS 模型討論股市波動度、債市波動度、美元指數、黃金現貨價格、各產業股市交易量對於股債動態條件相關係數的影響，此外為了解決時間序列自我相關之問題，也加入前期股債動態條件相關係數，增加模型的配適度。因此解釋變數設定為前期股債動態條件相關係數( $\rho_{s_i B, t-1}$ )、VIX 指數之對數報酬率( $R_{VIX, t}$ )、MOVE 指數之對數報酬率( $R_{MOVE, t}$ )、美元指數之對數報酬率( $R_{DXY, t}$ )、黃金現貨價格之對數報酬率( $R_{XAU, t}$ )、對應產業股市交易量的對數增長率( $R_{TV_i, t}$ )。由於前期股債動態條件相關係數以及對應產業股市交易量的對數增長率因產業而異，受限於篇幅表 5-6、表 5-7 僅針對解釋變數  $R_{VIX, t}$ 、 $R_{MOVE, t}$ 、 $R_{DXY, t}$ 、 $R_{XAU, t}$  的原始資料做敘述統計分析。

表 5- 6 迴歸模型之解釋變數敘述統計(日資料)

	VIX <sub>t</sub>	MOVE <sub>t</sub>	DXY <sub>t</sub>	XAU <sub>t</sub>
平均數	19.64	91.88	91.68	852.25
標準差	7.98	28.32	10.06	549.32
最大值	82.69	264.60	120.90	2063.54
中位數	17.82	90.35	91.16	638.20
最小值	9.14	36.62	71.33	252.55
偏態	2.13	0.81	0.51	0.48

表 5- 6 迴歸模型之解釋變數敘述統計(日資料)(續)

峰度	8.14	1.65	-0.02	-1.27
樣本數	8224	8224	8224	8224

表 5- 7 迴歸模型之敘述統計(月資料)

	VIX <sub>t</sub>	MOVE <sub>t</sub>	DXY <sub>t</sub>	XAU <sub>t</sub>
平均數	19.74	92.04	91.64	853.92
標準差	7.64	28.23	10.15	549.82
最大值	59.89	214.00	120.21	1990.00
中位數	18.07	89.74	91.28	648.00
最小值	9.51	39.21	71.80	255.68
偏態	1.65	0.82	0.50	0.48
峰度	4.14	1.60	0.02	-1.27
樣本數	395	395	395	395

表 5- 8 迴歸模型之解釋變數相關係數矩陣(日資料)

	VIX <sub>t</sub>	MOVE <sub>t</sub>	DXY <sub>t</sub>	XAU <sub>t</sub>
VIX <sub>t</sub>	1			
MOVE <sub>t</sub>	0.5287	1		
DXY <sub>t</sub>	0.1659	0.0377	1	
XAU <sub>t</sub>	0.0297	-0.3651	-0.2116	1

表 5- 9 迴歸模型之解釋變數相關係數矩陣(月資料)

	VIX <sub>t</sub>	MOVE <sub>t</sub>	DXY <sub>t</sub>	XAU <sub>t</sub>
VIX <sub>t</sub>	1			
MOVE <sub>t</sub>	0.4973	1		

表 5-9 迴歸模型之解釋變數相關係數矩陣(月資料)(續)

DXY <sub>t</sub>	0.1726	0.0279	1	
XAU <sub>t</sub>	0.0513	-0.3714	-0.2110	1

從表 5-6、表 5-7 可以發現解釋變數的敘述統計在日資料頻率或月資料頻率差異並不大，主要異同在於 VIX 指數、MOVE 指數的日資料相對容易有極端值的出現。表 5-8、5-9 則列示各解釋變數之間的日資料以及月資料相關係數，由於日資料與月資料相關係數相似，因此統一敘述其相關係數之現象，VIX 指數與 MOVE 指數達到中度正相關，而向來被視為國際避險資產的黃金則與 MOVE 指數呈現中度負相關，其餘變數之間相關係數皆不高。

## 第二節 時間序列資料單根檢定

由於時間序列資料若為非定態，會造成虛假迴歸之問題，因此本研究先行透過 ADF(Augmented Dickey-Fuller Test)檢定，來確保變數資料是否皆達到定態。由於原始資料已先行經由對數差分計算對數報酬率，以利後續 DCC MV-GARCH 模型之運用，所以透過表 5-10 可以觀察到所有產業股價指數的對數報酬率以及美國十年期公債指數的對數報酬率，其日資料頻率與月資料頻率皆可以於 1%顯著水準下拒絕虛無假設，顯示皆為定態。

表 5-10 各產業股價指數對數報酬率及美國十年期公債指數對數報酬率單根檢定

	日資料單根檢定結果	月資料單根檢定結果
美國十年期公債	-18.283***	-7.3481***
S&P 500	-20.187***	-6.107***
通訊服務	-19.383***	-4.8865***

表 5-10 各產業股價指數對數報酬率及美國十年期公債指數對數報酬率單根檢  
定(續)

非必需性消費	-19.827***	-6.8363***
必需性消費	-20.236***	-6.6668***
能源	-20.111***	-6.6263***
金融	-19.815***	-6.829***
醫療保健	-20.728***	-5.338***
工業	-20.111***	-6.6395***
資訊科技	-19.6***	-5.8709***

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

### 第三節 DCC MV-GARCH 模型設定

如同前述，DCC MV-GARCH 模型需先透過單變量 GARCH 模型的估計，再將得到之標準化殘差用以作為動態條件相關係數的參數之估計。而單變量 GARCH 模型須先設定適當之均數方程式，本研究之均數方程式 ARMA(p,q)模型設定如下：

$$R_{k,t} = c_k + \varepsilon_{kt} + \sum_{i=1}^p \delta_i R_{k,t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{k,t-j}$$

$R_{k,t}$ 代表各產業股價指數對數報酬率或美國十年期公債指數對數報酬率， $k$ 表示個別資產， $c_k$ 為常數項， $\varepsilon_{kt}$ 為殘差項。在 ARMA(p,q)模型設定完成後，本研究以 AIC 評選準則決定最適之落後期數。而各產業股價指數對數報酬率以及美國十年期公債指數對數報酬率，所對應之 AIC 以及 ARMA 模型分別如表 5-11 及 5-12 所示。

表 5- 11 AIC 最適落後期數判定與 ARMA 模型之設定(日資料)

	AIC	ARMA 模型
美國十年期公債	-64986.24	(0,0)
S&P 500	-50001.38	(0,1)
通訊服務	-47293.32	(1,1)
非必需性消費	-47609.18	(0,0)
必需性消費	-53002.22	(1,1)
能源	-44222.58	(0,1)
金融	-43307.13	(0,1)
醫療保健	-49673.14	(3,1)
工業	-48380.97	(0,1)
資訊科技	-43745.05	(1,1)

表 5- 12 AIC 最適落後期數判定與 ARMA 模型之設定(月資料)

	AIC	ARMA 模型
美國十年期公債	-1937.79	(0,0)
S&P 500	-1358.12	(0,0)
通訊服務	-1167.94	(0,0)
非必需性消費	-1193.05	(0,0)
必需性消費	-1471.07	(0,0)
能源	-1037.85	(0,0)
金融	-1059.78	(2,2)
醫療保健	-1340.61	(1,0)
工業	-1213.91	(0,0)
資訊科技	-974.46	(0,0)

在均數方程式設定完成後，本研究以 Ljung-Box  $Q^2$  統計量、ARCH-LM 檢定，檢測變數資料是否存在 ARCH 效果，以利後續 GARCH 模型之設定。經由 Ljung-Box  $Q^2$  統計量以及 ARCH-LM 檢定，可以判斷均數方程式中的殘差項是否有自我回歸條件異質變異之性質，進而評估變數資料是否具有 ARCH 效果。

關於 Ljung-Box  $Q^2$  統計量、ARCH-LM 檢定的落後期數之設定，針對資料筆數有不同的期數設定。由於本研究日資料 8224 筆，因此參考 Hyndman 與 Athanasopoulos (2018) 所建議之  $H = \min\left\{10, \frac{T}{5}\right\}$ ，其中 H 為落後期數，T 為資料筆數；同時也參考 Shumway 與 Stoffer (2011) 所建議的落後期數 20。而在月資料部分，資料筆數為 395 筆，因此參考 Hassani 與 Yeganegi (2020) 建議之落後期數 3；以及 Tsay (2010) 所建議之  $H = \ln T$ ，其中 H 為落後期數，T 為資料筆數。表 5-13、5-14、5-15、5-16 分別為日資料與月資料檢定之結果，結果顯示各產業股價指數與美國十年期公債指數確實存在 ARCH 效果，因此可進一步以 GARCH 模型進行估計。

表 5-13 Ljung-Box  $Q^2$  統計量檢定(日資料)

	期數		
	1	10	20
美國十年期公債	8215.3***	81671***	162283***
S&P 500	8216.3***	81727***	162488***
通訊服務	8210.5***	81509***	161810***
非必需性消費	8218.9***	81839***	162894***
必需性消費	8217.4***	81782***	162723***
能源	8213.2***	81571***	161891***
金融	8212.2***	81536***	161831***
醫療保健	8217.3***	81756***	162604***



表 5- 13 Ljung-Box  $Q^2$  統計量檢定(日資料)(續)

工業	8216.2***	81692***	162328***
資訊科技	8213.3***	81595***	161992***

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

表 5- 14 Ljung-Box  $Q^2$  統計量檢定(月資料)

	期數		
	1	3	6
美國十年期公債	387.32***	1128.2***	2155.9***
S&P 500	388.29***	1140.1***	2205.1***
通訊服務	384.69***	1118.2***	2106.4***
非必需性消費	390.49***	1151.7***	2246.1***
必需性消費	389.19***	1145.5***	2227.9***
能源	386.45***	1129.1***	2158.2***
金融	386.46***	1126***	2136.7***
醫療保健	389.09***	1144.9***	2219.6***
工業	387.81***	1135.3***	2185.2***
資訊科技	385.58***	1124.7***	2164.1***

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

表 5- 15 ARCH-LM 檢定結果(日資料)

	期數		
	1	10	20
美國十年期公債	8214***	8205***	8195***
S&P 500	8217.3***	8208.5***	8198.5***
通訊服務	8204.4***	8195.8***	8185.9***

表 5- 15 ARCH-LM 檢定結果(日資料)(續)

非必需性消費	8214.2***	8205.4***	8195.6***
必需性消費	8218.8***	8210***	8200.1***
能源	8206.1***	8197.2***	8187.2***
金融	8209.4***	8200.5***	8190.6***
醫療保健	8218.7***	8209.8***	8199.9***
工業	8216.4***	8207.6***	8197.6***
資訊科技	8213.4***	8204.7***	8194.8***

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

表 5- 16 ARCH-LM 檢定結果(月資料)

	期數		
	1	3	6
美國十年期公債	385.72***	383.78***	380.76***
S&P 500	389.34***	387.73***	385.03***
通訊服務	379.71***	377.75***	375.81***
非必需性消費	386.66***	384.81***	382.36***
必需性消費	390.93***	389.45***	386.53***
能源	380.31***	378.76***	376***
金融	383.74***	381.81***	379.24***
醫療保健	390.63***	389***	386.28***
工業	387.78***	386.08***	383.15***
資訊科技	387.01***	385.21***	382.98***

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

而在單變量 GARCH 模型之設定，除了均數方程式外，還須完成變異數方

程式之設定，而關於落後期數之選擇，本研究同樣依據 AIC 評選準則挑選最適落後期數，各產業股價指數對數報酬率與美國十年期公債指數對數報酬率之估計結果，無論是日資料或月資料皆顯示 GARCH(1,1)模型較為適合，符合 Bollerslev (1987) 所提出之 GARCH(1,1)模型適用於多數財務時間序列上。而關於各產業股價指數對數報酬率的 EGARCH 模型設定，以及美國十年期公債指數對數報酬率的 GARCH 設定如第參章第四節所述，在此不再詳述，估計結果如下：

表 5- 17 單變量 GARCH 模型統計結果(日資料)(第一部分)

	美國十年期 公債	S&P 500	通訊服務	非必需性消 費	必需性消費
均數方 程式					
$c$	0.000054	0.000298***	0.000140	0.000289*	0.000286***
$\alpha_1$	-	-	0.829211***	-	0.694021***
$\beta_1$	-	-0.022171*	-0.845864***	-	-0.724379***
$\beta_2$	-	-	-	-	-
變異數 方程式					
$c$	0.000000	-0.230357***	-0.115104***	-0.161773***	-0.260546***
$\alpha_1$	0.047229***	-0.120108***	-0.046531***	-0.092223***	-0.076433***
$\beta_1$	0.941837***	0.974856***	0.986506***	0.981626***	0.972191***
$\gamma_1$	-	0.153956***	0.138437***	0.160072***	0.180122***

註：「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

表 5- 18 單變量 GARCH 模型統計結果(日資料)(第二部分)

	能源	金融	醫療保健	工業	資訊科技
均數方					
程式					
$c$	0.000238	0.000329***	0.000315	0.000216**	0.000438***
$\alpha_1$	-	-	0.564639***	-	0.710059***
$\alpha_2$	-	-	-0.015538	-	-
$\alpha_3$	-	-	-0.018216	-	-
$\beta_1$	-0.010815	0.020239*	-0.553093***	0.028977**	-0.724964***
變異數					
方程式					
$c$	-0.096124***	-0.130128***	-0.216412***	-0.167555***	-0.166006***
$\alpha_1$	-0.057445***	-0.090250***	-0.081602***	-0.098564***	-0.073649***
$\beta_1$	0.988491***	0.984583***	0.975772***	0.981133***	0.980002***
$\gamma_1$	0.136485**	0.164645***	0.159318***	0.138297***	0.165693***

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

表 5- 19 單變量 GARCH 模型統計結果(月資料)(第一部分)

	美國十年期 公債	S&P 500	通訊服務	非必需性消 費	必需性消費
均數方					
程式					
$c$	0.000729	0.005993***	0.002313	0.005212**	0.005514***
$\alpha_1$	-	-	-	-	-
$\beta_1$	-	-	-	-	-

表 5-19 單變量 GARCH 模型統計結果(月資料)(第一部分)(續)

變異數					
方程式					
$c$	0.000001***	-1.081154***	-0.466282**	-1.150263*	-0.288846
$\alpha_1$	0.000000	-0.220550***	-0.087480**	-0.185014***	-0.040181
$\beta_1$	0.999000***	0.832925***	0.921340***	0.807245***	0.955719***
$\gamma_1$	-	0.290176***	0.230478***	0.260893***	0.154683

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

表 5-20 單變量 GARCH 模型統計結果(月資料)(第二部分)

	能源	金融	醫療保健	工業	資訊科技
均數方					
程式					
$c$	0.003966**	-0.008080***	0.007475***	0.006015***	0.009694***
$\alpha_1$	-	0.141394***	-0.043941	-	-
$\alpha_2$	-	0.842987***	-	-	-
$\beta_1$	-	-0.038175***	-	-	-
$\beta_2$	-	-0.861953***	-	-	-
變異數					
方程式					
$c$	-0.652149	-0.375338***	-0.449824	-0.811865***	-0.320588**
$\alpha_1$	-0.137034	-0.222242***	-0.028517	-0.261612***	-0.050977
$\beta_1$	0.882486***	0.934500***	0.928433***	0.868231***	0.943816***
$\gamma_1$	0.302173***	0.153015***	0.180641	0.258272***	0.368668***

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

而在估計完單變量 GARCH 模型後，進一步採用 DCC MV-GARCH 模型以估計股債動態條件相關係數，模型設定為 DCC(1,1)，詳細估計方法如同第參章第四節所述，整理估計結果如下，其中左側欄位標示各產業對應美國十年期公債之 DCC MV-GARCH 模型估計結果：

表 5- 21 DCC MV-GARCH 模型估計結果(日資料)

	$\alpha$	$b$
S&P 500	0.042352***	0.952454***
通訊服務	0.028277***	0.966814***
非必需性消費	0.034938***	0.960318***
必需性消費	0.032731***	0.962222***
能源	0.023469***	0.972342***
金融	0.037962***	0.958877***
醫療保健	0.027556***	0.967940***
工業	0.035950***	0.959110***
資訊科技	0.024672***	0.970292***

註：「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

表 5- 22 DCC MV-GARCH 模型估計結果(月資料)

	$\alpha$	$b$
S&P 500	0.114853***	0.833896***
通訊服務	0.103407***	0.816871***
非必需性消費	0.085843***	0.862758***
必需性消費	0.060076*	0.869857***
能源	0.071654**	0.876140***
金融	0.112896***	0.843598***



表 5- 22 DCC MV-GARCH 模型估計結果(月資料)(續)

醫療保健	0.059594*	0.869295***
工業	0.093364***	0.863373***
資訊科技	0.077822**	0.858855***

註:「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準

圖 5-1 到圖 5-16 分別列出各產業股價指數對數報酬率與美國十年期公債指數對數報酬率的動態條件相關係數走勢圖，可以觀察出 2000 年前後有非常大的差異，在 2000 年以前股債動態條件相關係數多為正相關；而在 2000 年以後，多數情況下股債動態條件相關係數為負，且受到 2022 年聯準會採取的快速升息措施影響，從 2022 年開始各產業股債動態條件相關係數明顯上升，月資料的上升趨勢特別明顯。因此可以大致觀察出，在 2000 年以前、2004 年到 2007 年之間、以及 2022 年開始，由於聯邦資金利率較高，股債動態條件相關係數也較容易呈現正相關。其中在月資料部分，由於反應整體股票市場與債券市場之趨勢，各產業間雖略有差異，但整體趨勢大致相同。然而在日資料方面，可以觀察到必需性消費、醫療保健的股債動態條件相關係數變動較其他產業略為平緩，雖然差異不是非常大，但可以看出必需性消費、醫療保健等傳統認知上的防禦型類股，在股債動態條件相關係數的變動確實略小於其他產業。此外從日資料的動態條件相關係數，也可以觀察出短時間內較容易伴隨著波動的持續性與叢聚性。

圖 5-1 S&P 500 股債動態條件相關係數(日資料)

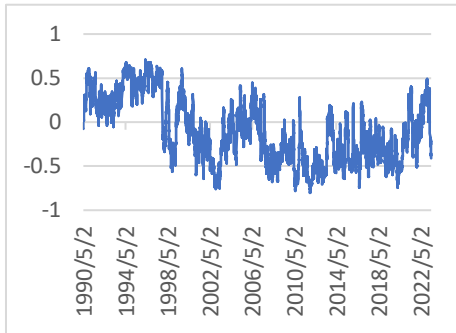


圖 5-2 通訊服務股債動態條件相關係數(日資料)

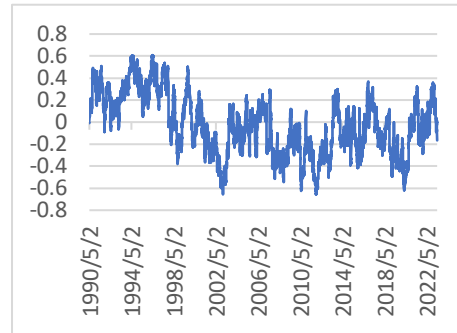


圖 5-3 非必需性消費股債動態條件相關係數(日資料)

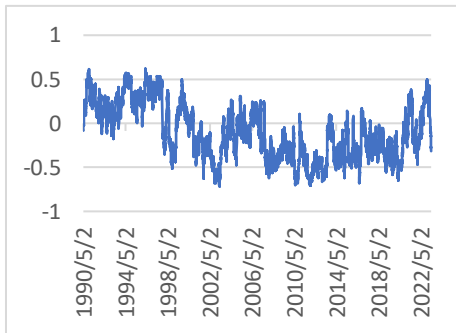


圖 5-4 必需性消費股債動態條件相關係數(日資料)

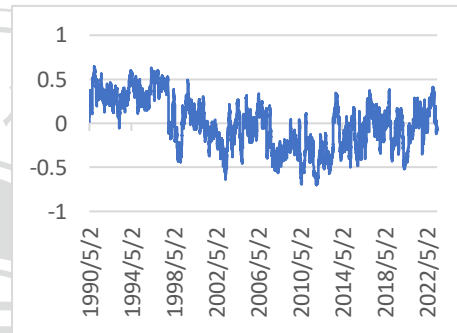


圖 5-5 能源產業股債動態條件相關係數(日資料)

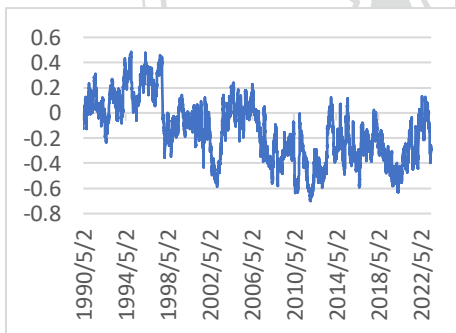


圖 5-6 金融產業股債動態條件相關係數(日資料)

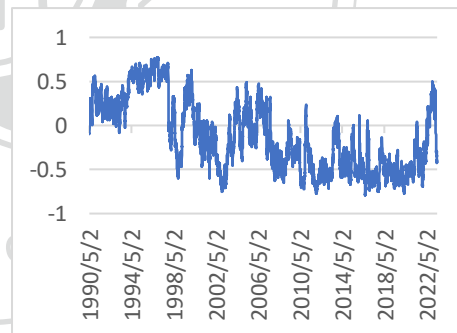


圖 5-7 醫療保健股債動態條件相關係數(日資料)

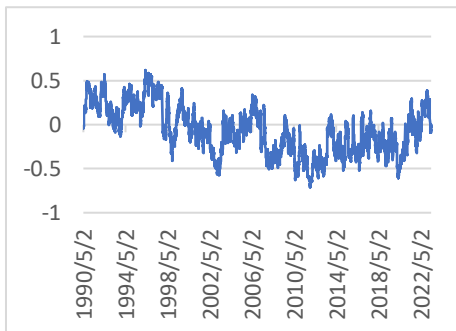


圖 5-8 工業股債動態條件相關係數(日資料)

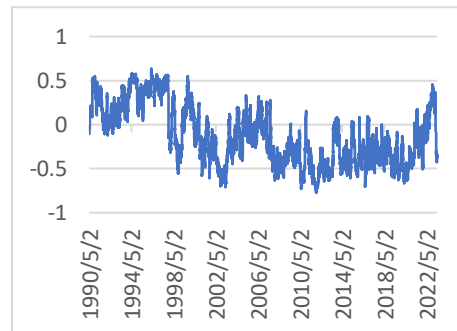


圖 5-9 資訊科技股債動態條件相關係  
數(日資料)

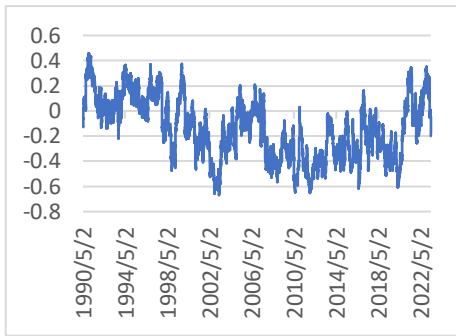


圖 5-10 S&P 500 股債動態條件相關係  
數(月資料)

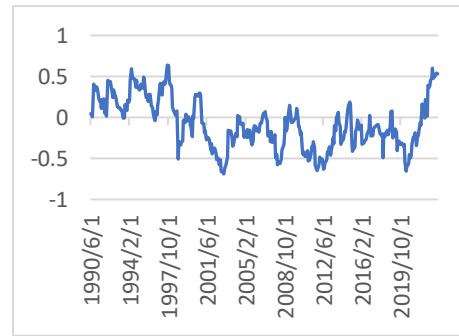


圖 5-11 通訊服務股債動態條件相關係  
數(月資料)

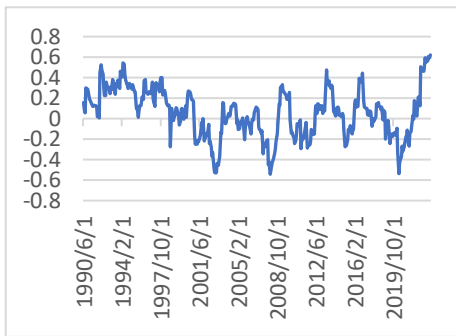


圖 5-12 非必需性消費股債動態條件相  
關係數(月資料)

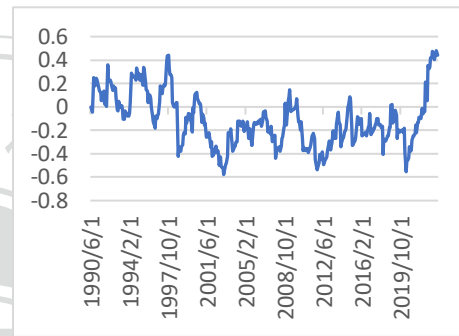


圖 5-13 必需性消費股債動態條件相關  
係數(月資料)

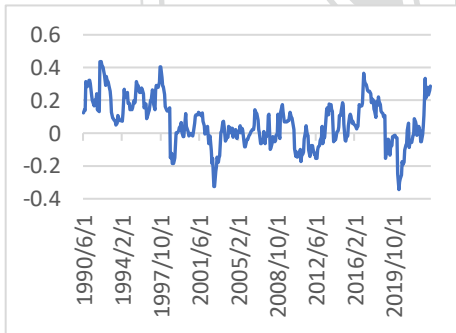


圖 5-14 能源產業股債動態條件相關係  
數(月資料)

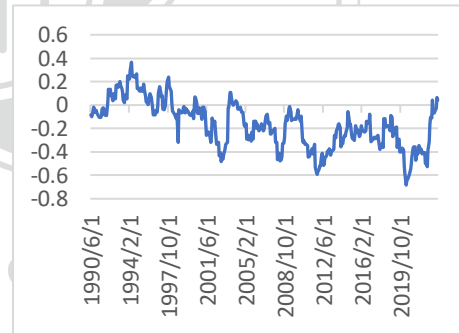


圖 5- 15 金融股債動態條件相關係數(月資料)  
圖 5- 17 醫療保健股債動態條件相關係數(月資料)

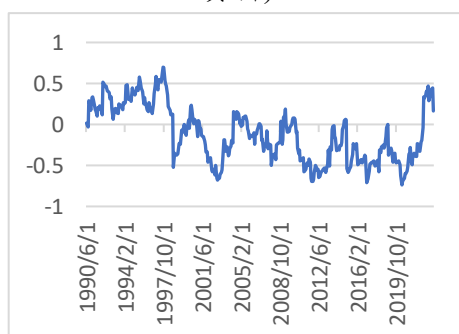
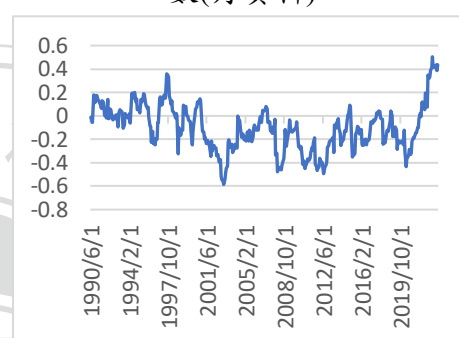
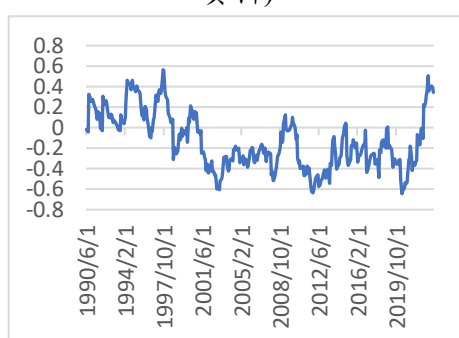


圖 5- 16 工業股債動態條件相關係數(月資料)  
圖 5- 18 資訊科技股債動態條件相關係數(月資料)



#### 第四節 迴歸分析結果

表 5- 23 OLS 迴歸分析標準化係數(日資料)(第一部分)

	$\rho_{SSPX B,t}$	$\rho_{SS5TELS B,t}$	$\rho_{SS5COND B,t}$	$\rho_{SS5CONS B,t}$	$\rho_{SSPN B,t}$
$\alpha$	-	-	-	-	-
$\rho_{S_i B,t-1}$	0.9938*** (0.0012)	0.9946*** (0.0011)	0.9940*** (0.0012)	0.9934*** (0.0012)	0.9956*** (0.0010)
$R_{VIX,t}$	0.0046*** (0.0069)	0.0039*** (0.0048)	0.0036*** (0.0059)	0.0061*** (0.0056)	0.0016 (0.0039)
$R_{MOVE,t}$	-0.0039*** (0.0114)	-0.0024** (0.0078)	-0.0033*** (0.0097)	-0.0051*** (0.0091)	-0.0020* (0.0065)
$R_{DXY,t}$	-0.0002	-0.0001	-0.00002	-0.0001	0.0008

表 5- 23 OLS 迴歸分析標準化係數(日資料)(第一部分)(續)

	(0.0935)	(0.0644)	(0.0793)	(0.0750)	(0.0531)
$R_{XAU,t}$	-0.0008	-0.0013	-0.0005	-0.0031**	-0.0002
	(0.0478)	(0.0329)	(0.0406)	(0.0384)	(0.0271)
$R_{TV_i,t}$	0.0017	0.0006	0.0017	0.0020	0.0034***
	(0.0019)	(0.0009)	(0.0015)	(0.0013)	(0.0009)
$R^2$	0.9878	0.9895	0.9882	0.9872	0.9913
Adj. $R^2$	0.9878	0.9895	0.9881	0.9872	0.9913
Obs.	8223	8223	8223	8223	8223

註: 「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10% 的顯著水準, () 內為標準誤

表 5- 24 OLS 迴歸分析標準化係數(日資料)(第二部分)

	$\rho_{SSPF,t}$	$\rho_{SS5HLTH,t}$	$\rho_{SS5INDU,t}$	$\rho_{SS5INFT,t}$
$\alpha$	-	-	-	-
$\rho_{S_iB,t-1}$	0.9962***	0.9950***	0.9944***	0.9946***
	(0.0010)	(0.0011)	(0.0012)	(0.0011)
$R_{VIX,t}$	0.0032***	0.0046***	0.0037***	0.0037***
	(0.0060)	(0.0047)	(0.0060)	(0.0043)
$R_{MOVE,t}$	-0.0024**	-0.0040***	-0.0022*	-0.0028**
	(0.0099)	(0.0077)	(0.0099)	(0.0071)
$R_{DXY,t}$	-0.00001	-0.0010	0.0001	0.0004
	(0.0814)	(0.0629)	(0.0814)	(0.0579)
$R_{XAU,t}$	0.0001	-0.0029**	-0.0008	-0.000001
	(0.0416)	(0.0322)	(0.0416)	(0.0296)
$R_{TV_i,t}$	0.0017*	0.0009	0.0016	0.0023**

表 5- 24 OLS 迴歸分析標準化係數(日資料)(第二部分)(續)

	(0.0014)	(0.0011)	(0.0015)	(0.0011)
$R^2$	0.9926	0.9902	0.989	0.9893
Adj. $R^2$	0.9926	0.9901	0.989	0.9892
Obs.	8223	8223	8223	8223

註: 「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準，()內為標準誤

上述 $\rho_{SSPX B,t}$ 、 $\rho_{SS5TELS B,t}$ 、 $\rho_{SS5CONDB,t}$ 、 $\rho_{SS5CONS B,t}$ 、 $\rho_{SSPNB,t}$ 、 $\rho_{SSPF B,t}$ 、 $\rho_{SS5HLTH B,t}$ 、 $\rho_{SS5INDU B,t}$ 、 $\rho_{SS5INFT B,t}$ 分別代表 S&P 500、通訊服務、非必需性消費、必需性消費、能源、金融、醫療保健、工業、資訊科技等產業，各自與美國十年公債之股債動態條件相關係數。從 OLS 迴歸分析結果可以發現，從日資料角度觀察，當 VIX 指數變動市場波動度改變時，股債動態條件相關係數會有正向變化，代表短時間內 VIX 上升公債市場與股票市場可能出現同時賣出債券與股票的行為；而面對 MOVE 指數的變動，股債動態條件相關係數則會有負向之變化，反映債市波動度改變時，股市與債市容易產生反向之表現；美元指數、黃金現貨價格改變時，在多數產業中股債動態條件相關係數也會有負向變化，僅能源、工業、資訊科技之股債動態條件相關係數在美元指數改變時有正向變化，而金融則在黃金現貨價格改變時有正向變化。並且當 VIX 指數、MOVE 指數、美元指數、黃金現貨價格改變時，醫療保健產業以及必需性消費產業之股債動態條件相關係數的變化較大，其中僅有必需性消費之股債動態條件相關係數在美元指數上升時其變化較不明顯。而能源產業之股債動態條件相關係數，在 VIX 指數、MOVE 指數變動時，其變化最小。金融產業之股債動態條件相關係數，則是在美元指數變動時，其變化最小。而產業股價指數交易量則普遍對股債動態條件相關係數有正向關聯，顯示市場流動性增加，股債相關性會有正向變化。



表 5- 25 OLS 迴歸分析標準化係數(月資料)(第一部分)

	$\rho_{SSPX B,t}$	$\rho_{SS5TELS B,t}$	$\rho_{SS5COND B,t}$	$\rho_{SS5CONS B,t}$	$\rho_{SSPN B,t}$
$\alpha$	-	-	-	-	-
$\rho_{S_i B,t-1}$	0.9397*** (0.0171)	0.9225*** (0.0197)	0.9364*** (0.0176)	0.9210*** (0.0197)	0.9494*** (0.0159)
$R_{VIX,t}$	-0.0160 (0.0290)	-0.0108 (0.0260)	-0.0052 (0.0220)	-0.0184 (0.0158)	-0.0224 (0.0177)
$R_{MOVE,t}$	0.0131 (0.0388)	0.0173 (0.0345)	0.0251 (0.0294)	0.0604*** (0.0210)	0.0118 (0.0238)
$R_{DXY,t}$	0.0089 (0.2463)	0.0066 (0.2195)	0.0074 (0.1868)	0.0098 (0.1335)	0.0015 (0.1513)
$R_{XAU,t}$	-0.0220 (0.1299)	-0.0211 (0.1164)	-0.0187 (0.0985)	-0.0290 (0.0704)	-0.0134 (0.0796)
$R_{TV_i,t}$	0.0040 (0.0324)	-0.0232 (0.0206)	-0.0021 (0.0259)	-0.0362* (0.0168)	0.0064 (0.0170)
$R^2$	0.8892	0.8542	0.8821	0.852	0.9032
Adj. $R^2$	0.8875	0.852	0.8803	0.8497	0.9017
Obs.	394	394	394	394	394

註: 「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10%的顯著水準，()內為標準誤

表 5- 26 OLS 迴歸分析標準化係數(月資料)(第二部分)

	$\rho_{SSPF B,t}$	$\rho_{SS5HLTH B,t}$	$\rho_{SS5INDU B,t}$	$\rho_{SS5INFT B,t}$
$\alpha$	-	-	-	-
$\rho_{S_i B,t-1}$	0.9523*** (0.0153)	0.9253*** (0.0190)	0.9499*** (0.0155)	0.9281*** (0.0187)

表 5- 26 OLS 迴歸分析標準化係數(月資料)(第二部分)(續)

$R_{VIX,t}$	0.0183 (0.0291)	-0.0321 (0.0157)	-0.0149 (0.0236)	-0.0155 (0.0204)
$R_{MOVE,t}$	0.0108 (0.0396)	0.0237 (0.0210)	0.0208 (0.0315)	0.0012 (0.0273)
$R_{DXY,t}$	0.0172 (0.2482)	0.0122 (0.1333)	0.0090 (0.2003)	0.0045 (0.1733)
$R_{XAU,t}$	0.0006 (0.1306)	-0.0299 (0.0706)	-0.0228 (0.1057)	-0.0308 (0.0915)
$R_{TVI,t}$	0.0015 (0.0254)	-0.0025 (0.0158)	0.0013 (0.0237)	0.0253 (0.0186)
$R^2$	0.9105	0.8634	0.9088	0.8678
Adj. $R^2$	0.9091	0.8613	0.9074	0.8657
Obs.	394	394	394	394

註: 「\*\*\*」、「\*\*」、「\*」代表 1%、5%、10% 的顯著水準, () 內為標準誤

若從月資料觀察, 面對 VIX 指數之變動, 股債動態條件相關係數反而普遍會產生負向變化, 顯示若資料頻率改變, 面對股市波動度加劇, 在長時間下股市與債市容易有反向表現; 而 MOVE 指數、美元指數的變動, 股債動態條件相關係數則會產生正向變化, 可能原因為長時間下公債、美元較易受到總體經濟、貨幣政策因素影響, 因此股債相關性也會有正向之變化; 而面對黃金現貨價格的改變, 股債動態條件相關係數則普遍有負向變化, 與日資料頻率相同。而必需性消費、醫療保健等防禦性產業之股債動態條件相關係數, 在面對 VIX 指數、MOVE 指數、美元指數、黃金現貨價格變動時, 同樣會產生較大之變化。此外, 金融產業在日資料頻率下, 面對美元指數變動, 其股債動態條件相

關係數的變化較小；然而在月資料頻率下，面對美元指數的變動，股債動態條件相關係數反而會有較大之變化。而各產業股價指數交易量之提升，不同產業之股債動態條件相關係數則出現方向不盡一致的變化，顯示若股價指數交易量增加，股債動態條件相關係數只在短時間內容易有正向變化。

經由迴歸分析的實證結果，發現 VIX 指數之變動，在日資料與月資料不同的資料頻率下，股債動態條件相關係數會容易產生完全相反之變化。合理的解釋可能為，在短期間內若 VIX 指數上升，股市蔓延恐慌氣氛，投資人容易基於情緒或再平衡、資金控管、風險控制等操作行為，而使公債市場同步出現下殺，導致股債動態條件相關係數出現正向變化。而在長時間下，投資人可能基於投資組合之配置，在股市波動度加劇時，降低股市之曝險，增加持有公債等安全性資產，面對安全性資產轉移現象，股債動態條件相關係數就容易產生負向變化。

實證結果同樣也顯示，面對 MOVE 指數、美元指數之變動，在日資料頻率與月資料頻率下，股債動態條件相關係數一樣有相反之變化。有別於 VIX 指數的上升，通常伴隨著股市之大幅修正；MOVE 指數之上升，僅表示債市之波動度加大，可能為買盤湧入導致公債價格上升，也可能是投資人拋售導致公債價格下跌。因此股債動態條件相關係數在日資料頻率下的負向變化，可能反應債市波動度或美元指數變動，投資人在安全性資產公債、風險性資產股票之間的移轉與配置。而在長時間下，MOVE 指數所衡量的公債市場以及美元指數容易與總體經濟表現及貨幣政策有密切關聯，而總體經濟、貨幣政策等因素也容易使股債動態條件相關係數有正向之變化。

若從產業角度觀察，無論日資料頻率或月資料頻率，必需性消費、醫療保健等防禦性產業之股債動態條件相關係數都容易有較大之變化。可能原因為防禦性產業之報酬與風險和公債較為接近，當股債動態條件相關係數負向變化時，投資人進行投資標的轉移，可能會尋求性質較為接近之標的；而當股債動

態條件相關係數正向變化時，性質類似之投資標的，也較容易受到投資人的同時買進或賣出，致使股債動態條件相關係數的變化較大。

特別的是金融產業之股債動態條件相關係數，在面對美元指數變動時，日資料頻率下的變化為所有產業中最小；但在月資料頻率下，其變動為所有產業中最大。顯示金融產業在不同資料頻率下，面對美元指數改變，其股債動態條件相關係數會有相當不同的變化。長期而言，美元指數變動所隱含的貨幣政策影響，可能致使持有大量公債的金融機構之股價表現，出現與公債大幅度的正向關聯。

面對黃金現貨價格之變動，在不同資料頻率以及不同產業下，股債動態條件相關係數普遍都是產生負向變化。而股價指數交易量的變動，只有日資料頻率下的股債動態條件相關係數較容易產生正向變化，月資料頻率下之股債動態條件相關係數變動則不盡一致，顯示面對股價指數交易量的提升，股市與債市之間的相關性只在短時間內容易有正向變化

表 5- 27 迴歸分析 VIF(日資料)(第一部分)

	$\rho_{SSPX,t}$	$\rho_{SSSTELSB,t}$	$\rho_{SS5CONDB,t}$	$\rho_{SS5CONSB,t}$	$\rho_{SSPNB,t}$
$\rho_{S_iB,t-1}$	1.0006	1.0008	1.0007	1.0010	1.0007
$R_{VIX,t}$	1.0798	1.0780	1.0784	1.0794	1.0778
$R_{MOVE,t}$	1.0838	1.0806	1.0833	1.0817	1.0845
$R_{DXY,t}$	1.1344	1.1330	1.1329	1.1329	1.1329
$R_{XAU,t}$	1.1325	1.1311	1.1312	1.1311	1.1310
$R_{TV_i,t}$	1.0095	1.0035	1.0073	1.0066	1.0077

表 5- 28 迴歸分析 VIF(日資料)(第二部分)

	$\rho_{SSPF,t}$	$\rho_{SS5HLTH,t}$	$\rho_{SS5INDU,t}$	$\rho_{SS5INFT,t}$
$\rho_{S_iB,t-1}$	1.0003	1.0006	1.0006	1.0006

表 5- 28 迴歸分析 VIF(日資料)(第二部分)(續)

$R_{VIX,t}$	1.0809	1.0778	1.0798	1.0796
$R_{MOVE,t}$	1.0829	1.0821	1.0825	1.0815
$R_{DXY,t}$	1.1331	1.1329	1.1345	1.1329
$R_{XAU,t}$	1.1315	1.1308	1.1323	1.1310
$R_{TV_i,t}$	1.0108	1.0050	1.0079	1.0067

表 5- 29 迴歸分析 VIF(月資料)(第一部分)

	$\rho_{SSPX B,t}$	$\rho_{SSSTELS B,t}$	$\rho_{SS5CONDB,t}$	$\rho_{SS5CONSB,t}$	$\rho_{SSPNB,t}$
$\rho_{S_i B,t-1}$	1.0120	1.0161	1.0074	1.0128	1.0023
$R_{VIX,t}$	1.2500	1.2599	1.2469	1.2609	1.2466
$R_{MOVE,t}$	1.2529	1.2432	1.2463	1.2454	1.2667
$R_{DXY,t}$	1.1967	1.1921	1.1969	1.1955	1.2143
$R_{XAU,t}$	1.1785	1.1865	1.1784	1.1754	1.1879
$R_{TV_i,t}$	1.0294	1.0219	1.0147	1.0326	1.0518

表 5- 30 迴歸分析 VIF(月資料)(第二部分)

	$\rho_{SSPF B,t}$	$\rho_{SS5HLTH B,t}$	$\rho_{SS5INDU B,t}$	$\rho_{SS5INFT B,t}$
$\rho_{S_i B,t-1}$	1.0137	1.0129	1.0106	1.0069
$R_{VIX,t}$	1.2466	1.2480	1.2499	1.2479
$R_{MOVE,t}$	1.2832	1.2484	1.2431	1.2448
$R_{DXY,t}$	1.2004	1.1931	1.1954	1.1915
$R_{XAU,t}$	1.1759	1.1851	1.1767	1.1749
$R_{TV_i,t}$	1.0540	1.0265	1.0127	1.0130

表 5-27 至 5-30 呈現迴歸分析各解釋變數之 VIF，可以發現在日資料頻率，

VIF 最大不超過 1.15，也就是解釋變數輔助迴歸判定係數最大不超過約 0.13，沒有共線性問題。而月資料方面，VIF 最大不超過 1.3，表示各解釋變數之輔助迴歸判定係數最大不超過約 0.23，也不存在共線性問題。





## 第陸章 結論與未來研究方向

### 第一節 結論

股票與債券為市場上最為普遍的金融資產，了解股債相關性可以增進資產配置效益、增加股債再平衡效率，活化避險策略。而美國又是全球發展最蓬勃的金融市場，因此本研究以美國十年期公債與 S & P 500 及 S & P 500 不同產業為標的，評估其股債動態條件相關係數。

研究過程為先透過檢定確認變數資料存在 ARCH 效果，再將變數資料進行對數差分，求算對數報酬率，並進一步以單根檢定確認變數資料為定態。本研究主要運用 DCC MV-GARCH 模型，先行透過單變量 GARCH 模型的估計，以求得標準化殘差，再進行動態條件相關係數的模型估計。實證顯示，股債動態條件相關係數在 2022 年聯準會快速升息下，有明顯的上升趨勢，且日資料較月資料存在更明顯的波動持續性與叢聚性。

本研究利用 DCC MV-GARCH 模型計算出之股債動態條件相關係數為應變數，並採用 OLS 迴歸分析評估 VIX、MOVE、美元指數、黃金現貨價格、產業股價指數交易量對股債動態條件相關係數之影響。實證結果顯示，面對 VIX 指數之變動，短時間內股債動態條件相關係數容易受到投資人情緒、再平衡、資金調配、風險控管等行為而產生正向變化；長時間下，股債動態條件相關係數則易因為投資人在安全性資產與風險性資產間的配置與移轉，而產生負向變化。面對 MOVE 指數、美元指數之變動，短時間內同樣容易因為投資人在安全性資產與風險性資產間的移轉行為，而使股債動態條件相關係數產生負向變化；然而長時間下，由於公債市場與美元指數深受總體經濟與貨幣政策影響，在總體經濟與貨幣政策因素驅使下，股市與債市相關性容易有正向變化。面對 VIX 指數、MOVE 指數、美元指數之變動，在不同資料頻率下，必需性消費、

醫療保健等防禦性產業之股債動態條件相關係數都容易產生較大變化，原因可能基於其產業的風險與報酬性質和公債較為接近，因此當股債動態條件相關係數出現正向或負向變化時，其變動幅度都較大。實證結果也發現，面對美元指數之變動，金融產業在不同資料頻率下，其股債動態條件相關係數有截然不同的變化幅度，其原因可能源自於貨幣政策對美元指數之影響，以及金融機構往往持有大量之公債。而面對股價指數交易量之變化，各產業之股債動態條件相關係數，只會在日資料頻率下產生一致的正向變化。

## 第二節 未來研究方向

除了捕捉不同產業的股債動態條件相關係數外，不同國家、市場的股債相關性同樣值得作為研究之方向，尤其先進市場間的資訊、市場波動傳遞非常快速，若能增進對新興市場與其他市場間的股債相關性了解，特別是在高頻率資料下的股債相關性，將會對資產配置與避險操作帶來極大效益。

美國芝加哥選擇權交易所(CBOE)，在近期推出 Cboe 1-Day Volatility Index(VIX1D)，用以衡量未來一天市場的波動度。而於 2022 年 3 月美國矽谷銀行倒閉時，推估之 VIX1D 預期將比 VIX 更能反映當時的市場恐慌氣氛，因此未來若能運用 VIX1D 作為變數，將更能有效捕捉短時間的市場波動與恐慌氣氛。

## 參考文獻

1. 李昀 (2021)。聯準會量化寬鬆政策對美國股債動態條件相關性之影響。國立政治大學財務管理研究所。
2. 張維救 (2002)。金融危機與風險外溢—DCC 模型之應用。國立中央大學財務金融研究所。
3. 陳旭昇 (2013)。時間序列分析--總體經濟與財務金融之應用。台灣：東華。
4. Baker, M. P., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The Journal of Finance*, 61(4), 1645–1680.
5. Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31 (3) (1986), pp. 307-327
6. Bollerslev, T. (1987). A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. *The Review of Economics and Statistics* 69:542–47.
7. Bollerslev, T., R. Engle, and J.M. Wooldridge. (1988). A Capital Asset Pricing Model with Time Varying Covariance. *Journal of Political Economy*, 96, 116-131.
8. Cao, N., Galvani, V., & Gubellini, S. (2017). Firm-specific stock and bond predictability: New evidence from Canada. *International Review of Economics & Finance*, 51, 174–192.
9. Christie, A. A. (1982), The stochastic behavior of common stock variances: Value Leverage and interest rate effects. *Journal of Financial Economics*, 10, 407-432.
10. Engle, R. F. (1982) Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica* 50, 987–1007.
11. Engle, R. F. (2002) Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of

Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20, 339-350.

12. Gokmenoglu, K. K., and Hadood, A. A. A. (2020). Impact of US unconventional monetary policy on dynamic stock-bond correlations: portfolio rebalancing and signalling channel effects. *Finance Research Letters*, forthcoming.
13. Gomes, P., & Taamouti, A. (2016). In search of the determinants of European asset market comovements. *International Review of Economics & Finance*, 44, 103–117.
14. Hassani, H., & Yeganegi, M. R. (2020). Selecting optimal lag order in Ljung-Box test. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 541, Article 123700.
15. L. Fang, H. Yu, Y. Huang. (2018) The role of investor sentiment in the long-term correlation between U.S. stock and bond markets. *International Review of Economics and Finance*, 58, pp. 127-139
16. Kalotychou, E., Staikouras, S. K., & Zhao, G. (2014). The role of correlation dynamics in sector allocation. *Journal of Banking and Finance*, 48, 1–12.
17. M.H. Kim, L. Sun. (2017). Dynamic conditional correlations between Chinese sector returns and the S&P 500 index: An interpretation based on investment shocks. *International Review of Economics & Finance*, 48, pp. 309-325.
18. Kozak, S. (2022). Dynamics of stock and bond returns. *Journal of Monetary Economics*, 126, 188– 209.
19. Ljung, G. , Box, G. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika* 65, 297-303.
20. Lin, Kaitao. , Gurrola-Perez, Pedro. , Speth, Bill. (2022). Circuit Breakers and Market Quality. *WFE Research Working Paper no. 3*
21. Markowitz, Harry M. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, pp. 77-91.
22. Nelson, C.R. , Plosser, C.I. (1982) Trends and random walks in macroeconomic time series: some evidence and implications. *J. Monetary Econ.*, 10 (2), pp. 139-

23. Nelson, D.B. (1989), Modeling stock market volatility changes. *Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section*, 93-98.
24. Nelson D.B. (1990). ARCH models as diffusion approximations. *Journal of Econometrics*, 45 (1), pp. 7-38.
25. Papanikolaou, D. (2011). Investment shocks and asset prices. *Journal of Political Economy*, 119, 639–685.
26. Phylaktis, K., & Xia, L. (2009). Equity market comovement and contagion: A sectoral perspective. *Financial Management*, 38(2), 381–409.
27. R.S.Tsay. (2010) *Analysis of Financial Time Series*, John Wiley & Sons, New York.
28. Rattray, S. , N. Granger, C. R. Harvey, and O. Van Hemert (2020). Strategic rebalancing. *Journal of Portfolio Management*, forthcoming.
29. R.H.Shumway,D.S.Stoffer (2011). *Time Series Analysis and Its Applications with R Examples*,Springer. NewYork.
30. R.J.Hyndman,G.Athanasopoulos (2018). *Forecasting : Principles and Practice*. Otext.
31. Tobin, J. (1958). Liquidity Preference as Behavior Towards Risk. *Review of Economic Studies*, 25, 65-86. [1960]