

由新聞報導之文字資訊建立 預測金融市場指標

受委託單位：國立政治大學

研究主持人：徐士勳 教授（經濟學系）

財團法人台北外匯市場發展基金會 委託研究

中華民國 112 年 5 月

目錄

1. 緒論.....	1
1.1 前言.....	1
1.2 研究流程.....	4
1.3 預期成果.....	6
2. 文獻回顧.....	8
3、指標建構與資料說明	14
3.1 指標建構方式說明.....	14
3.2 指標基本性質說明.....	21
3.3 資料說明.....	25
4、計量模型與分析架構	28
4.1 相關係數與線性迴歸模型	28
4.2 時間序列模型：自我迴歸模型	31
4.3 葛蘭傑因果關係檢定.....	34
4.4 自我迴歸分配延遲模型	35
4.4 動態 Probit 模型.....	36
5. 與景氣動向之關係	38
5.1 與景氣領先指標與同時指標之簡單相關分析	38
5.2 葛蘭傑因果關係檢定.....	42

5.3 全樣本預測金融重大事件或景氣衰退機率狀況	45
6. 應用於預測金融變數之探討	50
6.1 預測設計說明.....	50
6.2 台灣股價指數預測績效評估	52
6.3 新台幣兌美元匯率.....	60
6.4 以 AR 模型為基準模型之預測績效評析結果.....	67
7. 結論.....	70
附錄 1 本研究所建置關鍵字	76
附錄 2 與本研究有關之文獻彙整表	82
參考文獻.....	96

1. 緒論

1.1 前言

隨演算法與機器學習方法的快速進展，學術界與各國政單位近年來亦開始大量運用「文字探勘 (text mining)」技術，分析文字資訊中所蘊含的訊息以作為決策的輔助參考。例如，Baker et al. (2016) 與黃裕烈等 (2021) 透過新聞報導中同時涵蓋經濟、政策與不確定性之三大類別的關鍵文字，建構衡量經濟政策不確定性的量化指標 (economic policy uncertainty, EPU)，並分析此指標對於實體經濟與金融市場波動的關連性；Hansen et al. (2018) 與 Huang and Kuan (2021) 等則量化美國聯邦儲備系統(Federal Reserve System)中各文件所傳達的訊息以協助研究者分析這些文件公開釋出後對經濟活動的後續影響。大致而言，根據所感興趣的議題，「文字探勘」係透過事先設定的相關程式、語法與判別技術，自動化地將所輸入的大量高維度文字資訊轉換成數據資料。之後，就可結合此量化後的數據與常用的變數資料，進行後續的計量模型建構與分析。

關於應用我國的新聞媒體中的文字訊息於經濟分析上，徐之強等 (2019) 的研究報告即運用「文字探勘」技術抽取中文媒體文字的關鍵資訊，並結合不同頻率的經濟統計數據，建構混合頻率的動態因子模型以提升即時預測我國的 GDP 的預測績效；他們的研究成果發現若

僅利用媒體文字資料，預測表現不一定優於簡單的一階自我迴歸時間序列模型(Autoregressive model)。但若預測模型中再納入 GDP 成長率落後項以及相關的大量經濟數據訊息，則確實可提升預測表現。由此可見，若能適當應用我國新聞媒體中文字的關鍵資訊，則對於研究者或政府單位分析預測經濟變化確實有額外的助益。

然而，值得強調的是，由於徐之強等(2019)報告中的研究標的為代表實體經濟變動的 GDP，因此他們的研究成果並無法直接擴充應用於相對高頻的金融市場變動的預測分析上。主要的幾個關鍵面向如下：首先，徐之強等(2019)的研究先驗上排除了任何與金融市場相關的文字訊息，而僅聚焦於實體經濟活動(如景氣動向、民間投資與經濟成長等)相關的關鍵詞與對應情緒指標之建構。雖然反映實體經濟活動的情緒指標也能對金融市場波動提供若干參考訊息，但可以想見此類情緒指標必不足以直接反應甚至預測金融市場相對即時與相對高頻的變化態勢。再者，徐之強等(2019)的研究所採用的混合頻率的動態因子模型係針對相對低頻率的 GDP 而設計，若要預測分析更高頻的金融市場變化態勢，則必須重新建構合適的計量模型。最後，由於徐之強等(2019)研究的分析期間僅止於 2018 年底，但 2020 年初的 COVID-19 與 2022 年初的俄烏戰事兩大衝擊事件及後續的發展至今

仍不斷地影響實體經濟與金融市場，因此這段期間的新聞媒體的文字資訊是否也能有相對即時且優異的預測能力，確實也值得進一步探討。

據此，針對我國股票或外匯等金融市場的變化態勢，我們除了探究與討論學術文獻上相對具可執行性的「文字探勘」技術的前沿研究與發展外，此計畫首先將以研究團隊在經濟與金融相關的專業領域知識，輔以參考央行的近期新聞稿，建構可反應景氣變化與金融市場波動的關鍵詞庫。之後，我們再針對國內幾個主要電子新聞媒體(如「工商時報」、「經濟日報」、「聯合報」、「中國時報」、「自由時報」與「蘋果日報」等)，撰寫網路程式將網路上可取得每日新聞中符合關鍵詞庫中的相關詞彙直接轉化為量化數據，建立對應的金融市場相關情緒指標。最後，此計畫將建構合適的計量分析模型，並詳細探討所建構的情緒指標對股票與外匯等金融市場短近期的未來走勢是否具預測能力。就我們所知，目前我國仍尚未有相對正式的學術研究，分析國內中文新聞中的經濟與金融相關訊息對我國金融市場變化態勢的預測能力。因此，我們期望此計畫的研究成果除了能對我國政府或央行在監測主要金融市場變化時有額外助益外，也能在我國的相關學術研究上有所貢獻。

本研究內容安排如下：第 2 節說明「文字探勘」與經濟金融應用的相關文獻回顧；第 3 節「文字探勘」技術、資料處理，以及其所

建構指標之基本特性；第 4 節為計量模型與分析方法之介紹；第 5 節為景氣指標與景氣動態之關係，不同計量模型的估計結果，第 6 節是台灣加權股價指數與新台幣兌美元匯率的樣本外預測表現評估；最後一節為本計畫之結論。

1.2 研究流程

本研究的研究流程如下圖所示。在研究初期會以文獻與資料蒐集為主，從國內外文獻探討瞭解目前研究缺口與資料特性。第二階段為蒐集新聞相關資料與蒐集相關詞彙及關鍵字，進行資料的清理、斷詞資料，並建構具有金融與總體特性的指標。第三階段為檢視所建構之「金融與總體指標」的特性，包含基本統計量，與景氣循環指標之關係。最後，我們將建構「動態 Probit 模型」解析兩個指標在樣本內捕捉重大事件或是景氣衰退的機率。最後一階段，則是對台灣加權股價指數與新台幣兌美元匯率兩個變數進行樣本外預測，分析國內中文新聞中的經濟與金融相關訊息是否對我國金融市場變化態勢的預測績效提升有所助益。圖 1-1 是本計畫研究架構圖。

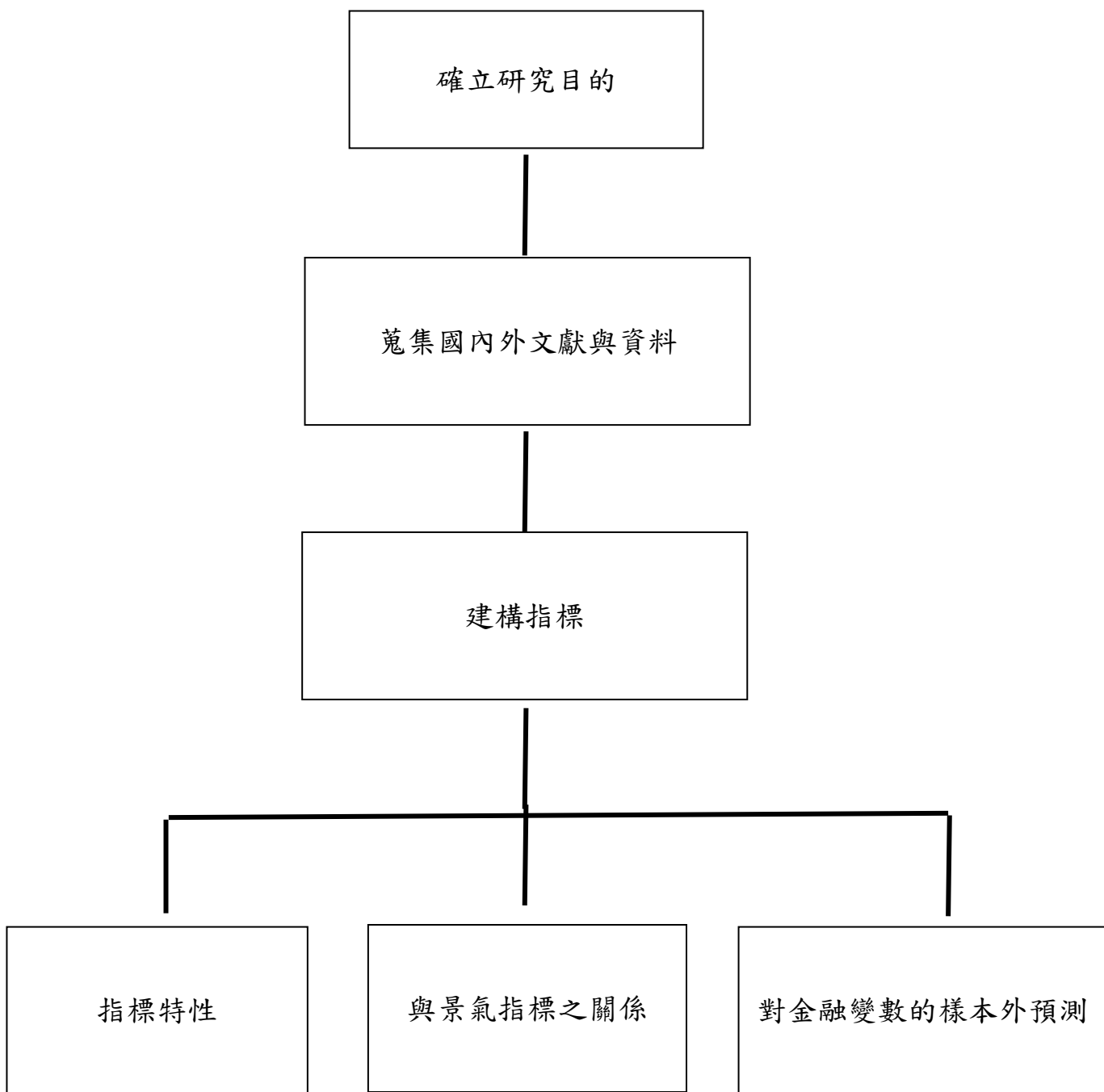


圖 1-1 研究架構

1.3 預期成果

藉由此研究的規劃，除了驗證新聞媒體中的文字資訊是否具有協助研判金融市場變化態勢的預測能力，並協助央行或其他政府部門監測金融市場變動。因此，我們透過此計畫，根據專業領域知識而建構的經濟與金融詞語庫將具有一定的獨特性與代表性。此外，根據我國網路新聞主流媒體所建構之我國專屬的景氣與金融情緒指標，也可進一步被應用在其他場域分析中，如協助即時預測國內的經濟成長率(此研究大幅擴充了徐之強等(2019)的情緒指標建構範疇)或協助國家發展委員會判斷當下的景氣狀態等。最後，由於我們將在此計畫中詳細說明與討論「文字探勘」技術及情緒指標的建構，相信這些整理與經驗能大幅降低後繼學術應用研究的進入門檻，而能讓更多的研究者能相對容易運用「文字探勘」技術於其他的領域中。透過本計畫的研究架構，我們將達成以下成果：

1. 參考的學術上關於「文字探勘」的相關發展，並選用相對合適與具可執行性的技術。
2. 建構專屬我國的中文網路主流新聞媒體對應的總體景氣與金融情緒指標。

3. 探討所建構之總體景氣或金融情緒指標對我國股市與外匯等
金融市場變化態勢的預測能力。

2. 文獻回顧

如大家所熟知，傳統的經濟與金融相關議題之實證分析多以數據型結構資料進行研究，且多數的演算法亦是以此資料型態演變與進化。然而，隨著網路科技的持續進步與創新，資料儲存及讀取的技術持續提升也使得文字、圖像的重要性日漸被研究者重視，因此，文字探勘 (text mining) 近年來在學術文獻的重要性與日俱增，甚至也引領出理論與實證研究上的新領域。

文字探勘技術流行，最主要的原因是大數據 (big data) 的興起。所謂的大數據包含 4 個「V」，分別為龐大資料量 (volume)、資料多樣化 (variety)、資料即時性 (velocity) 與資料真實性 (veracity)。其中，龐大的資料量是大數據的基本內涵；資料多樣化是說明，數據不再僅是數字等的結構性 (structured) 資料 (係指有固定欄位、固定格式與固定順序等資料型態可稱之)，亦包含圖片、文字等非結構性 (unstructured) 資料¹。資料即時性係指資料產生、經過處理至應用端的速度都快速地提升；最後，資料真實性則標明，所收集到的資訊必需具備真實性，否則對錯誤的資料進行分析，其結果將不具參考價值。

經由上述 4 個「V」的大數據特性，不難發現文字探勘至少包含

¹ 除了結構與非結構性資料外，尚有一個分類稱為半結構化 (semi-structured) 資料，係指具有欄位，但格式不統一。

龐大資料量與資料多樣化兩個特點。因為文字資料隨手可得，不論是網路留言、新聞報導、官方新聞稿、公司財務報表等資料量相當的龐大，而且文字資料屬於非結構性資料，與傳統由政府統計資料（又可稱為剛性數據, hard data）或是以受訪者（如廠商、消費者等）依據其經驗與觀察回答問卷的質性資料（或稱為軟性資料, soft data）並不一樣。據此，諸多文獻研究已經嘗試從文字資訊中所蘊含的訊息，以作為決策的輔助參考之用。

文字探勘分析在金融、經濟的應用議題相當廣泛，本節將著重於整理介紹與本研究較為有關的部分，包含指標的建構、經濟金融變數的預測、金融相關議題與中央銀行有關的應用等 4 個主題，藉以讓讀者可更了解本研究的內容與現有文獻異同之處。第一個主題是關於指標建構，有萃取新聞資料的重要資訊建構景氣同時指標，如 Thorsrud (2020) 利用每日的商業新聞與 GDP 的季增率建構日頻率的景氣指標，並發現在樣本外即時預報實驗中 (out-of-sample nowcasting experiments)，該模型與預測組合系統及專家判斷相比，具有相當競爭力，並對未來 GDP 修正具有預測能力。Aromi (2020) 分析近 90 年的華爾街日報 (Wall Street Journal) 利用詞向量表示法 (word vector representations)，建構一個涵蓋非結構新聞訊息的指標 (indicators)，其研究結果發現，新聞訊息的指標包含未來經濟活動相關的重要資訊。

此外，也有研究透過關鍵字搜尋方式建構同時涵蓋經濟(economic terms)、政策(policy terms)與不確定性(uncertainty terms)等類別的指標，如 Barker et al. (2016) 運用 10 大美國新聞報系，建構出包含上述三個議題的經濟政策不確定性指標(economic policy uncertainty, EPU)。自始之後，更多相似的指標接踵而出，如地緣政治風險指數 (GPR, Caldara and Iacoviello, 2022)、貨幣政策不確定性指標 (MPU, 2020)、Twitter 經濟不確定性 (Backer et al., 2021)等。

在預測應用面向，Barbaglia et al. (2022) 透過 6 家美國大型報紙，超過 660 萬篇文章和 42 億個單詞進行多層面情緒分析，探討新聞中有關經濟波動的情緒字眼，是否能明顯提升景氣波動及總體經濟變數的預測；該文實證結果發現若將情緒與總體經濟因素一併納入模型中時，預測績效將呈現顯著改善。Kalamara et al. (2022) 則使用從報紙文本中提取及時經濟訊號的方法，驗證此類訊息可以顯著改善對總體經濟變量 (包括 GDP、通貨膨脹和失業率) 的預測。Antweiler and Frank (2004) 蒐集 Yahoo! Finance 和 Raging Bull 上有關道瓊工業平均指數和道瓊互聯網指數的 45 家公司超過 150 萬條留言，並探討這些留言對市場的可能影響力，其實證結果發現上述資訊確實有助於預測市場波動。此外，除了針對股票市場相關的預測外，文獻上亦有針對房價通膨指數的討論(如 Kirkeby et al., 2021)與通膨率預測(如

Angelico, et al., 2021)等研究。

第三個議題則是側重與金融相關的探討，其中，Loughran and McDonald 一系列的文章佔有重要地位，不論是詞庫建置或是情緒的定義，其相對完整的整理都為後續的研究者奠定基礎。Loughran, and McDonald (2011) 開發了替代的否定詞列表，可以更好地反映金融文本中的語調，並可將詞語出現的頻率進行加權處理，以削弱高頻詞的影響程度，進而有效減少單詞錯誤的分類。Loughran, and McDonald (2014) 的研究更發現，每年美國上市的公司要交付給美國證券交易委員會 (U.S. Securities and Exchange commission, 簡稱 SEC) 的 10-K 文件的大小為重要的代理變數，可用來衡量文件的可讀性，亦可作為財務披露可讀性的衡量標準；在適度控制其他變量後，他們透過迴歸分析發現較大的 10-K 文件大小具有顯著較高的異常收益波動率。Jegadeesh an Wu (2013) 同樣以 10-K 文件為研究標的，並提出一種文字內容分析方法以量化文字檔案中的語氣，並給予詞彙適當權重後，最後再給予對應衡量分數。實證發現，10-Ks 語氣的衡量與市場對負面和正面詞語的反應之間存在顯著關係。Tetlock et al. (2008) 討論是否可以簡單的語言衡量方法來預測個別公司的會計收益和股票收益。Larsen and Thorsrud (2022) 則將挪威每日商業報紙中的文本數據分類成不同的新聞主題，並分析它們對資產價格的預測和可能的因果關係。

另一方面，Gaudio et al. (2020) 透過使用文本內容分析 Loughran 和 McDonald 建構之特定上下文文本詞典，發現以收集負面語氣的訊息將有助於解釋銀行破產風險，此結果顯示當下負面語氣可能與未來幾年更大規模的財務困境具一定關連。

最後，我們特別整理文字探勘研究中與中央銀行相關的應用面向。由於各國中央銀行的決策或是官員所發表的談話，都可能會影響到當下金融市場波動或是對市場未來展望的改變，因此也有許多學者陸續投入相關的研究與討論。舉例而言，Petropoulos and Siakoulis (2021) 嘗試使用自然語言處理及機器學習的技術，過濾出官員談話中所透露的訊號，並試圖轉譯為解讀未來金融市場脈動的情緒指標。類似地，透過蒐集過去歷史談話所預先定義的詞彙，訓練極限梯度提升模型 (XGBoost) 產生對應情緒指標，Stekler and Symington (2016) 以 FOMC 的會議紀要作為個案分析 (檢視各期談話，將所提到的關鍵字給予對應的分數，並對於事件進行計算)，藉以觀察預測過程及決定質化資料中關於預測所需的重要資訊。Jegadeesh an Wu (2015) 則透過自動化演算法 Latent Dirichlet Allocation (LDA) 將 FOMC 會議紀要分類為不同的經濟主題，並同時提取每個主題的語氣和不確定性層級，量化 Fed 發布的經濟和政策內容的語調，並對比市場的反應來客觀評估每個主題相對的訊息含量。ter Ellen et al. (2021) 係以挪威央行為研

究對象，透過分析挪威央行的官方對外文件與新聞媒體報導之內容差距，建構貨幣政策意料外指標。Lüdering and Tillmann (2020) 剖析 twitter 上對於貨幣政策的論戰及追蹤這些特定的議題對於美國資產價格的影響；研究聚焦在 2013 年美國聯準會 (FED) 帶來的削減恐慌 (taper tantrum) 事件上，該年對於 FED 未來政策的預期有很大的修正與不確定性。Eskici and Koçak (2018) 使用土耳其央行的月頻率物價發展報告，分析文本並探討其中的主題與詞彙，並評估月頻物價內年度的 CPI 指數的統計結果是否具一致性；該研究得到此物價報告在衡量核心通膨的資料變動方面有一定的參考價值。

透過上述文獻的討論，我們可以知道文字探勘的對象包羅萬象，如官方文件、新聞報告、社交平台等，都是我們可以進行討論與分析的來源，並且隨著技術與電腦設備的改善，亦會有不同的分析方法與演算法；我們在附表中羅列整理更多相關的文獻，供有興趣的讀者可以進一步參閱。

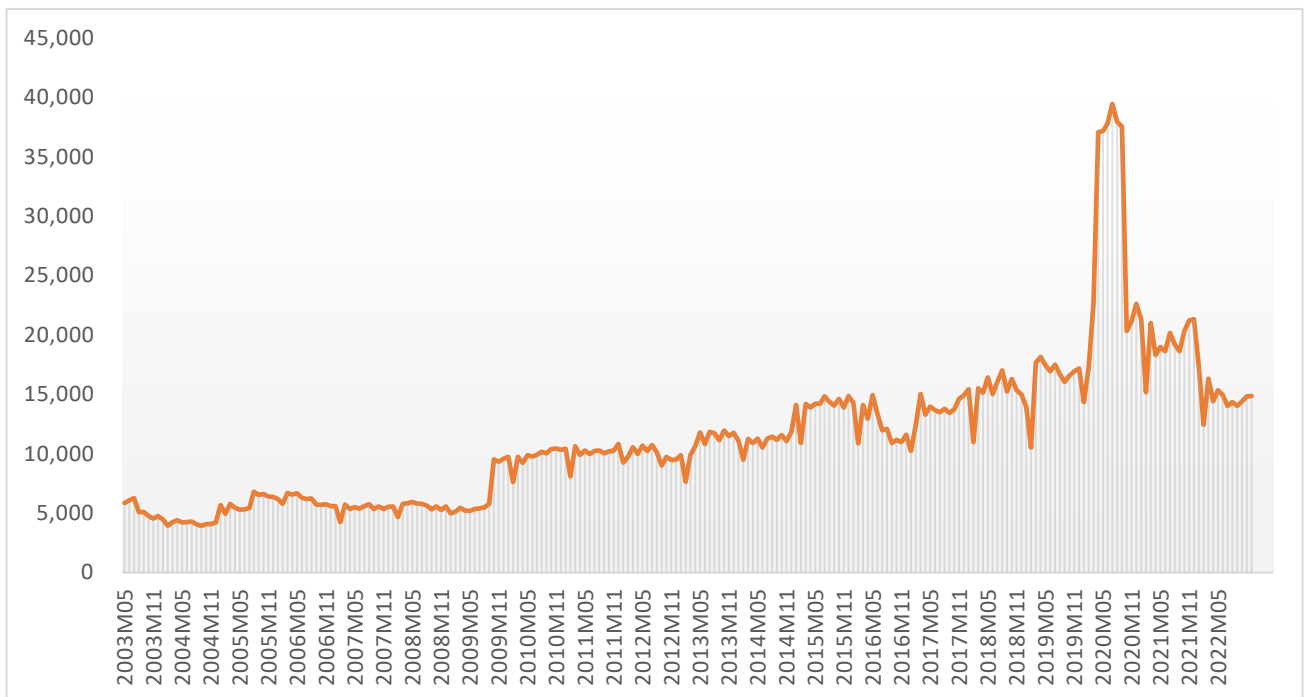
3、指標建構與資料說明

3.1 指標建構方式說明

本研究利用 2003 年 5 月 1 日起至 2022 年 12 月 31 日止的 6 大新聞報紙資料的網路新聞，包含中國時報、工商時報、自由時報、蘋果日報、聯合報與經濟日報，並事先排除與經濟不相關的新聞分類（如娛樂新聞、社會新聞等，詳細的內容請見表 3-1），總篇數高達 2,683,665 則，平均每月篇數逾 11,371 篇，對應的時間趨勢圖如圖 3-1 所示。值得一提的是，圖 3-1 中一部分時間趨勢的變化，來自於在不同時點陸續增加可取得的不同報紙新聞，如 2009 年 9 月起，新增中國時報與工商時報，2014 年 12 月起，再增加聯合報系之聯合報與經濟日報；除此之外，在 COVID-19 疫情爆發的初期，即 2020 年 3 月至 12 月，相關新聞分類的文章突然暴增，但在 2021 年之後就逐漸回歸常態。

表 3-1 各大網路報紙相關資訊與內容

報紙名稱	起始日期	新聞分類
蘋果日報	2003/5/1	頭條要聞、財經新聞、finance、綜合報導、property
自由時報	2005/1/1	focus、business、財經、焦點
中國時報	2009/9/28	焦點要聞、財經焦點、時論廣場
工商時報	2009/9/28	財經要聞、企業經營、投資理財、金融·稅務、產業·科技、證券·權證
聯合報	2014/12/17	產經、股市、要聞、房市、證券、金融
經濟日報	2014/12/23	產經、股市、要聞、房市、證券、金融



註：本研究自行整理

圖 3-1 每月新聞篇數走勢

在擷取我們所需的網路資訊後，本研究參考徐之強(2019)以及黃裕烈(2022)相關研究之作法，對相關新聞資訊進一步進行語意分析。作法簡易說明如下：首先，我們將一篇財金或經濟新聞分成數個段落(paragraph)，並以段落為主要對象進行後續語意分析。例如，針對某一主題，我們利用文字探勘技術(如 N-grams) 與 R 電腦程式的 Jieba 套件，將新聞內容斷詞，並移除停用詞 (如英文、標點符號與數字等) 與刪除無意義詞彙。

其次，我們再將整理後的段落，找出段落中所包含語意的關鍵文字，再將其區分為正面、負面或中性情緒的段落。若某一主題新聞多數段落都是正面內容，則該篇新聞最後將被計為對金融或經濟情勢的正面報導；反之，若大部分段落都是負面內容，則將其判別為負面報導。針對每天的每篇文章都以此方式處理判別後，我們就可以計算每天的相對應情緒指標。我們定義第 t 天第 i 個主題的正/負面新聞篇數差距 (PN_{it}) 為

$$PN_{it} = \text{正面篇數} - \text{負面篇數},$$

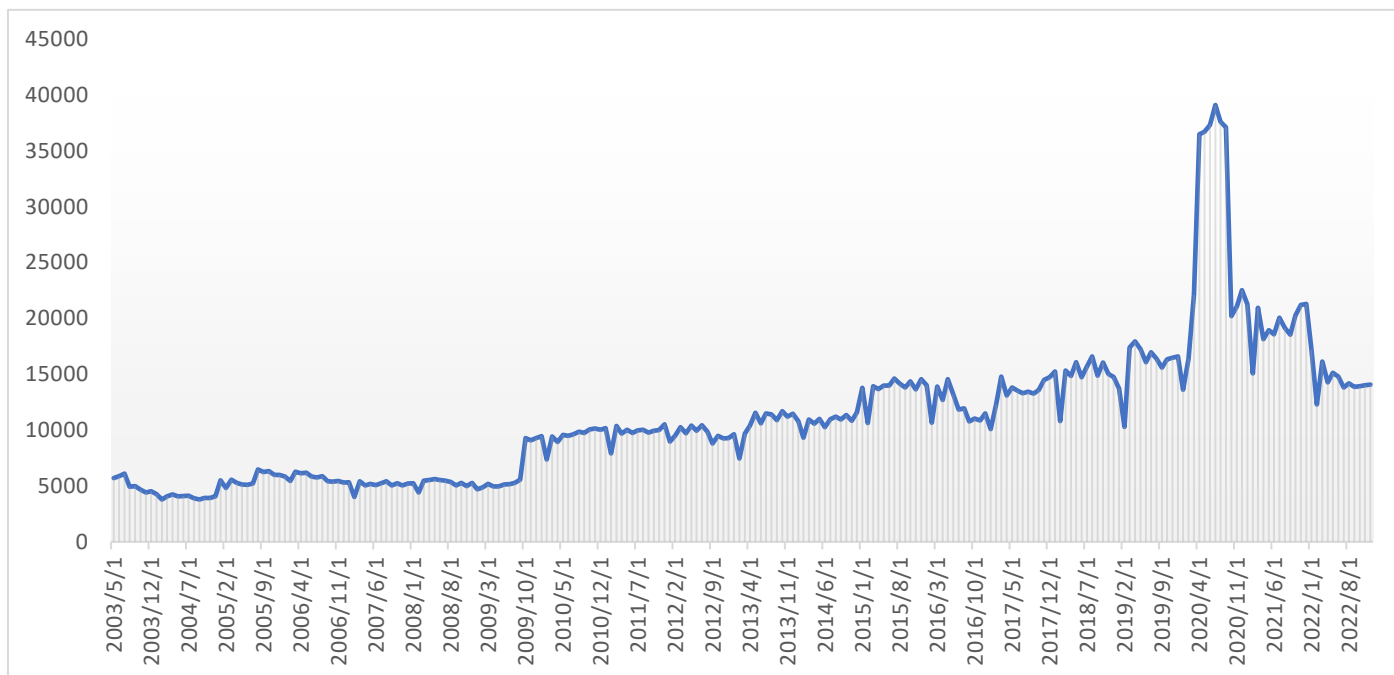
其中 i 為金融與總體；此為本研究後續金融(經濟指標)的建構基石。我們將以金融關鍵詞與總體經濟關鍵詞的 PN 總篇數與平均數值的時間趨勢圖分別繪於圖 3-2 與 3-3。比較圖 3-2 與 3-3，我們可以發現由

兩種不同關鍵字所挑選的總篇數差距有限，平均僅差 25 篇。但是，兩者間 PN 平均值則差距則達 113，表示兩個關鍵字所計算的結果幾乎不相同，也蘊含了不同時點新聞關注的相異議題，因此在後續的分析中有將其分開的必要性。

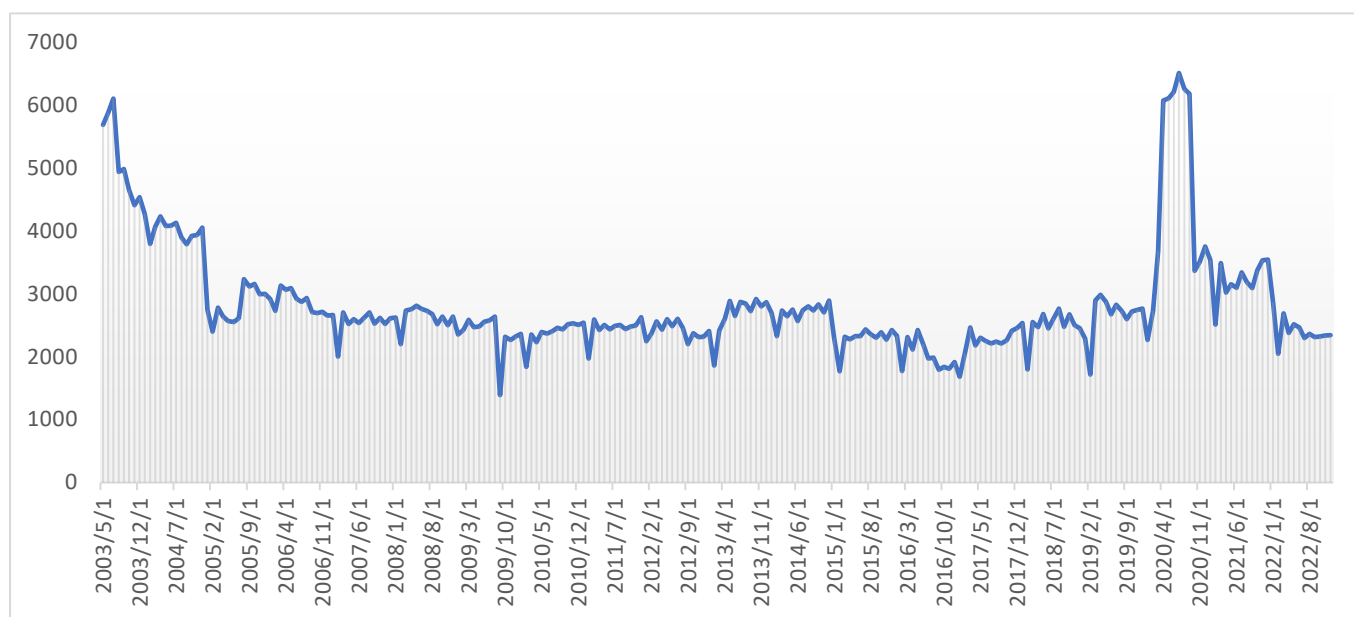
值得一提的是，根據過往的研究經驗，由於每天的新聞篇數變化仍大，因此若直接使用 PN 於實證分析則可能偏誤了後續推論。因此，本研究將改用正反面篇數的比例差距(Tone)，做為金融與總體情勢的指標，

$$\text{Tone}_{i,t} = \frac{\text{正面篇數}_{i,t} - \text{負面篇數}_{i,t}}{\text{正面篇數}_{i,t} + \text{負面篇數}_{i,t}} = \frac{PN_{i,t}}{\text{正面篇數}_{i,t} + \text{負面篇數}_{i,t}}.$$

因此，若 Tone 大於 0，表示第 i 個主題持相對正面態度；反之，若小於 0，則表示對第 i 個主題持相對負面態度。我們將計算每日的 Tone 值後，再將其加總平均轉換成月頻資料(結果繪於圖 3-4 與圖 3-5)，供此計畫後續實證分析所用。



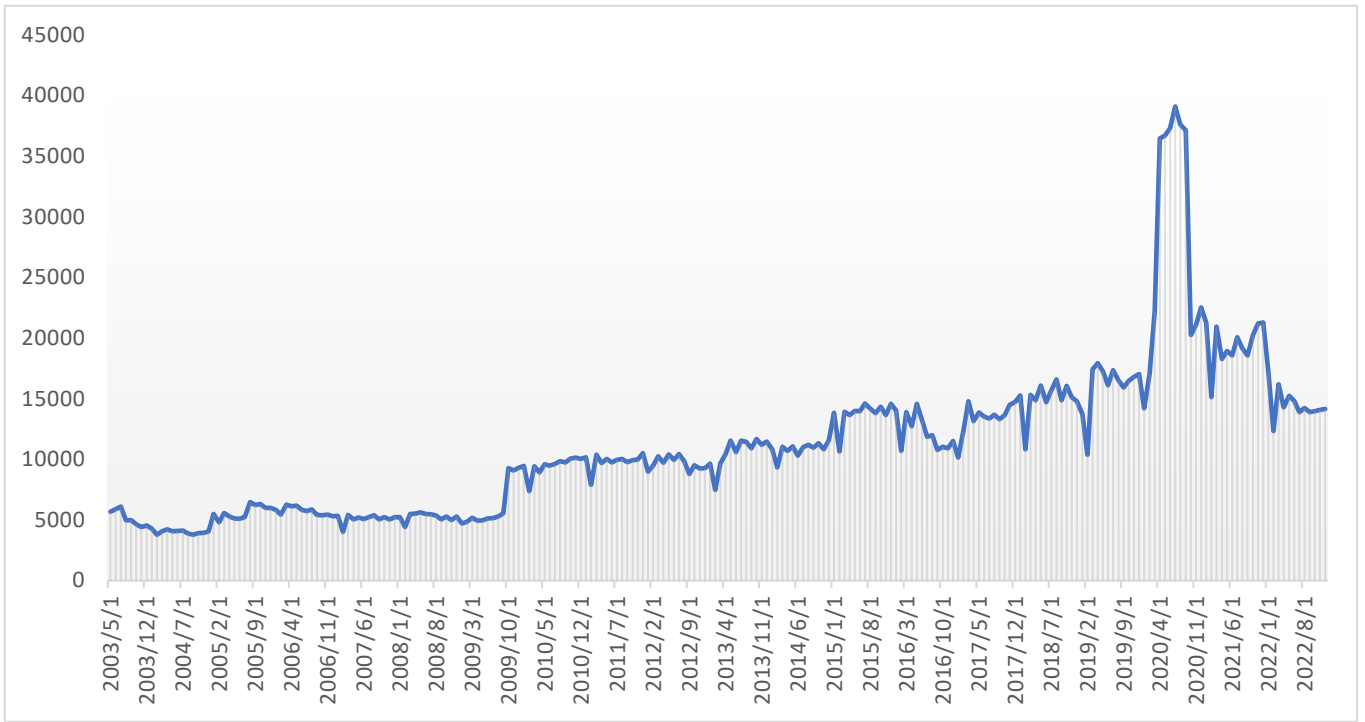
(A) 總篇數



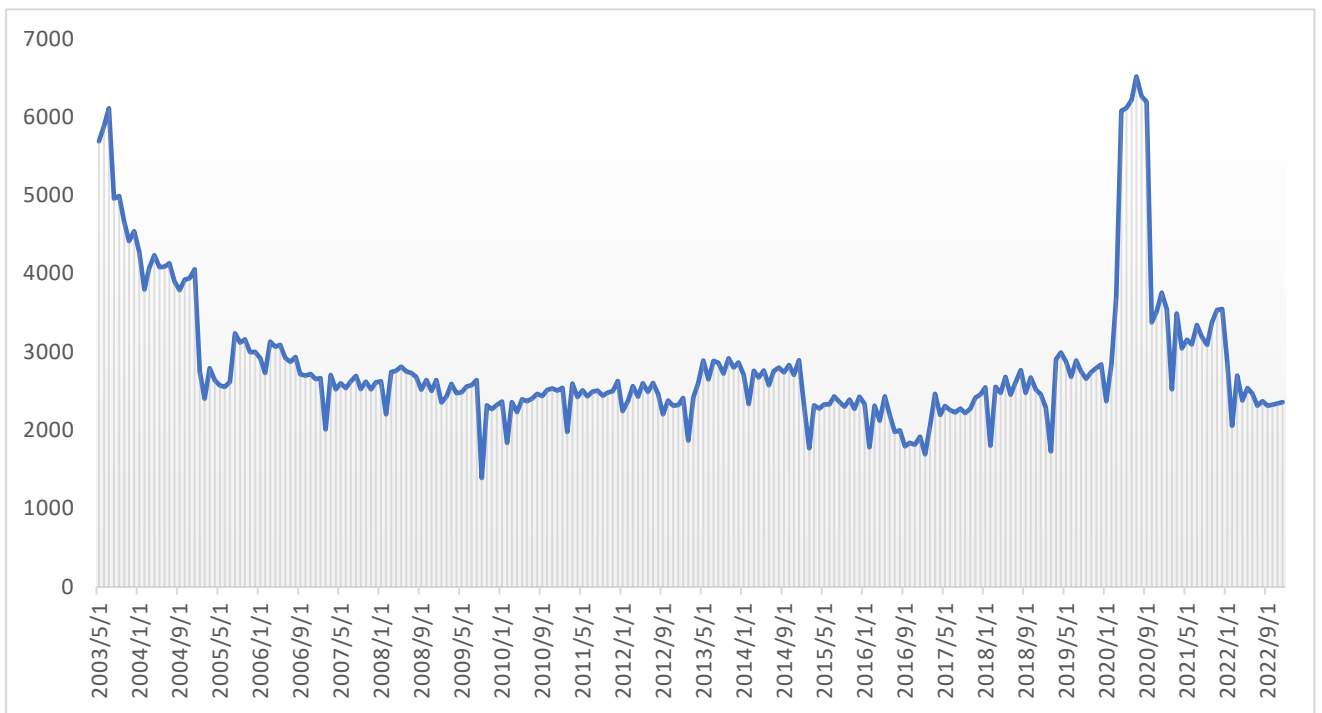
(B) 平均數值

註：本研究自行整理

圖 3-2 金融關鍵字之 PN 總篇數與平均數值



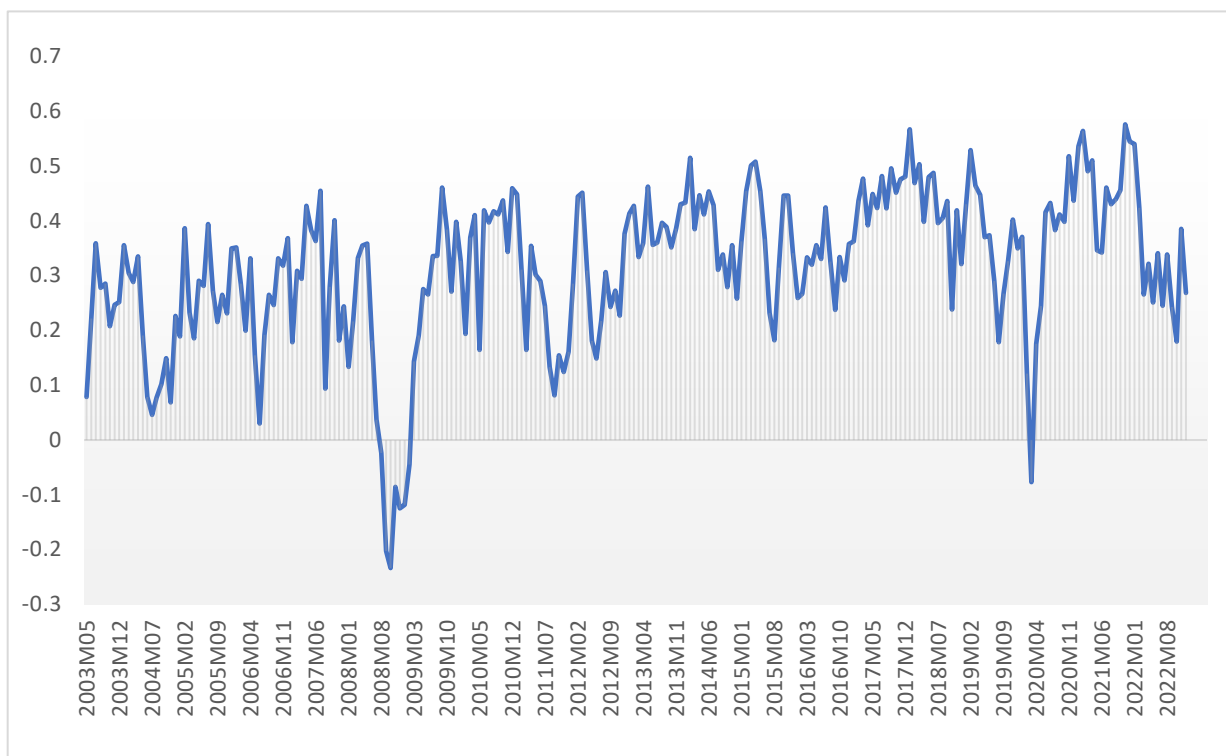
(A) 總篇數



(B) 平均數值

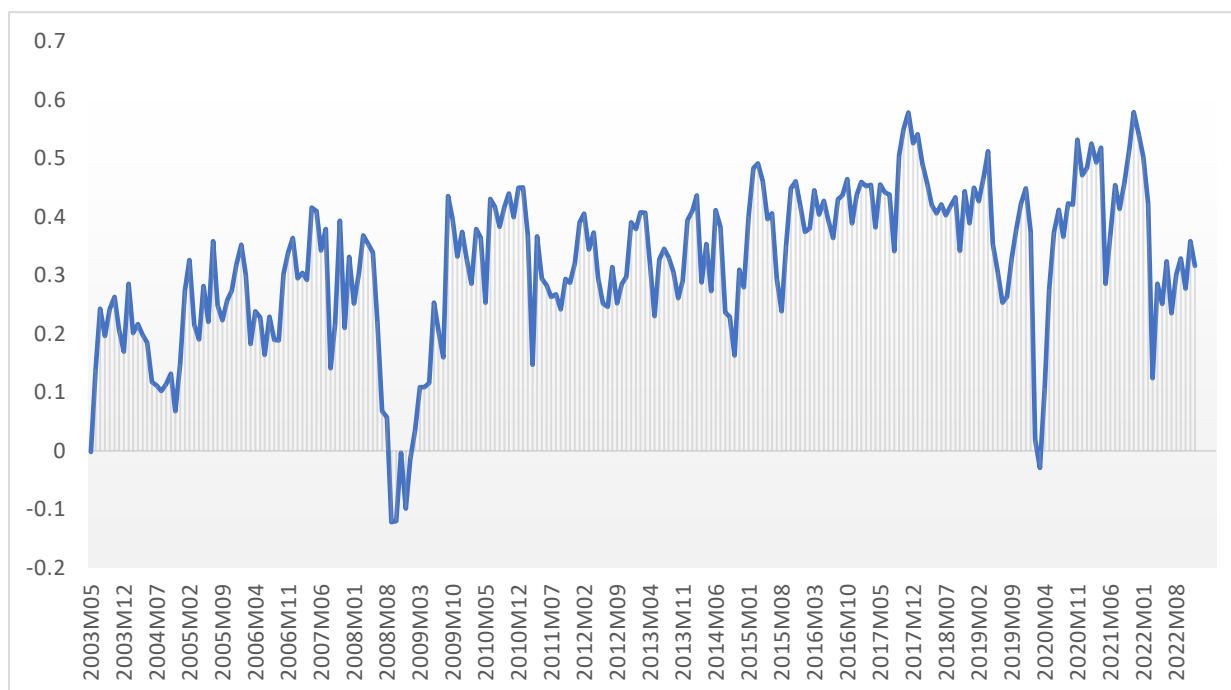
註：本研究自行整理

圖 3-3 總體關鍵字之 PN 總篇數與平均數值



註：本研究自行整理

圖 3-4 金融關鍵字之 Tone 平均數值



註：本研究自行整理

圖 3-5 總體關鍵字之 Tone 平均數值

3.2 指標基本性質說明

經由上述小節的說明，我們已經可以瞭解如何運用文字探勘的技術，解析新聞媒體的相關報導並建構成對應的文字指標；這些文字指標就是計畫後續量化分析的基石。本小節將進一步分析此文字指標的基本統計特性、與重要景氣指標的關係，以及和景氣循環之關係，並藉以驗證說明本研究所建構的指標確實蘊含可提升股價與匯率預測績效的重要資訊。

基本統計特性方面詳如表 3-2 所示。首先，在本研究的研究期間內，兩個指標共有 236 個（月頻率）樣本數。我們進一步觀察，兩個指標的平均數與大於零，表示樣本期間，不論是金融或總體經濟新聞報導，正面的比例皆多於負面報導的比例²。兩個指標的最小值均出現在全球金融海嘯時間，分別是財金指標的 2008 年 10 月，總體指標則是發生於 2008 年 9 月。然而，偏態係數均為負且峰度值均大於 3，顯示指標為負偏態與高峽峰 (leptokurtic) 分配。Jarque-Bera 統計量亦顯示指標均拒絕常態分配的虛無假設。另一方面，本研究亦進一步利用自我迴歸 (autoregressive model, AR) 模型了解兩個指標波動持續性；該表中 AR(1) 估計係數分別為 0.74 與 0.78，而其調整回均衡的

² 這樣的結果呈現了國內媒體在正負面新聞報導配置與篇幅上的總和差異，其可能部分反映了過往的景氣循環中擴張期多遠長於衰退期或是股市中牛市也長於熊市的現象。

半衰期 (half-life)則分別為 2.30 與 2.79 個月，顯示指標的波動其實相對頻繁。

表 3-2 金融與總體指標之基本統計量

	金融指標	總體指標
平均數	0.32	0.32
中位數	0.34	0.34
最大值	0.58	0.58
最小值	-0.23	-0.12
標準差	0.14	0.13
偏態	-1.03	-0.78
峰態	4.62	3.75
JARQUE-BERA	67.93	29.59
PROBABILITY	0.00	0.00
AR(1)係數	0.74	0.78
半衰期	2.30	2.79
樣本數	236	236

註：本研究自行整理

我們也利用指標的平均數與標準差的重要數值，計算出指標指數超過 -1.65 倍的標準差的時期，並將結果繪於圖 3-6 與圖3-7。由兩圖中，我們不難發現，指標值高於 1.65 倍的期間均有重要經濟金融事件的發生，如 2003 年 5 月，適逢台灣發生嚴重急性呼吸道症候群（SARS）的疫情，因此造成指標負面情緒相對較強烈；2004年期間則可能與中國大陸擴大實施緊縮的宏觀調控措施、美國聯準會結束低利率貨幣政策而開始升息、國際油價攀升等國際因素較為相關；2006年為國內雙卡風暴期間；2008 年 7 月至 2009 年 2 月，主因則可能為美國房地產泡沫持續擴大，造成全球金融海嘯所致；2011年則是遭逢歐債危機爆發蔓延；2020 年 2 月至 3 月則受 COVID-19 疫情全球大流行的開始。由上述說明可知，此計畫藉由解析新聞資料並透過語意分析而得的指標，確實與重要經濟事件的關連十分密切。

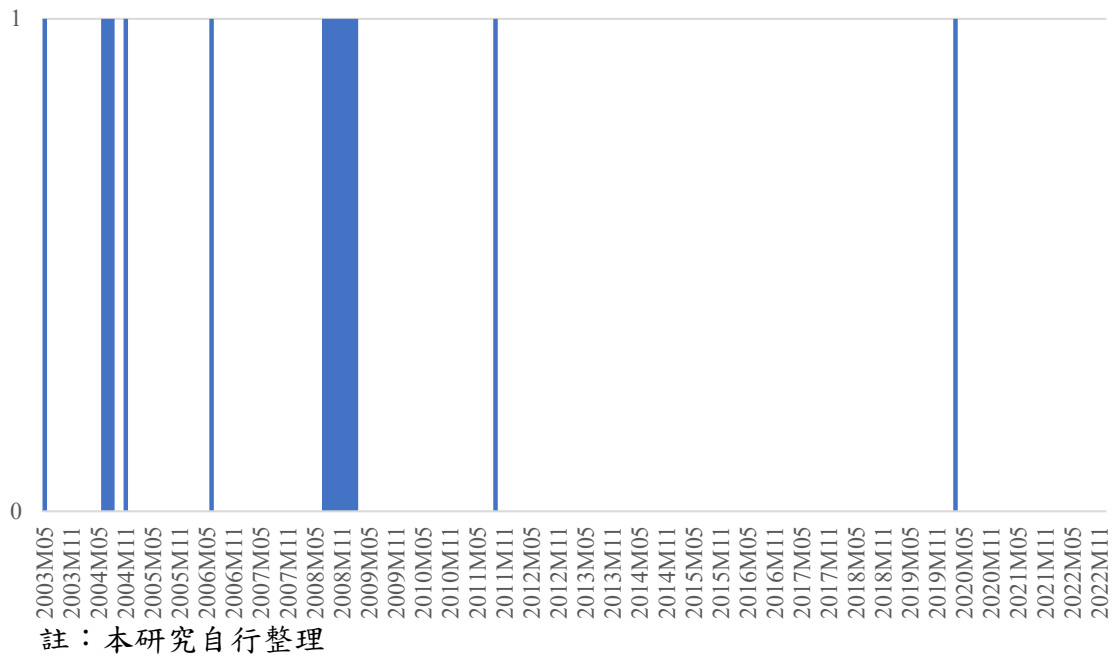


圖 3-6 金融指標超過 1.65 倍標準差的時間點

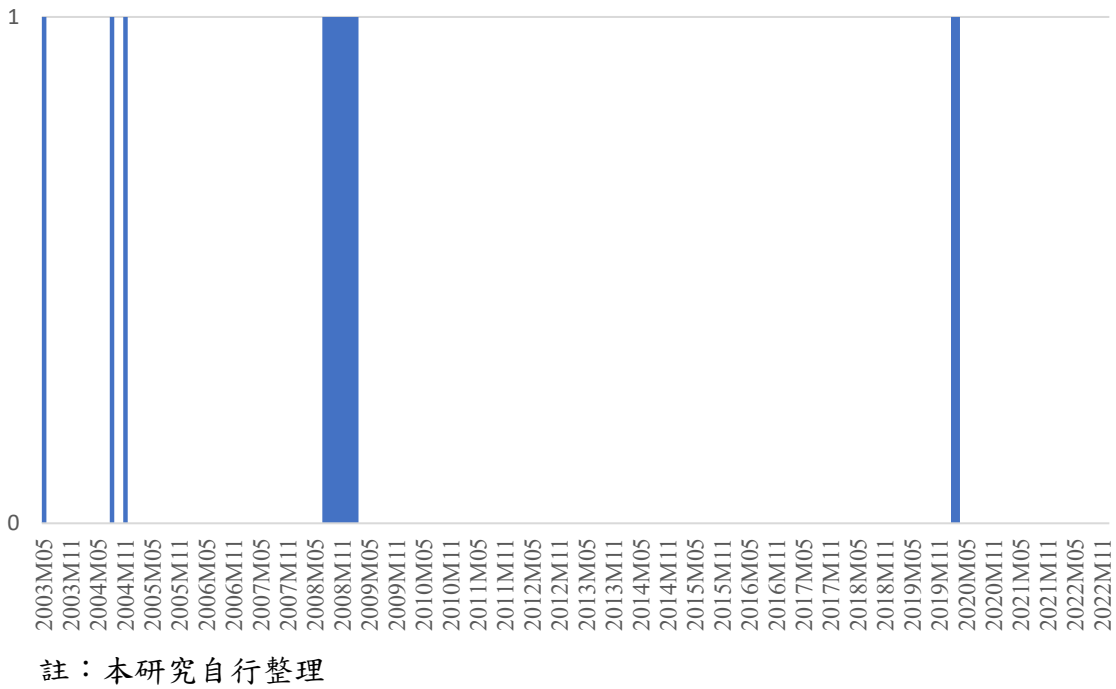
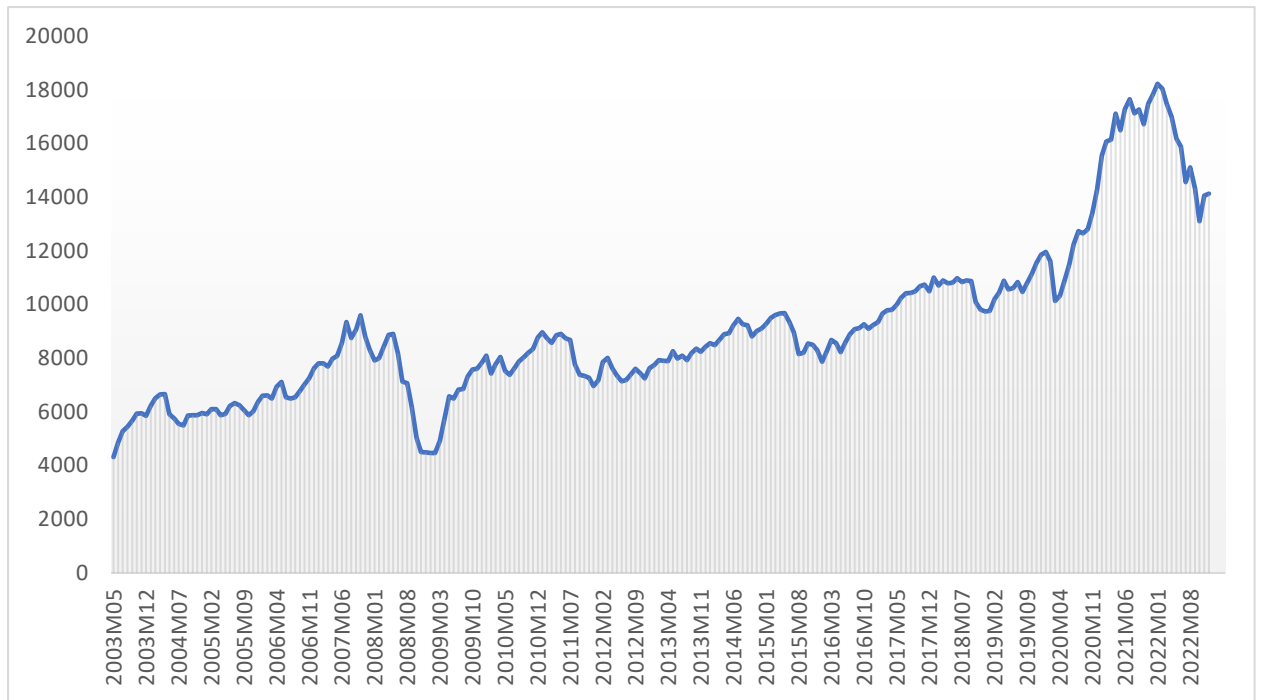


圖 3-7 總體指標超過 1.65 倍標準差的時間點

3.3 資料說明

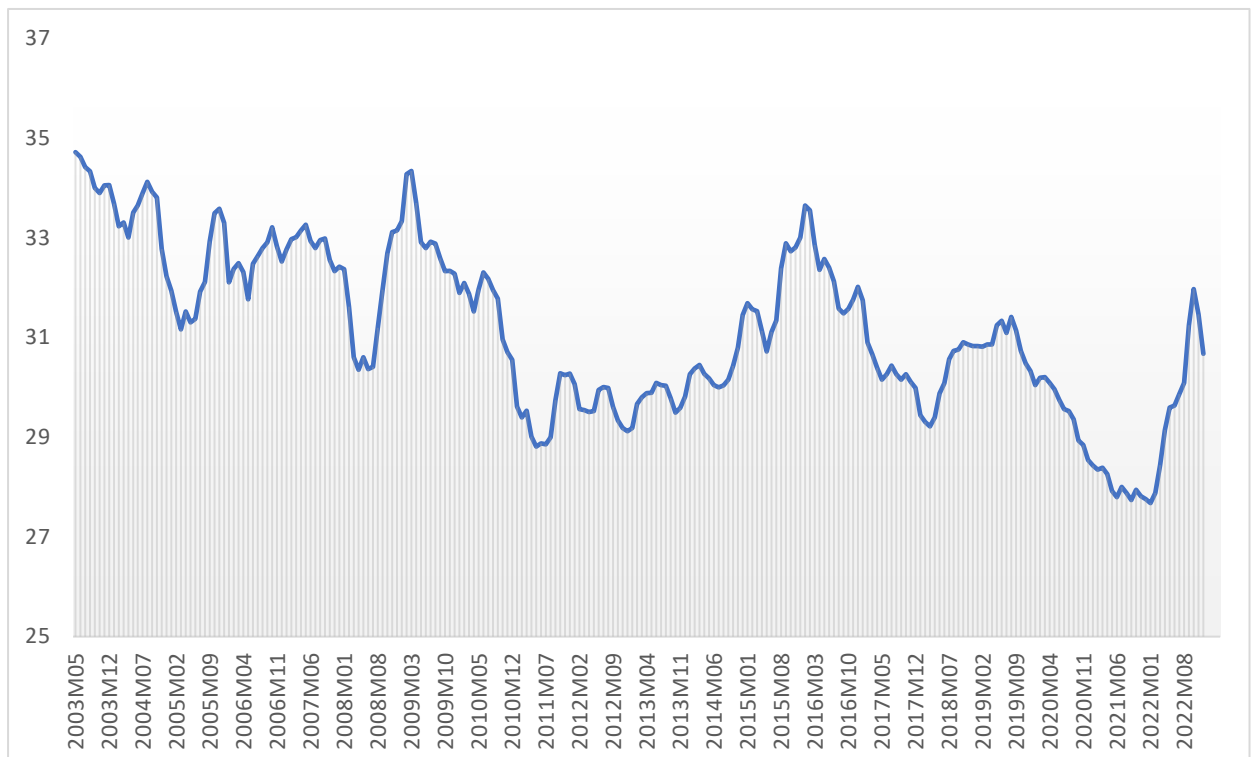
除了上述本研究所建構的指標外，本研究亦關心此指標所蘊含的訊息資訊，是否有助於提升我國股價指數與新台幣兌美元匯率的預測能力。因此，我們分別由國家發展委員會（簡稱國發會）的景氣指標新聞稿與中央銀行統計資訊網下載台灣加權股價指數與新台幣兌美元匯率，並將其時間趨勢繪於圖 3-8 與圖 3-9。由兩圖中所呈現相異的態勢，顯示台灣加權股價指數與新台幣兌美元匯率的統計特性可能具一定差異；如台灣加權股價指數存在明顯的向上趨勢，然新台幣兌美元匯率則是在 1 美元兌 31 新台幣左右波動。據此，我們進一步藉由單根檢定驗證此兩個數列是否為定態數列。由如表 3-3 所示 Augmented Dickey-Fuller (ADF) 檢定結果可知，不論是否包含趨勢項，台灣加權股價指數的原始數列均無法拒絕虛無假設，顯示其為非定態數列。然而，新台幣兌美元匯率則是完全不同，不論在何種設定下，對應的檢定都拒絕虛無假設，顯示其為定態數列。表 3-3 最後兩列中，則是本研究所建構的指標，我們亦可發現此兩個建構指標皆屬於定態數列。

綜合而言，表 3-3 的各變數單根檢定結果顯示此研究計畫所關心的這些變數並非全為定態數列，因此亦支持計畫中以 ARDL 模型作為主要預測模型的規劃。



資料來源：國發會

圖 3-8 台灣加權股價指數



資料來源：中央銀行

圖 3-9 新台幣兌美元匯率

表 3-3 ADF 單根檢定結果

	截距與趨勢	截距
台灣加權股價指數	0.44	0.75
新台幣兌美元匯率	0.02	0.03
金融指標	0.00	0.00
總體指標	0.00	0.00

註：表中數字為 ADF 檢定對應之 p 值。

4、計量模型與分析架構

4.1 相關係數與線性迴歸模型

一般而言，針對分析標的（或可稱作被解釋變數） y 以及可能的解釋變數 x ，我們可以將所收集到的歷史資料（ $\{y_t, x_t\}, t = 1, 2, \dots, T$ ）先透過相關係數（correlation coefficient）分析去探究兩者之間的正負相關性：

$$\text{corr}(x, y) = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sqrt{\text{var}(x)}\sqrt{\text{var}(y)}}$$

式中， $\text{cov}(x, y)$ 為變數 x 與 y 的共變異數（covariance）， $\text{var}(x)$ 與 $\text{var}(y)$ 則分別為變數 x 與 y 各自對應的變異數（variance）； $\text{corr}(x, y) > 0$ 為正相關，代表 x 與 y 多呈現同向變動，負相關則為反向變動。當 $\text{corr}(x, y)$ 的絕對數值越靠近 1，則兩者間的線性相關性則越強。這些統計量都可以建立對應的樣本對應式（sample counterpart）並搭配所收集到的資料計算出資料的對應相關係數實際值。之後，我們也可進一步建立這兩個變數對應的單變量線性迴歸模型（simple linear regression model）：

$$y_t = a_0 + \beta x_t + \varepsilon_t$$

式中 a_0 為截距項 (intercept) 捕捉標的變數 y 某一固定的水準值，而 β 為斜率項 (slope)，用以衡量解釋變數 x 變動一單位時，標的變數 y 因之變動的幅度，而 ε_t 則是模型所無法解釋的外生干擾變動 (disturbance)。此單變量線性迴歸模型中， a_0 與 β 是兩個待估計的模型參數 (parameters)，一般常用的估計方法為最小平方方法 (ordinary least squares, OLS)，即尋找讓可以模型估計殘差 (residuals) 平方和最小的數值作為這兩個參數的對應估計值 (OLS estimates)。待得出 OLS 估計值後，一般的實證研究所欲回答的第一個問題即是檢定虛無假設 (null hypothesis) 為 $H_0: \beta = 0$ 的設定，若此虛無假設被資料所支持，則表示此單變量線性迴歸模型的設定是無意義的；亦即，解釋變數 x 變動一單位時，標的變數 y 因之變動的幅度為零。實證上檢定的執行會建構對應的 t 統計量：

$$t_{\beta} = \frac{\hat{\beta}}{se(\hat{\beta})}$$

式中的 $\hat{\beta}$ 為 OLS 估計值，而 $se(\hat{\beta})$ 為此估計對應的標準誤 (standard error)。在一些條件下，此 t 統計量將會服從標準的 t 分配，或是也可以大樣本的極限標準常態分配 (standard normal distribution) 近似。當 t 統計量的絕對值小於所設定顯著水準 (significant level) 下的臨界值 (critical value) 時，我們傾向接受虛

無假設，亦即判定所設定的解釋變數 x 對標的變數 y 的影響不被資料所支持。相對地，當 t 統計量的絕對值大於所設定顯著水準下的臨界值時，我們將推論 β 的係數顯著異於零，亦即解釋變數 x 對標的變數 y 的影響顯著被資料所支持。

然而，當出現多個以上的可能解釋變數時，利用上述此單變量線性迴歸模型分析某一變數與標的變數 y 之間的線性關係將不適用，因為其斜率項估計值將會因為遺漏可能的其他解釋變數而出現偏誤 (bias)；多變量的線性迴歸模型 (multiple linear regression model) 則是在這樣變數關係下所被建議採用的模型。針對分析標的 y 以及 k 個解釋變數 $x_i, i = 1, \dots, k$ ，多變量線性迴歸模型則可設定為：

$$y_t = a_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_{i,t} + \varepsilon_t$$

式中 a_0 仍為截距項(intercept)捕捉標的變數 y 某一固定的水準值，而 β_i 則變數為 $x_i (i = 1, \dots, k)$ 對應的斜率項 (slope)，用以衡量在控制其餘解釋變數不變動的情況下，解釋變數 x_i 變動一單位時，標的變數 y 因之變動的幅度，而 ε_t 仍是模型所無法解釋的外生干擾變動。值得一提的是，和單變量線性迴歸模型相比，多變量迴歸模型在衡量某一解釋變數 x_i 變動對標的變數 y 的影響時，是在考量其他解釋變數都不隨之變動並影響標的變數 y 的情況下，因此可以看

作是衡量某一解釋變數 x_i 變動對標的變數 y 的「淨影響」效果；相對地，若僅以單變量模型估計解釋變數 x_i 變動對標的變數 y 的影響時，則可能包含了其餘被忽略的解釋變數因之變動而造成的間接影響效果。因此，若存在多個可能的解釋變數時，多變量迴歸模型應當是比較合適的分析架構，才能清楚衡量出不同解釋變數對標的變數 y 的不同「淨影響」效果。類似單變量模型估計後對應的檢定步驟，我們也可建立各自對應的 t 統計量以檢定每一解釋變數 x_i ($i = 1, \dots, k$) 對標的變數 y 的影響是否被資料所支持；若某一解釋變數對應的 t 統計量過小，則我們可以考慮將此解釋變數從模型中剔除。

4.2 時間序列模型：自我迴歸模型

除此之外，在上述的單變量或多變量的線性迴歸模型的架構下，當標的變數 y 的實際值為時間序列資料時，則標的變數 y 的前期資料實現值就可能對於當期或未來的實現值產生影響，亦即，變數 y 的歷史實現值可以作為分析當期或未來 y 的實際值的解釋變數。在這樣的思維下，我們首先可建構一階自我迴歸模型（first order autoregressive model, AR (1) model）：

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

此時，原線性迴歸模型中的斜率項係數 a_1 就可視為衡量標的變數 y 受到外生干擾後的持續性程度。若 a_1 的絕對值小於 1，則該時間序列就具有定態 (stationary) 的特性。 a_1 若為正，且其值比 1 小但越靠近 1，則表示標的變數 y 受到過去外生干擾後的持續性越強，前期的實現值大幅左右了當期的實現值大小。若 a_1 值為負，則前後期的實現值將呈現反向跳動；此種情況在一般的總體變數時間序列中較不常見。此外，若 a_1 的絕對值大於 1，則表示前期的衝擊變動除了影響當期與未來外，其影響幅度不但不會隨時間消逝且會越來越放大而發散，這樣的理論性質不容易體現在一般的經濟與總體變數中，因此也是一般實證研究不會考慮的情況。最後，若 $|a_1| = 1$ ，則我們稱此 AR(1) 模型具有單根 (unit root)，此時標的變數在各期受到的外生衝擊的影響都將不會隨時間消逝，而會逐一累積影響未來各期的實現值；這樣的時間序列也稱之為非定態 (nonstationary) 的時間序列，學術與實務研究上常見的隨機漫步 (random walk) 模型就是其中一例。

根據上述，時間序列資料是否為定態將具不同的理論性質與特性，因此單根檢定 (unit root test) 就成了進行時間序列資料分析前的常見檢定；時間序列資料若被判定具備或不具備單根，將會因應不同的模型建構方式。一般常見的單根檢定為 Dicky-Fuller (DF) test，其建立

在虛無假設（null hypothesis）為 $H_0: a_1 = 1$ 的設定下。將 AR (1) 模型等式的左右兩端同時減去 y_{t-1} ，則我們可以得到：

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

其中 $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$ ，且 $\gamma = a_1 - 1$ 。因此檢測原虛無假設 $H_0: a_1 = 1$ 就等於檢測 $H_0: \gamma = 0$ ，此恰好可以 γ 估計值對應的 t 統計量進行。然而，由於當虛無假設成立時，變數具非定態的性質，因此一般的 t 統計量將不會服從標準的 t 分配，因此 DF 檢定的 t 統計量的對應分配在實證上需要經過模擬而後得到。

由於當期標的變數 y 可能不只受到前期實現值的影響，也可能受到更多歷史值的衝擊影響，因此前述一階自我迴歸模型 AR(1) 也可擴展成 p 階自我迴歸模型 AR(p):

$$y_t = a_0 + \sum_{l=1}^p a_l y_{t-l} + \varepsilon_t$$

此時，前 p 期的外生衝擊都可能透過此動態關係影響了當期的標的變數值；此模型在估計上仍可以 OLS 完成，在相對寬鬆的條件假設下，其對應的參數估計式具有一致性（consistency）的特性。此外，在此架構下，當 $\sum_{l=1}^p a_l = 1$ 時，標的變數 y 將具有單根的特性；其對應的單根檢定則為 Augmented Dicky-Fuller (ADF) test。

4.3 葛蘭傑因果關係檢定

當我們為了進一步驗證兩時間序列變數間的可能領先與落後關係，一般而言，我們可在前述單變量自我迴歸模型的架構下，擴充建構對應的雙變量自我迴歸模型，並利用葛蘭傑因果關係（Granger Causality）檢定來判斷兩時間序列變數間的可能領先與落後關係。我們將所關心的兩個變數表示成

$$\mathbf{y}_t = (y_{1t}, y_{2t}), t = 1, \dots, T$$

而對應的雙變量自我迴歸模型 VAR(n) 的模型為：

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^n \begin{bmatrix} a_{11,k} & a_{12,k} \\ a_{21,k} & a_{22,k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t-k} \\ y_{2t-k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix},$$

其中， $a_{11,k}$ 、 $a_{12,k}$ 、 $a_{21,k}$ 、 $a_{22,k}$ 皆為模型中對應的待估參數。我們可進一步將此 VAR(n) 模型展開並表示成：

$$y_{1t} = a_{11,1}y_{1t-1} + a_{12,1}y_{2t-1} + a_{11,2}y_{1t-2} + a_{12,2}y_{2t-2} + \dots + u_{1t}$$

$$y_{2t} = a_{21,1}y_{1t-1} + a_{22,1}y_{2t-1} + a_{21,2}y_{1t-2} + a_{22,2}y_{2t-2} + \dots + u_{2t}$$

在這樣的設定下，如果

$$a_{12,1} = a_{12,2} = \dots = 0$$

則我們稱「 y_{2t} 不會 Granger 影響 y_{1t} 」；亦即，在給定 y_1 過去各期的變動態勢下， y_2 的歷史變動資訊已經無法提供額外的訊息。因此，藉由上敘述說明也可知，本研究所討論的因果關係檢定係透過時間先

後定義在預測因果關係 (predictive causality) 上。

4.4 自我迴歸分配延遲模型

綜合上述各線性模型建構的精神，在此計畫中，針對分析標的變數 y (如台灣加權股票指數或新台幣兌美元匯率等) 以及可能的解釋變數，本研究計畫將以 Pesaran and Shin (1999) 所提出的自我迴歸分配延遲 (Autoregressive Distributed Lag, ARDL) 模型作為檢驗金融或相關情緒指標是否有助於預測的主要實證模型。針對應變數 y 以及 k 個解釋變數 $x_i, i = 1, \dots, k$ ，所採用的 $ARDL(p, q_1, q_2, \dots, q_k)$ 模型設定為：

$$y_t = a_0 + \sum_{l=1}^p \beta_l y_{t-l} + \sum_{i=1}^k \sum_{l_i=1}^{q_i} \theta_{i,l_i} x_{i,t-l_i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

其中 a_0 為截距項； y_t 為 t 期之分析標的， y_{t-l} 為對應的自我落後期資訊，而 p 為最大自我迴歸項落後期數； $x_{i,t-l_i}$ 則為第 i 個所建構的金融或景氣的情緒指標在 $t-l_i$ 期的實現值，其中 $i = 1, \dots, k$ ， $l_i = 0, \dots, q_i$ ，此刻畫了情緒指標對於分析標的之可能延遲影響； β_l ($l = 1, \dots, p$) 與 θ_{i,l_i} ($i = 1, \dots, k, l_i = 1, \dots, q_i$) 為模型待估計的係數，而 ε_t 則為模型的誤差項。在這樣模型架構下，我們可以藉由 θ_{i,l_i} 的係數估計對應的 t 統計量來判斷這些此計畫所建構的情緒指標是否

對於預測分析標的有統計上顯著的影響。

4.4 動態 Probit 模型

針對所建構出的指標，本研究將利用動態 Probit 模型的全樣本配適情況分析此建構指標能否適度捕捉金融或景氣動向（如經濟金融事件的變化，或國發會所認定的景氣衰退期等）。在學術文獻與實證研究上，動態 Probit 模型已廣泛應用於景氣衰退機率的議題，如 Dueker (1997) 探討殖利率是否可做為美國景氣衰退機率的重要變數，Estrella and Mishkin(1998)發現金融變數是捕捉美國景氣衰退機率的重要因子；Menden and Proano (2017)則是透過大量變數萃取重要因子後，再利用動態 Probit 模型配適美國景氣衰退的機率。上述文獻的 Probit 模型設定如下：

$$\text{Prob}(R_t) = \Gamma(c + \alpha_1 R_{t-h-r} + \sum_{j=1}^q \alpha_j X_{t-j})$$

式中， R_t 為重大事件發生之虛擬變數(如國發會認定景氣是否處於收縮期之虛擬變數)。若 $R_t = 1$ ，代表處於重大事件發生期間(如處於景氣衰退期)；相反地， $R_t = 0$ ，則表示處於未有重大事件期間(如處於景氣擴張期)。 $\Gamma(\cdot)$ 為累積常態分配函數(cumulative normal distribution function)。 X 則為所欲分析的指標，如此計畫中的金融指標與總體指標。 r 為被解釋變數的落後期數，本計畫後續將參考 Menden and

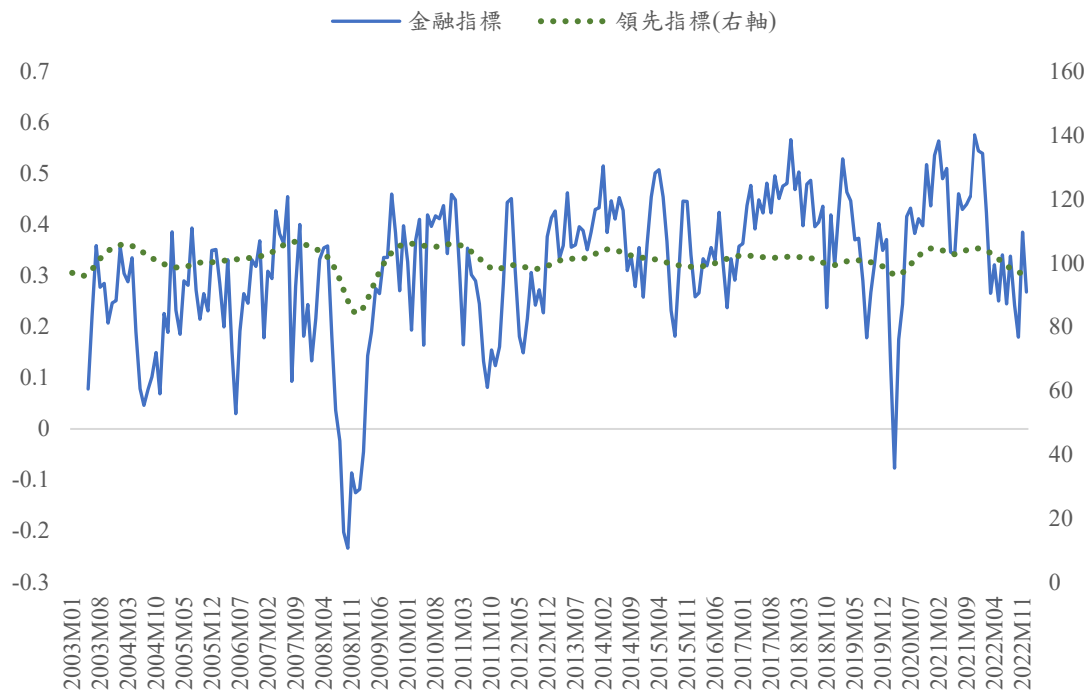
Proano(2017) 將其設定為 6；Q 的選擇則將利用 Schwarz 資訊準則 (SIC)進行挑選。

5. 與景氣動向之關係

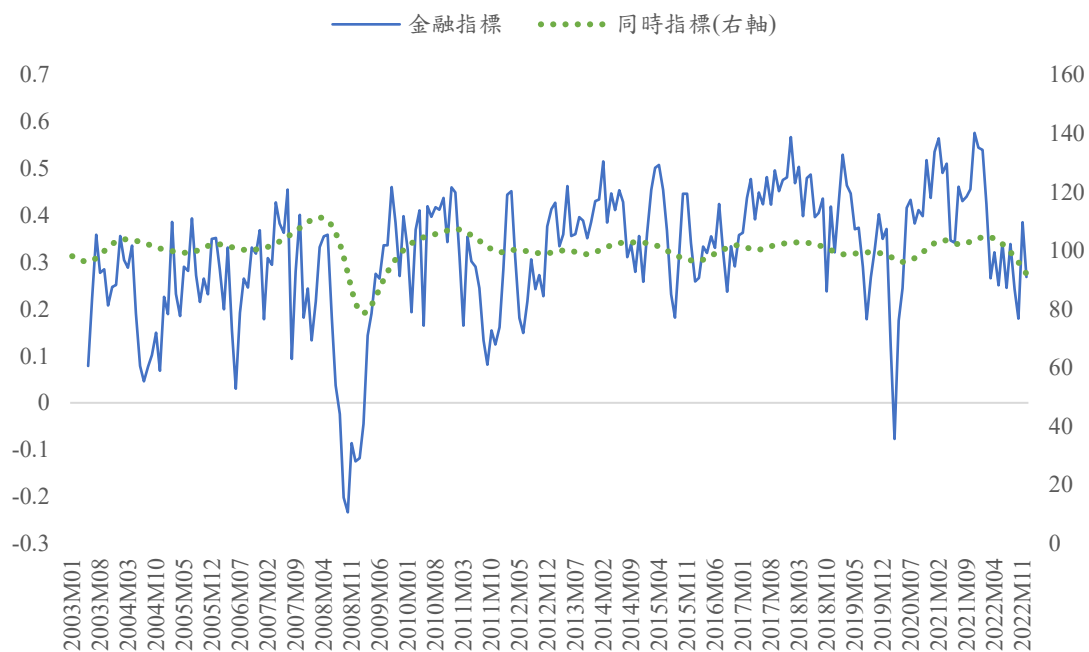
5.1 與景氣領先指標與同時指標之簡單相關分析

在前一節中，我們已經瞭解本研究所建構金融指標與總體指標的基本統計性質與重要事件的對應性。本節將進一步說明，此兩個指標與景氣指標的關係，包含簡單的相關係數與葛蘭傑因果關係（Granger Causality）檢定，藉此證明金融指標與總體指標可作為預測股價指數與新台幣匯率的重要變數。

在景氣指標的選取方面，本研究從國家發展委員會(以下簡稱國發會)的官方網站下載景氣領先(不含趨勢)指標(以下簡稱領先指標)與同時指標(不含趨勢)指標(以下簡稱同時指標)作為分析對象。若初步從圖 5-1 至 5-2 觀察四個變數的關係，雖然本研究所建構的指標波動性較大，而景氣指標因不含趨勢項則較為平穩，但仍不難發現文字指標與景氣指標具有共移性，如 2008~2009 年間全球金融海嘯、COVID-19 疫情爆發初期，以及 2022 年底的景氣走緩等，都呈現同步走低的趨勢。



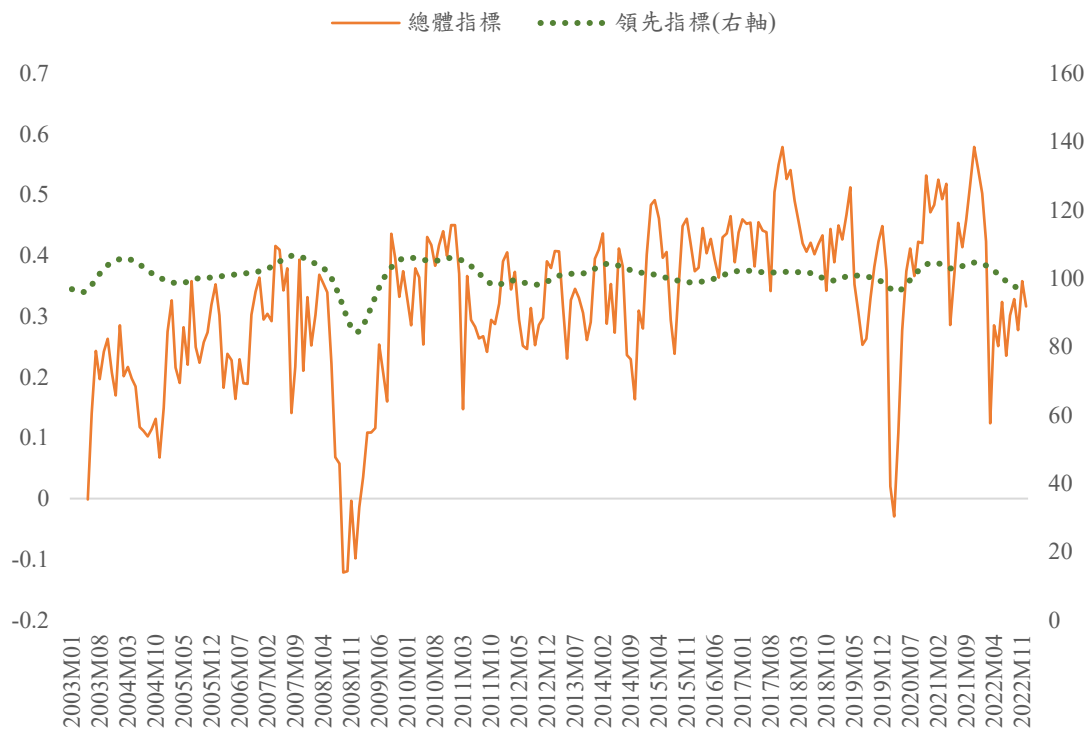
(A) 與領先指標



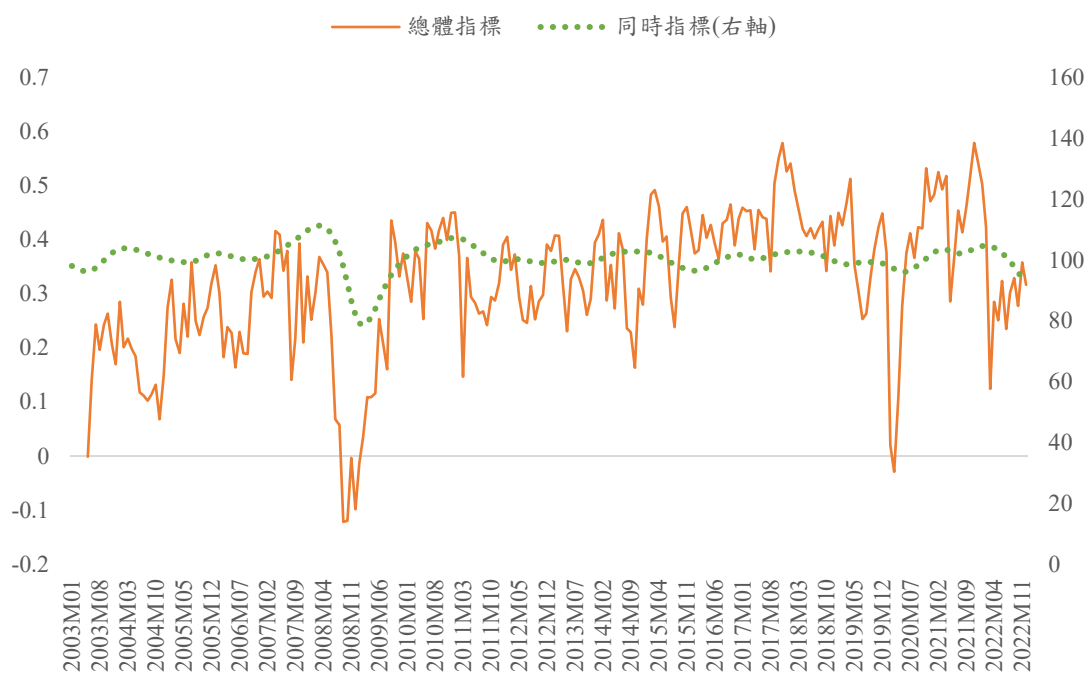
資料來源：國發會、本研究自行整理

(B) 與同時指標

圖 5-1 金融指標與領先及同時指標之關係



(A) 與領先指標



資料來源：國發會、本研究自行整理

(B) 與同時指標

圖 5-2 總體指標與領先及同時指標之關係

表 5-1 為金融指標、總體指標與同時及領先指標間的相關係數矩陣，可以發現金融與總體指標具有高度相關性，兩者相關係數達 0.88³。與國發會景氣領先指標則為中度相關，其中和金融指標的相關係數為 0.54，和總體指標則為 0.49。與同時指標的相關性則較低，金融指標和總體指標分別為 0.32 與 0.35。我們初步可推斷金融指標與總體指標對於景氣波動的捕捉能力應介於領先指標與同時指標之間。

表 5-1 相關係數矩陣

	金融	總體	同時指標	領先指標
金融	1.00			
總體	0.88	1.00		
同時指標	0.32	0.35	1.00	
領先指標	0.54	0.49	0.80	1.00

資料來源：國發會、本研究自行整理

³ 總體與金融指標兩者指標所對應的關鍵字並不相同，所以兩者蘊含的訊息並不完全相同。然而，一篇新聞中可能同時涵蓋了總體與金融的關鍵字（如在報導金融市場變動的新聞中，也多會討論相關的總體環境變遷等）的情況相對常見，因此表 5-1 的相關矩陣中顯示金融指標與總體指標相關性達 0.88，顯示兩者具有一定的共移性，也不容易將兩者間的訊息完全分離。

5.2 葛蘭傑因果關係檢定

為了進一步驗證資料觀察期間，所建構之金融指標與總體指標，與同時指標及領先指標間的可能領先與落後關係，我們進一步藉由雙變量自我迴歸模型下的葛蘭傑因果關係 (Granger Causality) 檢定來判斷。我們將所關心的兩個變數表示成

$$y_t = (y_{1t}, y_{2t}), t = 1, \dots, T$$

其中， y_{1t} 為第 t 期的文字指標(如金融指標總體指標)， y_{2t} 代表第 t 期的景氣指標(如領先指標或同時指標)。如同前述，雙變量 VAR(n) 的模型可表示為：

$$y_{1t} = a_{11,1}y_{1t-1} + a_{12,1}y_{2t-1} + a_{11,2}y_{1t-2} + a_{12,2}y_{2t-2} + \dots + u_{1t}$$

$$y_{2t} = a_{21,1}y_{1t-1} + a_{22,1}y_{2t-1} + a_{21,2}y_{1t-2} + a_{22,2}y_{2t-2} + \dots + u_{2t}$$

在這樣的設定下，若虛無假設為「 y_{2t} 不會 Granger 影響 y_{1t} 」，則我們可以聯合檢定

$$a_{12,1} = a_{12,2} = \dots = 0$$

若無法拒虛無假設，我們可推論在給定 y_1 過去各期的變動態勢下， y_2 的歷史變動資訊已經無法提供額外的訊息以輔助解釋或預測當期的 y_1 變動；反之，則 y_2 的歷史變動資訊則仍具有可輔助解釋或預測當期的 y_1 變動的訊息，我們就可宣稱「 y_{2t} 會 Granger 影響 y_{1t} 」。

在每一個雙變量的自我迴歸模型中，都可以得到雙向的葛蘭傑因果關係檢定結果。

表 5-2 中整理了這 4 組對應的葛蘭傑因果關係檢定結果。首先，我們考慮的 4 組雙變量模型自我迴歸模型，分別是金融指標 vs. 領先指標，金融指標 vs. 同時指標，總體指標 vs. 領先指標，與總體指標 vs. 同時指標；其中，我們以 SIC 選取各模型最適的落後期數。4 組對應的雙向葛蘭傑因果關係檢定結果如下表 5-2 所示。由表 5-2 中的檢定結果可以發現，金融指標與總體指標和領先指標間，都具有雙向的顯著關係，亦即，即使已經運用了領先指標的訊息以及動能資訊，金融指標與總體指標中仍具有可以輔助預測領先指標的訊息。相對地，金融指標與總體指標和同時指標間，都僅具單向的顯著關係；亦即，即使已經運用了同時指標的相關資訊，金融指標與總體指標中仍具有可以輔助預測同時指標的訊息，但同時指標無法提供額外預測金融指標或總體指標的訊息。

表 5-2 Granger 因果檢定結果

變數	領先關係	變數	Wald 檢定 P 值
金融指標	←-----	領先指標	0.00**
	----- -----→		0.00**
金融指標	←-----	同時指標	0.39
	----- -----→		0.00**
總體指標	←-----	領先指標	0.00**
	----- -----→		0.02**
總體指標	←-----	同時指標	0.57
	----- -----→		0.00**

註：VAR 架構下的因果檢定，係以 Block Exogeneity Wald Test 進行，以 χ^2 統計量加以判定。****** 代表 5% 的顯著；而其領先關係，以虛線的箭頭表示。

5.3 全樣本預測金融重大事件或景氣衰退機率狀況

由前兩小節的討論，我們可以瞭解本研究所建構的金融與總體指標與景氣指標具有一定的關係。在此小節中，我們將進一步從不同面向解析這兩個指標能否適度捕捉金融或景氣動向（如經濟金融事件的變化，或國發會所認定的景氣衰退期等）；若可，則我們可更加確認，透過文字探勘所建構之金融與總體指標與景氣循環具有良好的關係。再者，本小節除了利用國發會所發布的景氣衰退期間做為研究對象外，我們亦利用重要經濟金融事件（見表 5-3），主要係因國發會目前僅認定至 2016 年 2 月的第 14 次循環（見表 5-4），並無法捕捉到近年的 COVID-19 疫情的影響。

本研究將利用動態 Probit 模型進行全樣本內進入重大金融事件或邁入景氣衰退機率的配適，對應的動態 Probit 模型設定為：

$$\text{Prob}(R_t) = \Gamma(c + \alpha_1 R_{t-h-6} + \sum_{j=1}^Q \alpha_j \text{text}_{t-j})$$

式中， R_t 為重大經濟金融事件（或國發會認定之景氣收縮期）發生之虛擬變數； $R_t = 1$ ，代表處於重大經濟金融事件發生（或景氣衰退期）期間；反之， $R_t = 0$ 則無。 $\Gamma(\cdot)$ 仍為累積常態分配函數。 text 則是本計畫所編製的文字指標，如金融指標與總體指標。 Q 的選擇係利用

表 5-3 2000 年迄今國內外重要經濟金融事件發生重要時點

期間	事件名稱
2000Q2~2001Q4	網路泡沫化 (含 911 恐怖攻擊事件)
2005Q3~2006Q3	雙卡風暴
2007Q3~2008Q2	次貸風暴
2008Q3~2009Q4	金融海嘯
2011Q2~2013Q1	歐債危機
2020Q1~	COVID-19

資料來源：郭照榮、李宜熹、陳勤明(2013)與本研究整理。

表 5-4 2000 年以來台灣景氣循環峰谷日期

循環次序	谷底	高峰	谷底	認定公佈時間	
				高峰	谷底
第 11 循環	2001.09	2004.03	2005.02	2008.04	2009.03
第 12 循環	2005.02	2008.03	2009.02	2009.03	2011.09
第 13 循環	2009.02	2011.02	2012.01	2014.11	
第 14 循環	2012.01	2014.01	2016.02	2016.01	2018.02

資料來源：國發會

Schwarz 資訊準則 (SIC) 進行挑選。

圖 5-3 至 5-6 為預測 1 個月 ($h=1$) 後的重大金融事件或是景氣衰退機率的樣本內配適結果。圖中藍色線段即為利用前一期金融指標(總體指標)配適當期經濟金融事件發生(或景氣衰退)的機率，而灰色區間則是重大經濟金融事件的起迄(或國發會認定的峰谷時點)。觀察各圖中，配適機率時間態勢圖可發現，金融指標(總體指標)樣本內配適當期經濟金融高風險機率大約都在重大經濟金融事件發生期間逐漸增加。而與景氣衰退期相比，則樣本內的預測衰退機率相對高點與國發會認定之衰退期谷底時點相近，但也都呈現略微領先 1-2 個月的情况。整體而言，上述結果均顯示，本研究所建構的兩項指標確實皆能從不同面向適度捕捉重大金融事件或景氣動向的可能變化，因此或作為後續其他研究分析的輔助參考指標。

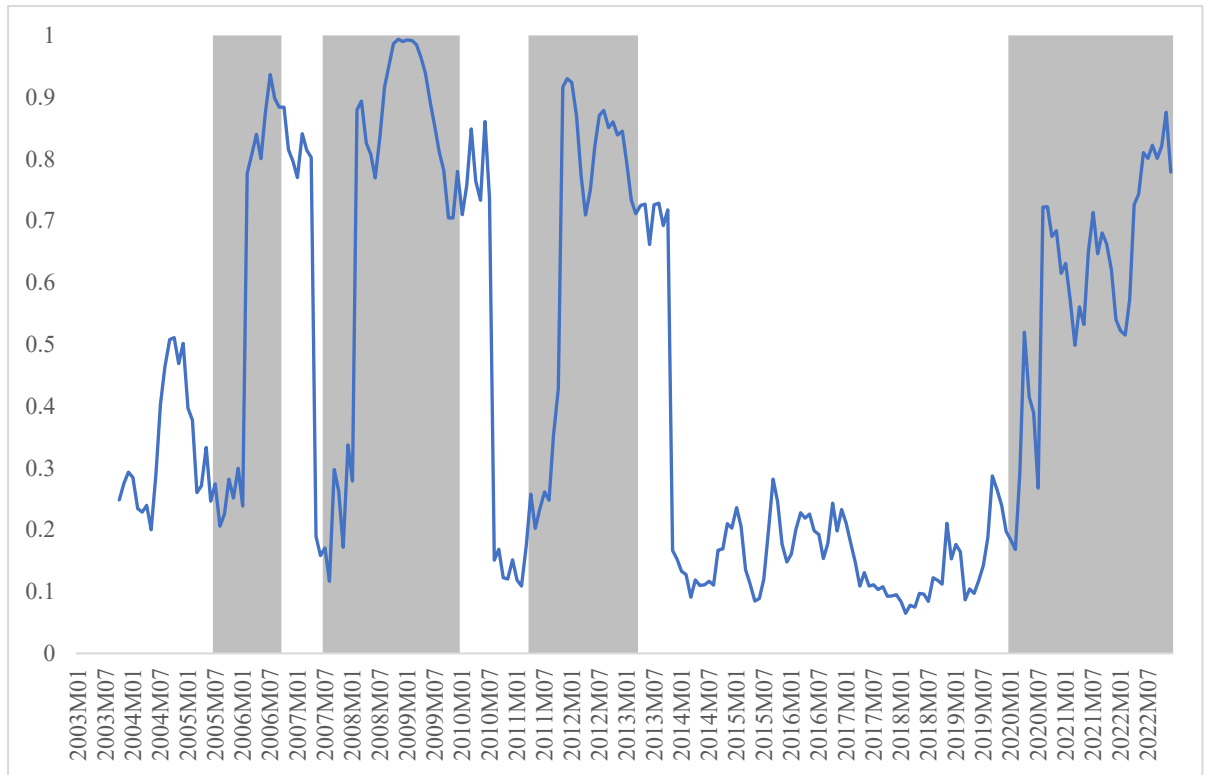


圖 5-3 金融指標預測 1 個月後的經濟金融事件發生機率

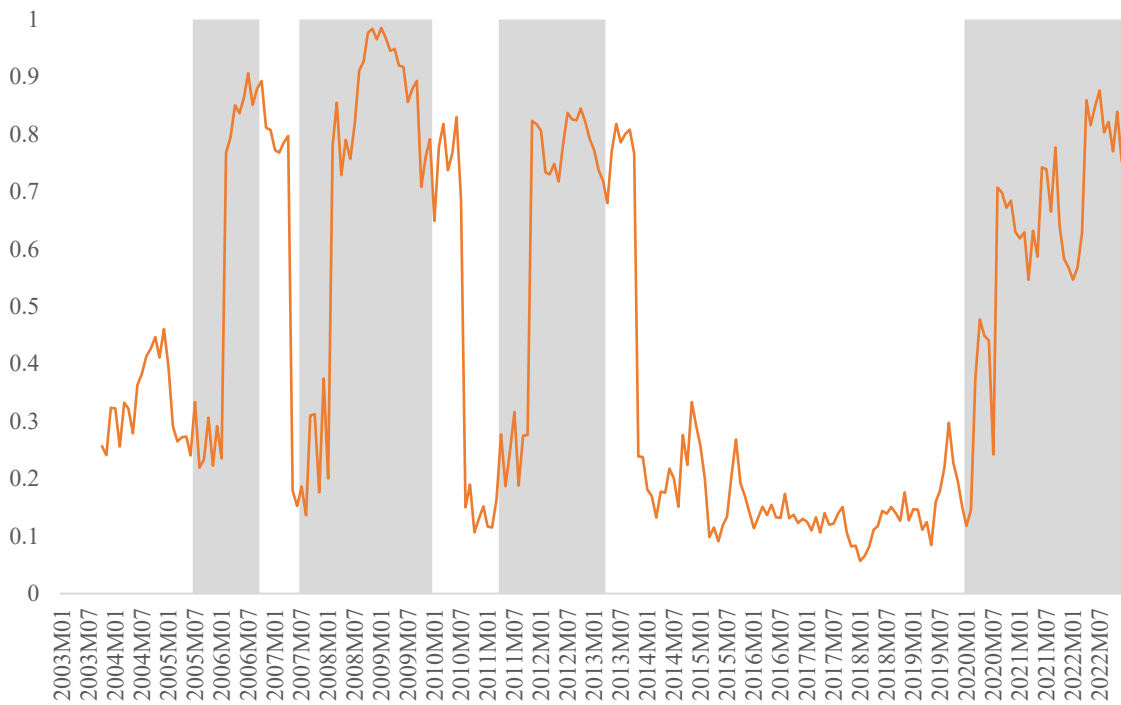


圖 5-4 總體指標預測 1 個月後的經濟金融事件發生機率

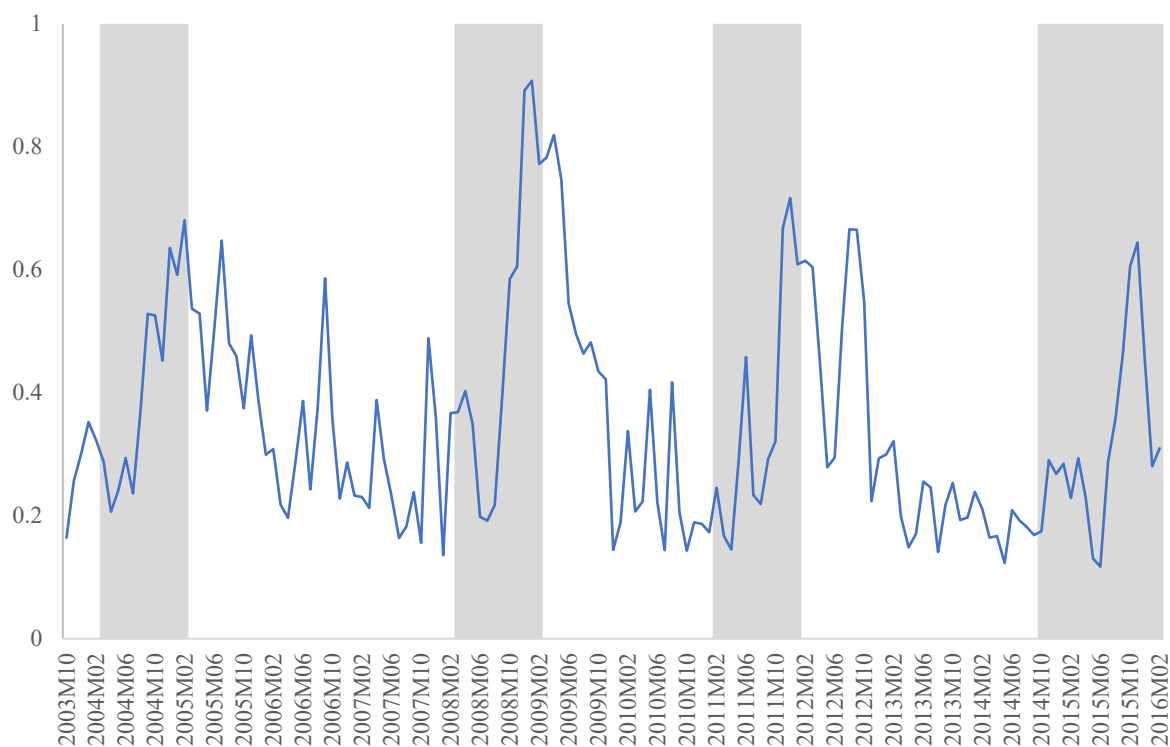


圖 5-5 金融指標預測 1 個月後的景氣衰退發生機率

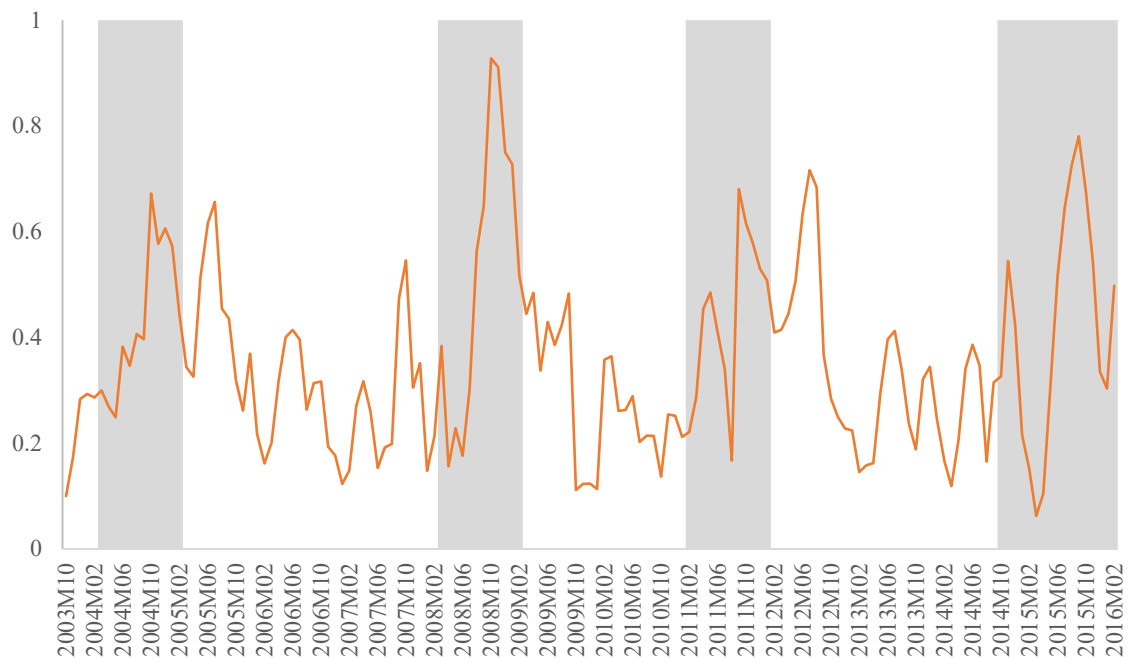


圖 5-6 總體指標預測 1 個月後的景氣衰退發生機率

6. 應用於預測金融變數之探討

6.1 預測設計說明

為評估本研究所建構的金融指標與總體指標對於台灣加權股價指數與新台幣兌美元匯率的預報績效，本研究將樣本區分成樣本內 (in-sample) 與樣本外 (out-of-sample) 之資料，再以樣本外預測的結果，評估兩個指標資訊納入後模型的預測表現。

本研究將以 2005 年 5 月至 2016 年 12 月的資料進行樣本內估計，以遞迴 (recursive) 的方式，對 2017 年 1 月至 2022 年 12 月逐月進行樣本外預測績效評估；亦即，每新增一個觀察值，我們就會重新估計一次模型並進行對應預測。後續評析的預測時點有 3 個，分別是向前 1 個月預測 (one-month-ahead forecast, $H=1$) 至向前 3 個月預測 ($H=3$)。

值得一提的是，本研究的預測績效將以各模型與事先選定的基準模型進行相較。對應的基準模型挑選，我們主要根據 Meese and Rogoff (1983) 在匯率的預測結果的研究，其發現「隨機漫步 (random walk) 模型」的預測績效優於其他有理論架構的預測模型；類似的結果，也被發現於股價指數的預測中(如 Fama, 1965)，其中，若股價遵循「隨機漫步模型」，則或可稱該市場具有效率性。據此，本研究遂以「隨機

漫步模型」做為基準模型。「隨機漫步模型」可表示成：

$$y_t = y_{t-1} + e_t$$

式中， y_t 則是本研究所關心的台灣加權股價指數或是新台幣兌美元匯率。最後，利用各模型與基準模型之相對均方根差 (root mean square error, 以下簡稱 RMSE) 與平均絕對誤差 (mean absolute error, 以下簡稱 MAE) 大小作為樣本外預測的評估標準；其對應公式分別如下：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2}{h}}$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{t=T+1}^{T+h} |\hat{y}_t - y_t|}{h}$$

其中， \hat{y}_t 為預測值， y_t 為實際值， h 則為樣本外預測評估總期數， T 為樣本外的預測始點。若某一模型的 RMSE 或 MAE 越小，則代表此模型的預測結果越接近實際值。此外，若要比較某預測模型與基準模型的預測績效優劣，則進行相對 RMSE 與相對 MAE 準則的計算。若相對 RMSE (或相對 MAE) 大於 1，則表示基準模型的預測能力較佳；反之則表示基準模型的預測能力較差，亦即本文所建構的金融指標與總體指標具有較佳的預測績效。

以下本研究將分別就台灣加權股價指數與新台幣兌美元的預測結果進行說明。

6.2 台灣股價指數預測績效評估

在進行預測之前，我們必須先進行全樣本估計以決定最適模型，估計結果陳列於表 6-1。由於本研究採用 ARDL 模型進行估計，模型內的落後期數選取至為關鍵，我們的作法是將被解釋變數(台灣加權股價指數)的自我落後期與解釋變數(以金融指標的落後一期⁴置入)的落後期均設為 12，在 156 個可能的模型組合中，藉由 Schwarz criterion 資訊準則選擇中最佳的模型設定為 ARDL(1,0)，對應之估計結果陳列於表 6-1。我們可以發現，落後一期金融指標對應的參數估計為 425.85，且在 10%顯著水準下，統計顯著。類似地，我們也將總體指標對應樣本內的最適模型估計結果列於表 6-2，其最佳的模型也為 ARDL(1,0)。此外，除了考量僅納入單一指標的預測能力外，我們也考量同時將金融指標與總體指納入模型中，其對應之最佳模型為 ARDL(4,1,0)，結果列於表 6-3。

⁴ 此處採用落後一期而非當期的金融指標做為解釋變數的主因為避免在進行樣本外預測時，我們仍利用此解釋變數額外的當期資訊，此舉可能造成預測績效衡量的偏誤。

表 6-1 金融指標對應之最佳 ARDL 模型全樣本估計

變數	係數	標準差	T統計量	P值
台灣加權股價指數(-1)	0.988601	0.008944	110.5375	0.0000
金融指標(-1)	425.8502	248.4334	1.714142	0.0878
R-squared	0.975542	Mean dependent var		9155.745
Adjusted R-squared	0.975437	S.D. dependent var		3035.937
S.E. of regression	475.8112	Akaike info criterion		15.17639
Sum squared resid	52750343	Schwarz criterion		15.20584
Log likelihood	-1781.226	Hannan-Quinn criter.		15.18826
Durbin-Watson stat	2.087882			

表 6-2 總體指標對應之最佳 ARDL 模型全樣本估計

變數	係數	標準差	T統計量	P值
台灣加權股價指數(-1)	0.980494	0.009466	103.5764	0.0000
總體指標(-1)	661.6403	263.0419	2.515341	0.0126
R-squared	0.975542	Mean dependent var		9155.745
Adjusted R-squared	0.975437	S.D. dependent var		3035.937
S.E. of regression	475.8112	Akaike info criterion		15.17639
Sum squared resid	52750343	Schwarz criterion		15.20584
Log likelihood	-1781.226	Hannan-Quinn criter.		15.18826
Durbin-Watson stat	2.087882			

表 6-3 金融指標與總體指標對應之最佳 ARDL 模型全樣本估計

變數	係數	標準差	T統計量	P值
台灣加權股價指數(-1)	0.898690	0.077322	11.62262	0.0000
台灣加權股價指數(-2)	0.217453	0.101935	2.133245	0.0340
台灣加權股價指數(-3)	0.022723	0.098851	0.229867	0.8184
台灣加權股價指數(-4)	-0.145859	0.073760	-1.977478	0.0492
金融指標(-1)	-79.35137	554.2001	-0.143182	0.8863
金融指標(-2)	-887.4653	395.7748	-2.242349	0.0259
總體指標(-1)	1223.217	500.9047	2.442015	0.0154
R-squared	0.976697	Mean dependent var	9174.051	
Adjusted R-squared	0.976081	S.D. dependent var	3029.419	
S.E. of regression	468.5272	Akaike info criterion	15.16652	
Sum squared resid	49830520	Schwarz criterion	15.26989	
Log likelihood	-1767.483	Hannan-Quinn criter.	15.20820	
Durbin-Watson stat	2.013224			

在得到全樣本的設定結果後，我們將依此模型設定進行樣本內的重新估計，再以遞迴方式，逐一增加樣本點估計並進行樣本外的預測。本研究進行預測時所採用的預測方法是直接預測法(direct forecasting)，如 Ghysels and Macellion (2018) 一文中所介紹，亦即在 ARDL(1,0) 的模型設定下，帶入合適落後期數的變數值，進行向前 1 個月至向前 3

個月的樣本外預測。以向前 1 個月預測 ($H=1$) 為例，針對樣本外第 1 個月測時點 (2017 年 1 月)，我們會利用 2016 年 12 月的台灣加權股價指數與金融指標，再搭配樣本內的估計係數後，即可得到預測結果。若是向前 2 個月預測 ($H=2$)，則會將原有的樣本內的變數設定，增加一期落後期，並藉由 2016 年 11 月的股價指數與金融指標實際值，再搭配新增落後一期的樣本內 ARDL(1,0) 模型之估計係數後，便可得到向前 2 個月的預測結果，相關的樣本外預測均以此方式進行，以下不再贅述。

表6-4記錄了本研究所建構的金融指標、總體指標與同時納入兩個指標的 ARDL 模型相對隨機漫步模型之相對 RMSE 與 MAE 結果。此外，我們將利用 Diebold and Mariano (1995) 所提出的 Diebold and Mariano (DM) 檢定，比較 ARDL 模型與隨機漫步模型的預測績效是否存在統計上顯著差異。關於不同預測時點方面，我們考量三個短期預測時點，包含向前1個月 ($H=1$) 至向前3個月 ($H=3$)；以下分述表6-4所觀察到的結果。

首先，觀察向前 1 個月($H=1$) 的結果，我們可以發現僅納入金融指標建構的 ARDL 預測模型皆遜於基準的隨機漫步模型；亦即，相對 RMSE 與 MAE 均大於 1，ARDL 模型相比隨機漫步模型之相對 RMSE 略增加 0.2%，相對 MAE 則增加 41.9%。相較之下，僅納入總體指標

的 ARDL 模型僅在相對 RMSE 較優，ARDL 模型將對於隨機漫步模型相對 RMSE 略減少 0.6%。另一方面，同時包含金融指標與總體指標之 ARDL 模型與僅有總體指標的預測結果相似，相對 RMSE 優於基準模型，且減少 1.4%，而相對 MAE 則增加 39.6%。由上述結果可知，在本研究的樣本外預測期間中，對未來相對短期 (H=1) 股價指數的預測，隨機漫步模型可能是比較好的預測模型，但本研究所建構的金融指標與總體指標仍具有一定的預測能力。

然而，當我們進一步觀察向前2個月 (H=2) 的預測結果，我們發現不論是相對 RMSE 或是相對 MAE 的績效評估準則下，本研究所建構的金融指標與總體指標的 ARDL 模型預測結果均較隨機漫步模型佳；例如，金融指標的 ARDL 模型與隨機漫步模型相對 RMSE 為 0.991，表示金融指標的 ARDL 模型降低 0.9%；金融指標的 ARDL 模型之相對MAE則降低 1.5%。表示在進行向前2個月預測時，新聞報導的文字指標所蘊含的訊息有可能比隨機漫步模型的資訊更為豐富，亦有助我們進行台灣加權股價指數動向相關研判。

最後，當我們比較向前 3 個月 (H=3) 的預測績效，其結果與向前2個月的相似，ARDL 模型的預測績效均優於隨機漫步模型。其中，同時考量金融指標與總體指標的相對 RMSE 更是 3 個不同預測時期中最小的，金融指標與總體指標的 ARDL 相對於基準模型減少

5.7%；相對 MAE 最小值則是金融指標的 ARDL 模型，相對基準模型減少3.2%。值得一提的是，在向前 2 個月與 3 個月的預測，ARDL 模型的預測績效不僅比隨機漫步佳，而且透過 DM 檢定更可以發現，ARDL模型是統計顯著較優。綜合上述三個預測時點的預測績效比較，我們不難發現以新聞內容所建構的金融指標與總體指標應具有捕捉台灣加權股價指數走勢的能力與優勢，因此可以作為後續相關研究的參考指標。

此外，我們進一步將三個預測期間相對 RMSE 較小的預測結果（三個期間均以同時包含金融指標與總體指標的ARDL模型為最佳）與實際值進行比較，並繪於圖6-1至6-3。各圖中資料的起迄時點為本研究樣本外預測期間，2017 年 1 月至 2022 年 12 月，其中橘色柱狀圖為實際值，藍色直線為同時納入金融指標與總體指標的 ARDL 模型，綠色虛線則是本研究的基準模型。初步觀察可發現，ARDL的預測模型對於未來台灣加權股價指數走勢與實際值相當接近。

表 6-4 相對於基準模型之預測績效評估：台灣加權股價指數

	金融指標	總體指標	金融與總體指標
H=1			
RMSE	1.002	0.994	0.986
MAE	1.419	1.407	1.396
H=2			
RMSE	0.991	0.983	0.959**
MAE	0.985*	0.991	0.990
H=3			
RMSE	0.984**	0.980	0.943**
MAE	0.968**	0.987**	0.990**

註：1. 粗體黑字為與隨機漫步模型之相對RMSE(MAE)小於1。預測績效評估期間為2017年1月至2022年12月。

2. **與*分別表示 DM 檢定統計量在 1%與 5%的水準下顯著。

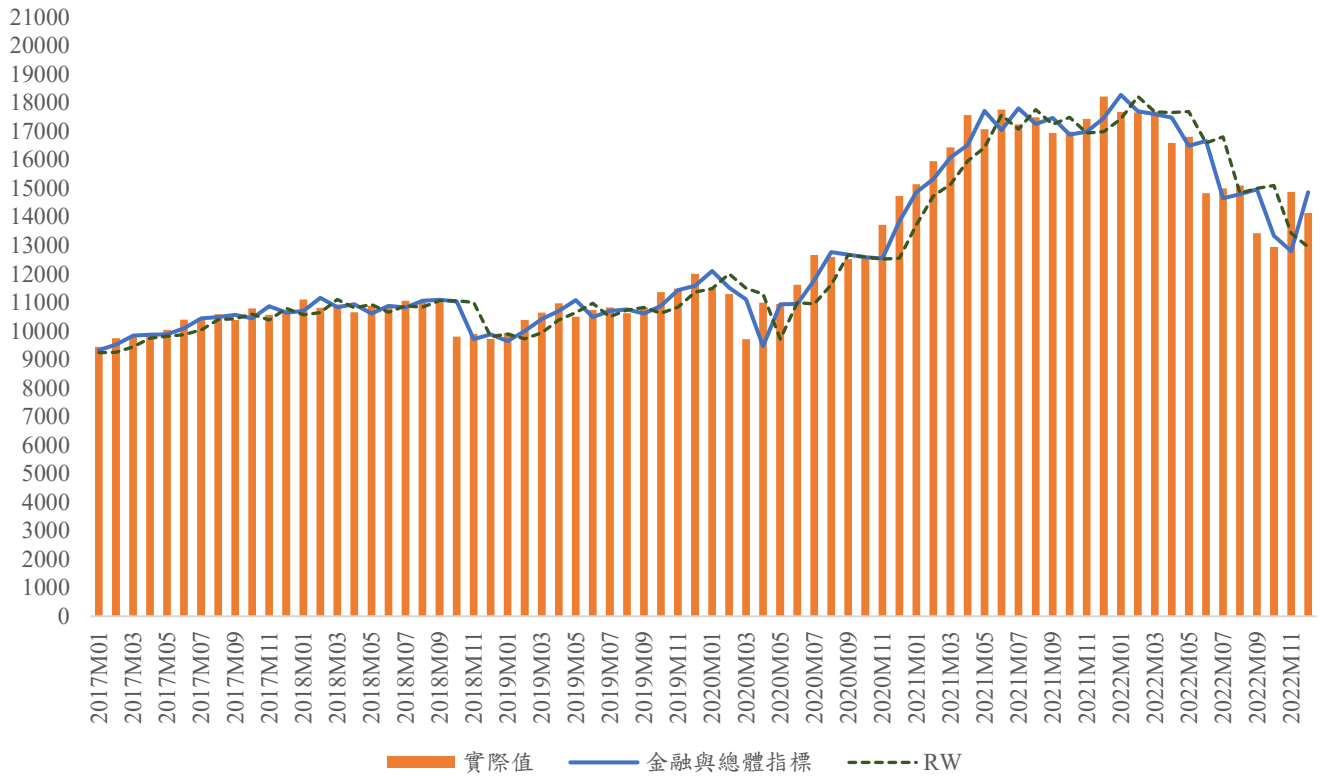


圖 6-1 向前 1 個月對台灣加權股價指數預測值與實際值之比較

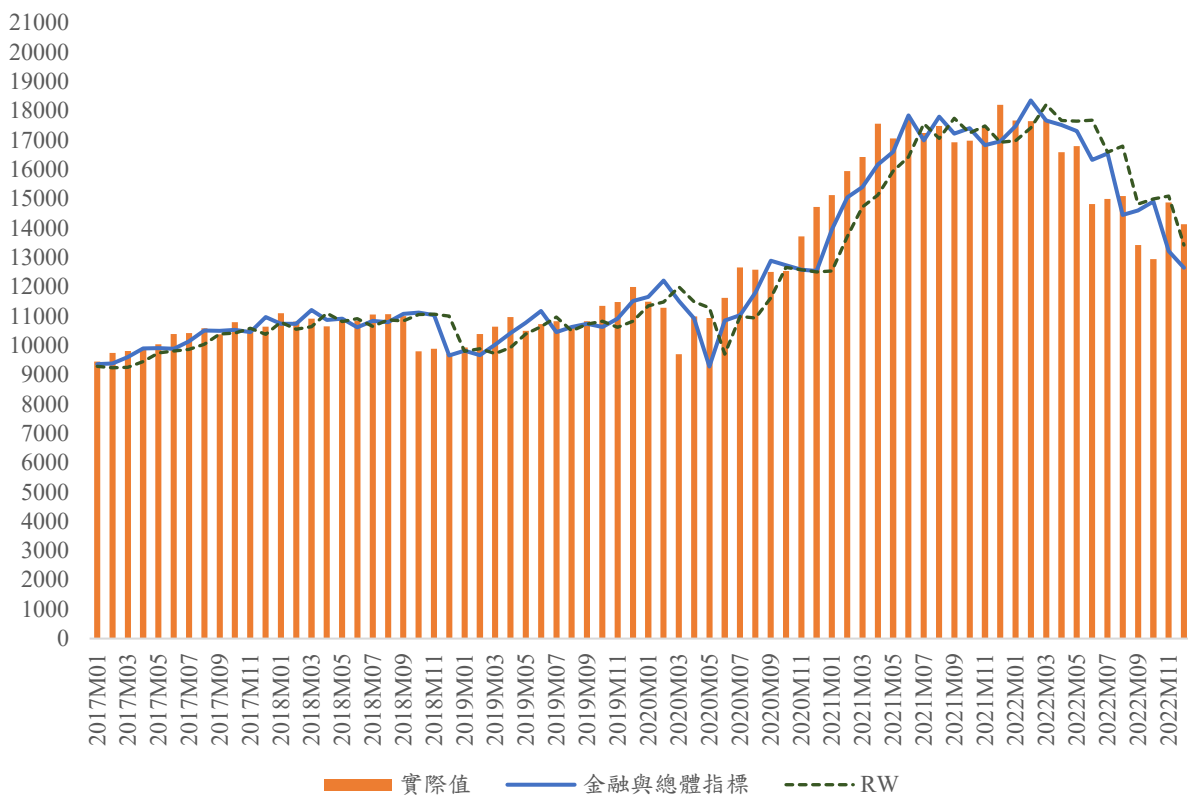


圖 6-2 向前 2 個月對台灣加權股價指數預測值與實際值之比較

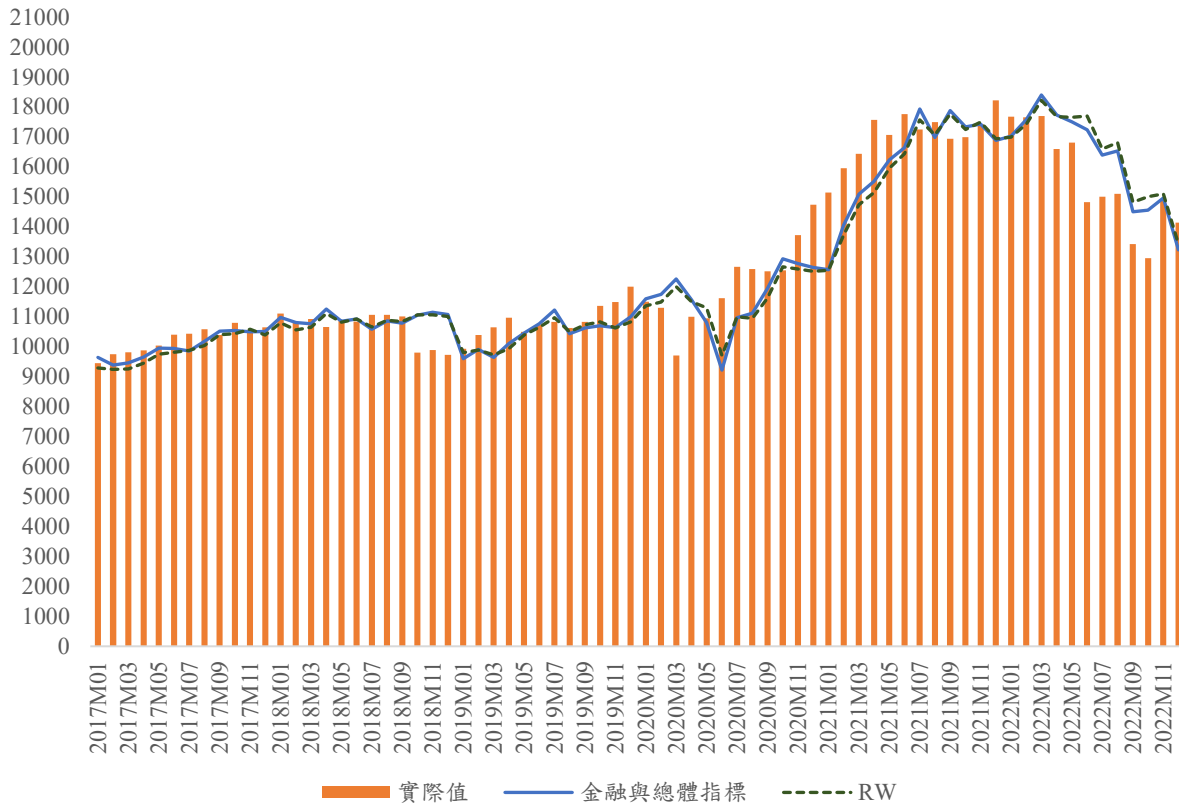


圖 6-3 向前 3 個月對台灣加權股價指數預測值與實際值之比較

6.3 新台幣兌美元匯率

如同前一小節的預測步驟，我們先進行樣本內估計，並將金融指標、總體指標與同時考量兩者的估計結果陳列於表6-5至表6-7，其中新台幣兌美元匯率的自我落後期與解釋變數(如金融指標、總體指標或同時考兩者指標)落後一期的落後期均設為 12，再藉由 Schwarz criterion 資訊準則選擇最適的結果，在 156 個落後組合模型中，僅納入金融指標的最佳的模型結果為 ARDL(2,1)，僅納入總體指標的最佳的模型結果為 ARDL(3,1)；同時納入金融指標與總體指標的最佳模型為 ARDL(2,1,0)。

表 6-5 金融指標對應之最佳 ARDL 模型全樣本估計

變數	係數	標準差	T統計量	P值
新台幣兌美元匯率(-1)	1.367853	0.061812	22.12919	0.0000
新台幣兌美元匯率(-2)	-0.369319	0.062179	-5.939605	0.0000
金融指標(-1)	-0.825709	0.235703	-3.503178	0.0006
金融指標(-2)	0.928486	0.225014	4.126345	0.0001
R-squared	0.962327	Mean dependent var		31.11204
Adjusted R-squared	0.961835	S.D. dependent var		1.641458
S.E. of regression	0.320672	Akaike info criterion		0.580150
Sum squared resid	23.65100	Schwarz criterion		0.639215
Log likelihood	-63.87750	Hannan-Quinn criter.		0.603965
Durbin-Watson stat	1.941591			

表 6-6 總體指標對應之最佳 ARDL 模型全樣本估計

變數	係數	標準差	T統計量	P值
新台幣兌美元匯率(-1)	1.434834	0.066529	21.56701	0.0000
新台幣兌美元匯率(-2)	-0.555218	0.111262	-4.990197	0.0000
新台幣兌美元匯率(-3)	0.120611	0.066920	1.802305	0.0728
總體指標(-1)	-0.642819	0.277049	-2.320234	0.0212
總體指標(-2)	0.575713	0.271691	2.118996	0.0352
R-squared	0.961229	Mean dependent var		31.11204
Adjusted R-squared	0.960552	S.D. dependent var		1.641458
S.E. of regression	0.326018	Akaike info criterion		0.617409
Sum squared resid	24.33992	Schwarz criterion		0.691240
Log likelihood	-67.23681	Hannan-Quinn criter.		0.647177
Durbin-Watson stat	1.979651			

表6-7 金融指標與總體指標對應之最佳ARDL模型全樣本估計

變數	係數	標準差	T統計量	P值
新台幣兌美元匯率(-1)	1.374815	0.061830	22.23525	0.0000
新台幣兌美元匯率(-2)	-0.375494	0.062157	-6.041002	0.0000
金融指標(-1)	-0.450863	0.345255	-1.305884	0.1929
金融指標(-2)	0.982073	0.227323	4.320169	0.0000
總體指標(-1)	-0.498942	0.336558	-1.482483	0.1396
R-squared	0.962685	Mean dependent var	31.11204	
Adjusted R-squared	0.962033	S.D. dependent var	1.641458	
S.E. of regression	0.319840	Akaike info criterion	0.579145	
Sum squared resid	23.42618	Schwarz criterion	0.652977	
Log likelihood	-62.75998	Hannan-Quinn criter.	0.608914	
Durbin-Watson stat	1.960247			

值得注意的是，與台灣加權股價指數的全樣本估計不同之處，在於新台幣兌美元匯率 ARDL 模型中解釋變數落後一期的估計係數均為負值，若以金融指標為例，表示若前一期金融指標走揚，則新台幣將較為強勢，將轉為升值；反之，新台幣則走貶。

透過全樣本的估計結果後，我們將依此設定重新進行樣本內，再做樣本外的預測。與前一小節相同，我們利用相對 RMSE 與相對 MAE 進行向前 1 個月至 3 個月(H=1~H=3) 各 ARDL 模型與隨

機漫步模型相比的績效評估，比較結果陳列於表6-8。

表 6-8 相對於基準模型之預測績效評估：新台幣兌美元匯率

	金融指標	總體指標	金融與總體指標
H=1			
RMSE	0.917	0.890**	0.910*
MAE	0.968	0.895*	0.958
H=2			
RMSE	0.955	0.945*	0.927**
MAE	0.939*	0.925**	0.903**
H=3			
RMSE	0.949*	0.947**	0.911**
MAE	0.934*	0.939*	0.909*

註：1. 粗體黑字為與隨機漫步模型之相對RMSE(MAE)小於1。預測績效評估期間為2017年1月至2022年12月。

2. **與*分別表示 Diebold–Mariano 檢定統計量在 1%與 5%的水準下顯著。

從表可知，H=1 至 H=3 的預測期間，不論是相對 RMSE 或是相對 MAE，均是以納入本研究所建構的金融指標與總體資料具有較佳的預測績效。例如，在 H=1 時，金融指標的 ARDL 模型相對 RMSE 為 0.917，表示金融指標之 ARDL 模型是隨機漫步模型的 0.917 倍，

故金融指標 ARDL 模型的 RMSE 小於隨機漫步模型。H=3 時，金融指標的 ARDL 模型相對 MAE 為 0.934，表示金融指標之 ARDL 模型為隨機漫步模型的 0.934 倍，亦即金融指標 ARDL 的 MAE 小於隨機漫步模型。

另一個有趣的發現是，三個不同模型的設定，除了在相對短期 (H=1) 的預測期間外，均以同時納入金融與總體指標的 ARDL 模型的預測績效為最佳，在 H=2 時，金融與總體指標的 ARDL 模型之相對 RMSE 與相對 MAE 分別為 0.927 與 0.903，均小於個別的金融指標與總體指標之 ARDL 模型。在 H=3 時，金融與總體指標的 ARDL 模型之相對 RMSE 與相對 MAE 分別為 0.911 與 0.909，表示同時考慮金融與總體指標的資訊，有助於提升對新台幣兌美元的預測能力。當我們進一步考量 DM 檢定，更可發現 ARDL 模型與隨機漫步模型的預測結果具統計顯著差異，顯示本研究藉由新聞資訊所建構的金融與總體指標具有一定程度可輔助提升新台幣兌美元走勢的預測績效。如同前一小節分析，我們也將同時納入金融與總體指標的 ARDL 模型樣本外的預測結果與隨機漫步模型及實際值的走勢繪於圖 6-4 至 6-6，讓讀者能更瞭解相關的預測結果。

綜合本研究的關注的兩個主要財金變數(台灣加權股價指數與新台幣兌美元) 的預測結果，我們認為，本研究利用新聞資訊所編製的

金融指標與總體指標，並建構 ARDL 模型進行樣本外預測，相較於文獻上常用的基準模型——「隨機漫步模型」，具有相對較佳的預測績效，顯示此兩個指標確實蘊含一定程度能反映短近未來財金變數動向的資訊，或許也可作為後續相關研究的參考指標。

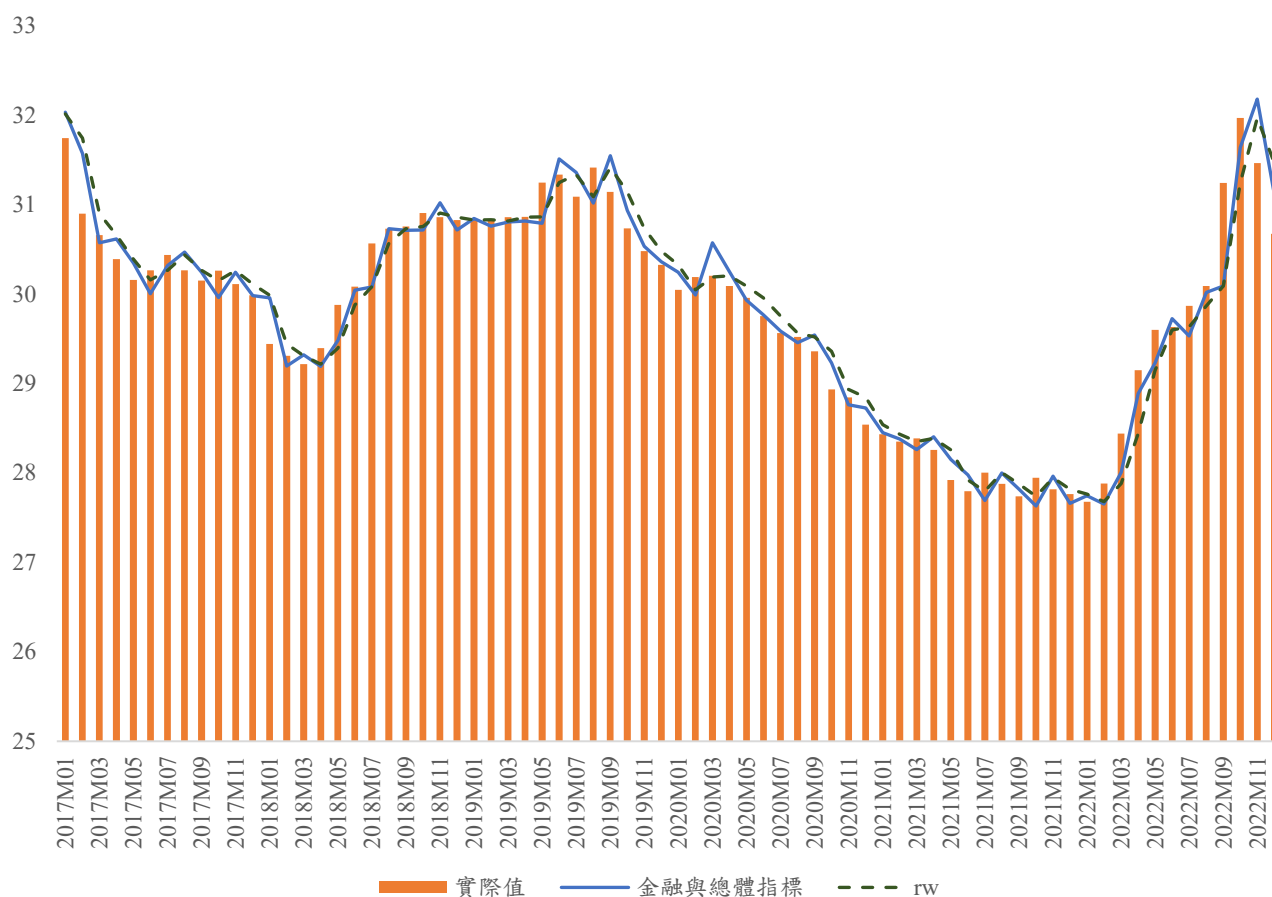


圖 6-4 向前 1 個月對新台幣兌美元預測值與實際值之比較

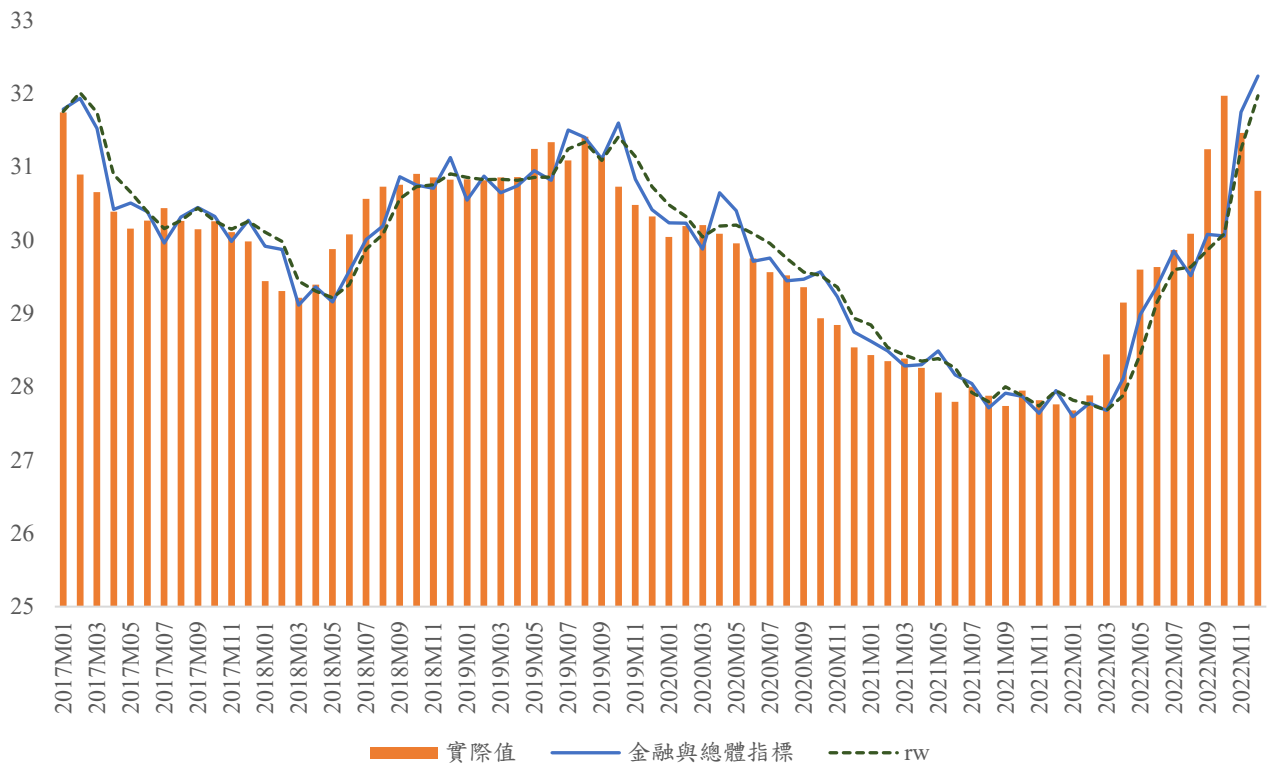


圖 6-5 向前 2 個月對新台幣兌美元預測值與實際值之比較

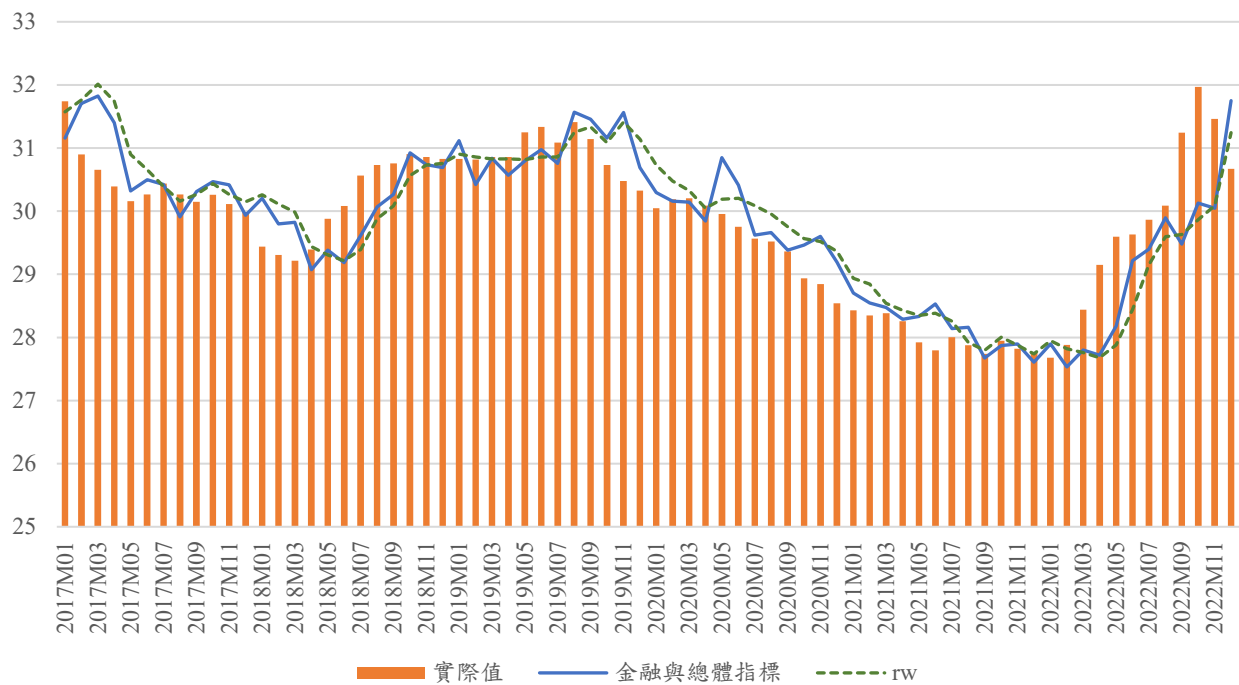


圖 6-6 向前 3 個月對新台幣兌美元預測值與實際值之比較

6.4 以 AR 模型為基準模型之預測績效評析結果

在前面兩小節，我們以隨機漫步模型為預測績效評析之基準模型，但文獻上也常以 AR 模型作為基準模型。因此，為了探討本研究在樣本外預測的穩健性 (robustness)，我們在此小節中將改以 AR 模型做為基準模型，並重新評估樣本外預測績效。

首先，我們利用 Schwarz criterion 資訊準則選擇 AR 模型最適落後期，經挑選後 AR(1) 模型為最佳模型。接著，利用 AR(1) 模型進行樣本內估計後，再進行樣本外預測，以得到向前 1 個月 ($H=1$) 至向前 3 個月 ($H=3$) 的預測值。最後，計算 AR(1) 模型的預測結果與實際值之 RMSE 與 MAE，與前兩個小節的 ARDL 模型之相對 RMSE 與 MAE，比較預測績效的優劣。相關結果呈現於表 6-9 與 6-10。

整體而言，相對於 AR(1) 模型，ARDL 模型不論在對台灣加權股價指數或是新台幣兌美元匯率的預測均有較佳的預測績效，僅有金融指標在 $H=1$ 時的相對 MAE 值大於 1。若與隨機漫步模型的結果相比，明顯不同之處在於對台灣加權股價指數的預測，ARDL 模型在向前 1 期的預測績效普遍不如隨機漫步模型，但在 AR(1) 模型比較中卻看不到這個現象。此外，此結果也告訴我們，不同基準模型將有不

同之評析結果。不論如何，透過本小節的穩健性檢定，我們更可以確認，本研究所建構之兩個指標確實蘊含一定程度能反映短近未來財金相關變數動向的資訊，應可作為後續相關研究的參考指標。

表 6-9 相對於 AR(1)模型之預測績效評估：台灣加權股價指數

	金融指標	總體指標	金融與總體指標
H=1			
RMSE	0.994	0.986	0.978
MAE	1.001	0.998	0.996
H=2			
RMSE	0.996	0.989	0.964
MAE	0.996	0.987	0.978
H=3			
RMSE	0.990	0.986	0.949*
MAE	0.985*	0.971	0.962*

註：1. 粗體黑字為與AR(1)模型之相對RMSE(MAE)小於1。預測績效評估期間為2017年1月至2022年12月。

2. **與*分別表示 DM 檢定統計量在 1%與 5%的水準下顯著。

表 6-10 相對於 AR(1)模型之預測績效評估：新台幣兌美元匯率

AR	金融指標	總體指標	金融與總體指標
H=1			
RMSE	0.919	0.891*	0.911*
MAE	0.979	0.905*	0.970
H=2			
RMSE	0.956	0.946*	0.928*
MAE	0.946	0.932*	0.910**
H=3			
RMSE	0.949*	0.946**	0.910**
MAE	0.954	0.959	0.928

註：1. 粗體黑字為與AR(1)模型之相對RMSE(MAE)小於1。預測績效評估期間為2017年1月至2022年12月。

2. **與*分別表示 DM 檢定統計量在 1%與 5%的水準下顯著。

7. 結論

本計畫大幅擴充徐之強等(2019) 運用「文字探勘」技術萃取中文新聞中的關鍵總體資訊以輔助預測我國的季頻率 GDP 的研究報告，進一步驗證了新聞中的文字資訊經過有效的判讀與量化後，再加上合適的計量模型，確實能提升台灣加權股票指數與新台幣兌美元匯率的預測績效。具體而言，此計畫主要的幾個擴充關鍵面向為：(i) 涵蓋了 2020 年初的 COVID-19 與 2022 年初的俄烏戰事兩大衝擊事件的資料期間；(ii) 兼納總體經濟與金融市場波動的相關中文新聞訊息；(iii) 分析並預測相對高頻的主要金融市場變動態勢；(iv) 建構能同時允許定態與非定態變數的計量模型；(v) 從多面向驗證所建構指標的統計性質與預測績效。

具體而言，本計畫完成的工作與主要發現可歸納如下：

1 「文字探勘」相關學術文獻與發展的整理：

- 1.1 與「指標建構」相關文獻，如建構景氣同時指標、經濟政策不確定性指標與貨幣政策不確定性指標等研究。
- 1.2 與「預測應用」相關文獻，如探討對景氣波動、總體經濟變數、股票市場相關指數與房價通膨指數等研究。
- 1.3 與「金融」相關文獻，如探討相關詞庫建置或是情緒的定

義、10-K 文件的重要性與應用、金融新聞中的負面語氣影響等研究。

1.4 與「中央銀行」相關的應用文獻，如探討央行官員談話、會議紀要中的語氣與不確定性層級對金融市場波動的影響等研究。

2 中文網路主流新聞媒體對應的總體景氣與金融情緒指標的建構：

2.1 建構期間為 2005 年 5 月 1 日起至 2022 年 12 月 31 日，共有 236 個（月頻率）樣本數。

2.2 不論是金融或總體經濟新聞報導，正面的比例皆多於負面報導的比例。

2.3 兩個指標的最小值均出現在全球金融海嘯時間（財金指標的 2008 年 10 月，總體指標則是發生於 2008 年 9 月）。

2.4 兩指標皆為負偏態與高峽峰，不符合常態分配。

2.5 兩指標的波動相對頻繁；AR(1) 估計係數分別為 0.74 與 0.78，而其調整回均衡的半衰期 (half-life) 則分別為 2.30 與 2.79 個月。

2.6 指標值低於 -1.65 倍標準差的期間均有重要經濟金融事件

的發生；如 2003 年 5 月 SARS 疫情、2006 年國內雙卡風暴、2008 年 7 月至 2009 年的全球金融海嘯、2011 年歐債危機與 2020 年 2 月至 3 月 COVID-19 疫情衝擊等。

3 景氣動向的關連分析：

- 3.1 所建構之金融與總體指標具有高度相關性（相關係數達 0.88）。
- 3.2 金融指標與總體指標對於景氣波動的捕捉能力應介於領先指標與同時指標之間；兩者與國發會景氣領先指標則為中度相關（相關係數分別為 0.54 與 0.49），但與同時指標的相關性較低（相關係數分別為 0.32 與 0.35）。

4 葛蘭傑因果關係檢定：

- 4.1 金融指標與總體指標和領先指標間，都具有雙向的顯著關係。
- 4.2 金融指標與總體指標和同時指標間，都僅具單向的顯著關係。

5 全樣本預測金融重大事件或景氣衰退機率狀況：

- 5.1 金融指標(總體指標)樣本內配適當期經濟金融高風險機率

大約都在重大經濟金融事件發生期間逐漸增加。

- 5.2 樣本內的預測衰退機率相對高點與國發會認定之衰退期谷底時點相近，但也都呈現略微領先 1-2 個月的情況。

6 金融市場變數預測應用：

- 6.1 股價指數的 ARDL 模型估計與預測績效：

- 6.1.1 ARDL 模型中解釋變數落後一期的估計係數均為正值，亦即前期指標越好，當期股價表現傾向越好。

- 6.1.2 與「隨機漫步模型」相較：

- 6.1.2.1 針對未來相對短期 ($H=1$) 股價指數的樣本外預測，「隨機漫步模型」可能是比較好的預測模型，但本研究所建構的金融指標與總體指標仍具有一定的預測能力。

- 6.1.2.2 針對向前 2 個月 ($H=2$) 與向前 3 個月 ($H=3$) 的樣本外預測，我們發現不論是相對 RMSE 或是相對 MAE 的績效評估準則下，本研究所建構的金融指標與總體指標的 ARDL 模型預測結果均較「隨機漫步模型」佳。

6.2 新台幣兌美元匯率的 ARDL 模型估計與預測績效：

6.2.1 ARDL 模型中解釋變數落後一期的估計係數均為負值，

亦即前期指標越好，當期新台幣兌美元匯率越傾向強勢而呈現升值態勢。

6.2.2 與「隨機漫步模型」相較：

針對向前 1 個月 ($H=1$) 至向前 3 個月 ($H=3$) 的樣本外預測，不論是相對 RMSE 或是相對 MAE，均是以納入本研究所建構的金融指標與總體資料具有較佳的預測績效。並且，除了在相對短期 ($H=1$) 的預測期間外，均以同時納入金融與總體指標的 ARDL 模型的預測績效為最佳。

6.3 與 AR(1) 模型相較，所建構之 ARDL 模型不論在對台灣加權股價指數或是新台幣兌美元匯率的預測幾乎均有較佳的預測績效。

綜合上述發現，我們認為，本研究利用新聞資訊所編製的金融指標與總體指標，並建構 ARDL 模型進行樣本外預測，相較於文獻上常用的基準模型——「隨機漫步模型」與「自我迴歸 AR 模型」，幾乎多具有相對較佳的預測績效，顯示此兩個指標確實蘊含一定程度能

反映短近未來財金變數動向的資訊，或許也可作為後續相關研究的參考指標。此外，就我們所知，目前我國仍尚未有相對正式發表的學術研究，分析國內中文新聞中的經濟與金融相關訊息對我國金融市場變化態勢的預測能力。此計畫的研究成果除了能對我國政府或央行在監測主要金融市場變化時有額外助益外，也能在我國的相關學術研究上有所貢獻。

附錄 1 本研究所採用建置之關鍵字（範例）

附錄 1-1 總體相關字詞（範例）

國家發展委員會	供應商交貨時間	勞動市場
領先指標	未來六個月展望	物價指數 CPI 年增率
落後指標	商業活動	核心通膨
同時指標	投資股市時機	美國經濟
景氣復甦	物價水準	製造業採購經理人指數
景氣	家庭經濟狀況	美國供應管理研究所
股價指數變動率	就業機會	非製造業採購經理人指數
貨幣總計數 M1B 變動率	購買耐久財	樂觀看法
燈號	國內經濟景氣	悲觀看法
工業生產指數變動率	子指標	前兩大經濟體
非農業部門就業人數變動率	未來半年	拉抬
海關出口值變動率	營建工程投資	經濟成長
機械及電機設備進口值變動率	營建工程	通膨水準
製造業銷售量指數變動率	都市更新	不至於
批發零售及餐飲業營業額變動率	運輸設備	經濟展望
製造業營業氣候測驗點	運輸設備投資	綜合經濟觀察指標

構成指標	餐飲業營業額	樂觀
上月	零售業營業額	樂觀氛圍
上修	消費者信心	民間企業設備投資
下修	消費者信心指數	全球景氣
黃藍燈	展望	回溫
綠燈	出口	帶動
黃紅燈	連動性	存貨變動
領先指標不含趨勢指數	電子終端消費產品	正成長
同時指標不含趨勢指數	電子產品	負成長
構成項目	國際競爭	外貿方面
長期趨勢	主計總處	日圓
復甦	國民所得	貶值
景氣對策信號綜合判斷分數	走強	升值
核發建照面積	走低	出入超
製造業營業氣候測驗點	走弱	積體電路
外銷訂單指數	隔夜拆款利率	基本金屬
股價指數	物價上漲率	塑化原料
實質貨幣總計數 M1B	油價	歲修
實質海關出口值	香菸	工安事件

電力（企業）總用電量	菸稅	電子零組件
批發、零售及餐飲業營業額	蔬果類	太陽電池
實質機械及電機設備進口值	蔬果	較上年同月
景氣概況	水果	印刷電路
工業及服務業受僱員工人數	輸入	電容及電阻器
製造業單位產出勞動成本指數	有利因素	化學品
製造業存貨率	有利	二甲苯
全體貨幣機構放款與投資	不利	苯乙烯
金融業隔夜拆款利率	升息	基本金屬及其製品
非農業部門就業人數	國內生產	不銹鋼及其製品
工業生產指數	電力供應	鐵或非合金鋼及其製品
製造業銷售量指數	年改	塑橡膠及其製品
經貿政策	年金改革	塑膠原料
貨幣政策	勞動新制	資通與視聽產品
地緣政治	未定	電腦及其附屬單元

附錄 1-2 金融相關字詞（範例）

貼現窗口機制	信用違約交換	保付支票
退票	農會信用部	銷戶
單據審核	漁會信用部	開戶
國內匯兌（款）	信用評等	會計簽核
付款銀行	信用風險	全年累積結購或結售金額
發票人	支付系統之信用風險	資產負債累積缺口
簽發支票	換匯換利	累計減損
電子連線投標系統	保管業務	實際準備金
權益證券有關契約	債負比率	指數型房貸
歐洲復興開發銀行	外匯收支或交易申報書	國庫主管機關—財政部
超額準備	申報義務人	國庫經辦行
交換公債	款券同步交割	亞太經濟合作組織
民間外債	活期存款	基準利率
公共外債	存款	持票人
最終清算	國庫保管品寄存證	無記名式債券
洗錢防制工作小組	國庫機關專戶存款	投標倍數

金融檢查	存款收付	託收票據
金融控股公司	公開市場操作指定交易商	票券金融公司
金融機構	定時淨額清算機制	中央登錄債券
金融健全指標	指定時點轉帳	營業時間
外匯市場	盲人點	結算機構
外匯存底管理	銀行業輔導客戶申報 外匯收支或交易應注意事項	託收
結匯	銀行業辦理外匯業務 作業規範	商品有關契約
換匯	貼現率	基層金融機構
外匯交易	國際放款	競標
遠期合約	金融穩定	本國銀行營運績效季報
應付遠匯款	金融穩定委員會	東南亞國家中央銀行總裁 聯合會
應收遠匯款	金融穩定協會	合併銀行統計
遠期利率協議	金融監理	合併外國債權

無款移轉	國庫代理機關－中央 銀行	控管程序
一般業務檢查	外幣遠期利率協定	重要支付系統之核心準則
出口外匯收入	外匯	票面利率
進口外匯支出	外匯業務	授信
公債重組	匯率有關契約	信用卡公司
公庫法	管理外匯條例	信用有關契約
利息	遠期外匯契約	信用合作社
利率有關契約	外匯投資	指數型房貸利率
利率風險	利率敏感性缺口	國庫總庫－中央銀行國庫 局
資訊揭露	凹版印紋	跨行通匯系統
保證款項	減損損失	

附錄 2 與本研究有關之文獻彙整表

主題：與中央銀行相關			
作者	研究期間	主要使用資料	主要研究成果與發現
Petropoulos and Siakoulis (2021)	2008~2019	BIS, 主要央行官方的談話	不同於傳統計量或是統計手法，此研究嘗試使用自然語言處理及機器學習的技術，過濾出談話中透露的訊號，並試圖轉譯為未來金融市場脈動的情緒指標。其中，作者透過蒐集過去歷史談話所預先定義的詞籍，訓練極限梯度提升模型 (XGBoost) 以建立指標；當指標超過特定門檻值時，揭示了重要轉折的訊息。
Stekler and Symington (2016)	2006~2010	FOMC minutes	分析 FOMC 的會議紀要(將各期談話檢視，提到的關鍵字會有對應的分數，對於事件進行計算)，以觀察預測過程及決定質化資料預測中所需要的資訊。
ter Ellen, Larsen and Thorsrud (2021)	2001~2018	挪威央行的新聞稿與決策會議前後的新聞	由於大家過去對於央行及金融市場溝通的傳遞機制已有一定認知，本文進一步將文本資料的敘述進行量化，探索央行如何透過媒體以傳播訊息給更普遍的閱聽者。假設央行認為該消息值得且能夠透過媒體予大眾，並且該信念能夠影響許多人

			的情況下，作者將媒體敘事的順位優先於央行政策宣告。資料蒐集範圍包含央行公開聲明、報紙文章等，透過 NLP、SVD 並搭配 Bai and Ng (2013) 的方法等，協助篩選與識別其中的因子，了解媒體居中扮演角色的影響。
Huang, and Kuan (2021)	1993~2016	FOMC	作者根據文字探勘與情感指標的預測能力對 FOMC 的會議紀要進行分析。在每個目標 (mandate) 底下，例如:就業、物價、利率等，都有所屬相對應的關鍵字，蒐集而成樣本後，再進行適應性的貝氏估計以建立指標。此外，此研究也改善現有的文字探勘應用方式，協助識別與經濟相關的詞彙、關鍵字及術語。實證顯示，這些目標特定 (mandate-specific) 的情緒指標能夠展現不同特色，可以協助解釋不同期間內 FOMC 政策強調的主題，並能夠有效預測經濟變數。
Lüdering and Tillmann (2020)	2013	twitter	作者剖析 twitter 上對於貨幣政策的論戰及追蹤這些特定的議題對於美國資產價格的影響；其中，聚焦在 2013 年 FED 帶來的削減恐慌事件。作者使用文字分析並量化這些資料，再透過傳統的 VAR 分析估算議題效果對於資產價格的衝擊影響。研究成果發現，社群媒體對於 FED 政策討論中包含價格相關的資訊（如削減的時間、經濟政

			策內容、投資人的擔憂等)的衝擊皆使資產價格產生重大變動。
Eskici, and Koçak (2018)	2006~2018	土耳其央行月頻物價報告	本文使用土耳其央行月頻率的物價報告，分析文本中的主題與詞彙，進而評估月頻物價內年度CPI指數的統計一致性。估計結果顯示，此報告可強化衡量核心通膨的相關資料，並驗證顯物價報告資料的集群與年度CPI間具統計一致性。
Jegadeesh, and Wu (2010)	1991~2015	FOMC	本文透過自動化演算法 Latent Dirichlet Allocation (LDA) 將 FOMC 會議紀要分類為不同的經濟主題，並同時提取每個主題的語氣和不確定性層級，以量化 Fed 發布的經濟和政策內容的語調，之後再使用市場的反應來客觀評估每個主題相對的訊息量。研究結果發現，主題內容與市場波動間存在顯著關係，Fed 本身所擁有的訊息會通過會議紀要將這些訊息傳遞給市場。
Azar and Lo (2016)	2007 ~ 2014	Twitter and FOMC	作者創建一個與 Fed 相關的推文數據集，並證明即使在控制風險和資產定價因素之後，推文的內容也可用於預測未來報酬。甚者，作者利用這些數據更構建了一個簡單的交易策略，發現根據推文訊息的資產配置策略優於多個其他常用的基準策略。
ter Ellen and David (2015)	1999~2014	FOMC	FOMC 會後聲明是 Fed 重要的溝通工具之一。本

			文使用了計算語言學中開發的技術自然語言處理 (NLP) 研究 1999 年到 2014 年會後聲明所帶來的影響。其中，重點關注了 FOMC 在 2008 年 12 月發布的會後聲明（該聲明宣布了貨幣政策的重大變化），以驗證 NLP 工具確實可以協助研究者發現該會議後發布的 FOMC 聲明中的不尋常之處，自然語言處理可以消除錯誤印象並揭示隱藏真相。
主題：金融相關應用			
Jegadeesh, and Wu (2013)	1995~2010	10-Ks	本文提出一種文字內容分析方法，來量化文字檔案中的語氣，適當的給予詞彙在內容分析中的權重後，最後再給予分數進行衡量。其中，作者避免將單詞主觀劃分為正面和負面單詞列表，嘗試最小化主觀性的給予分數。本文主要是針對研究某公司發布 10-Ks (美國證交所要求的公司年度報告)的內容，以及公司發布 10-Ks 前後市場給予的回應做內容的語氣分析。研究發現，對 10-Ks 語氣的衡量與市場對負面和正面詞語的反應之間存在顯著關係。本文更量化了 IPO 招股說明書的語氣，研究發現文件衡量分數與 IPO 抑價呈現負相關。
Del Gaudio, Megaravalli,	2012~2017	歐洲商業銀行樣本	本文研究分析強制披露的訊息語調與銀行破產風

Sampagnaro, and Verdoliva (2020)			險之間的關係，以了解這些訊息中可能揭示有關銀行穩定性的資訊。本研究對 2012 年至 2017 年間的歐洲商業銀行樣本（歐盟 15 國）進行了分析。研究發現，透過使用文本內容分析 Loughran 和 McDonald 的特定上下文文本詞典，發現以負面語氣收集的訊息有助於解釋銀行破產風險，表示負面語氣與隨後幾年更大規模的財務困境有關。
Loughran, and Mcdonald (2011)	1994~2011	10-K	研究發現，10-K 文件的大小為重要的代理變數，可用來衡量文件的可讀性，亦可作為財務披露可讀性的衡量標準。透過迴歸分析，在控制其他變量後，較大的 10-K 文件大小具有顯著較高的異常收益波動率，同時發現若投資者和分析師從公司經理那裡獲得與估值相關的訊息所需消化與處理的過程越少，他們就越能精確預測隨後的與價值有關的事件。
Loughran and Mcdonald (2014)	1994~2008	10-K	本研究開發了一個替代的否定詞列表，可以更好地反映金融文本中的語調，並將詞語出現的頻率進行加權以減弱高頻詞的影響，有效減少單詞錯誤的分類。此外，本研究還創建了其他五種詞語分類（積極的、不確定的、訴訟的、強情態詞和弱情態詞）。研究發現，一些單詞列表與 10-K 文件

			提交日期前後的市場反應、交易量、意外收益以及隨後的股票報酬波動有相關。文本分析有助於我們理解訊息對股票收益的影響，它也可能是分析師獲取其他訊息來源的有效方式。此外，也發現一些詞彙表還與被控訴會計欺詐的公司或是其會計存在重大缺陷的公司相關聯。
Tetlock, Saar-Tsechansky and Macskassy (2008)	1980~2004	Wall Street Journal(WSJ) and Dow Jones News Service (DJNS)	本研究主要目的在於，是否可以使用簡單的語言衡量方法來預測個別公司的會計收益和股票收益，因此利用 Bag-of-Words 方法將新聞訊息的詞語轉換為文件詞彙矩陣(document-term matrix)進行情緒分析。研究發現，第一，公司的特定新聞中，負面詞的比例能夠預測公司收益降低情況；第二，公司股價對負面詞語進行反應是短暫的；第三，在基本面的訊息當中，負面詞對收益與報酬的可預測性影響是最大的。
Larsen and Thorsrud (2022)	1988~2014	挪威每日商業報紙	本研究將挪威每日商業報紙中的文本數據分類成不同的新聞主題，並調查它們對資產價格的預測和可能因果關係。本文使用的 DN 新聞文字庫，涵蓋了從 1988 年到 2014 年在 DN 上發表的所有文章，共 459,745 篇文章，並使用 LDA 模型分解為不同新聞主題，LDA 模型是一種非監督式的主題模型，將單詞聚類為主題。研究發現，透過

			大眾媒體發布的新聞，對報酬具有顯著、持續和潛在的經濟盈利預測能力。此外，在媒體罷工期間，公司的報酬比對照組經歷了更大幅下降。
經濟政策不確定性指標(EPU)			
Baker, Bloom, and Davis (2016)	1985~2014	美國和其他 11 個主要經濟體報紙文章	根據報紙報導頻率開發了一個新的經濟政策不確定性指數 (EPU)，研究包含 12,000 篇報紙文章，為美國和其他 11 個主要經濟體制定了新的經濟政策不確定性衡量標準；指數能代表了與政策相關的經濟不確定性的變化。研究發現，EPU 指數在以下事件竄升，包含緊張的總統選舉、第一次和第二次海灣戰爭、9/11 事件、雷曼兄弟倒閉、2011 年債務危機以及其他關於財政政策的重大鬥爭。使用公司層面的數據，研究發現政策不確定性與更大的股價波動，以及國防、醫療保健、金融和基礎設施建設等政策敏感行業的投資和就業減少有關。
Thorsrud(2020)	1988~2016	挪威 DN 商業報紙	作者根據 GDP 成長率和每日商業報紙中包含的文本訊息構建每日商業周期指數。報紙數據被分解成代表新聞主題的時間序列，而商業周期指數則是使用主題和時變動態因子模型估計。由此所建構的指數以近乎完美的準確性對商業周期的階段進行分類，並提供有關推動或反映經濟波動的

			廣泛高頻訊息。在樣本外即時預報實驗中(out-of-sample nowcasting experiments)，該模型與預測組合系統及專家的判斷相比，具有優勢，並能對未來 GDP 修正具有相當預測能力。
Aromi (2020)	1900~1989	華爾街日報	本研究提出了一種量化非結構新聞訊息(unstructured press information)的方法。具體來說，本文使用《華爾街日報》共 90 年的文章內容，利用詞向量表示法(word vector representations)，建構一個涵蓋非結構新聞訊息的指標(indicators)。研究結果發現，新聞訊息的指標包含未來經濟活動的重要資訊。此外，若將不同主觀狀態(例如，不確定性、恐懼、悲觀主義)相關的指標進行組合，可進一步增加訊息的內容。
Alexopoulos and Cohen (2015)	1985~2007	紐約時報	本研究從紐約時報創建了文本的總體經濟和政策特定不確定性指標，並使用它們來研究 1985 年至 2007 年期間美國不確定性水準的變化，其次，以確定政策在這些波動中的作用，第三，評估它們對經濟、股票市場和商業周期的影響。研究發現，包括一般性和政策相關的不確定性衝擊，會抑制經濟活動，顯著增加股市波動性，並降低了市場報酬。

Caldara and Iacoviello(2022)	1985~2020	報紙文章	本研究建構了新聞中不利的地緣政治事件和相關風險的衡量標準 — 地緣政治風險 (GPR) 指數。地緣政治風險 (GPR) 指數在兩次世界大戰期間、韓戰開始、古巴導彈危機期間以及 911 事件 之後飆升。較高的地緣政治風險預示著較低的投資和就業，並與較高的災害機率和較大 GDP 增長的下行風險相關。綜合衡量產業與公司層面的地緣政治風險指標，研究顯示暴露於總體地緣政治風險的行業，其投資下降更多。
Husted, Rogers, and Sun (2020)	1985~2017	報紙文章	本文構建了衡量了公眾對 Fed 政策及其結果的看法的不確定性—貨幣政策不確定性 (MPU) 指數，透過 1985 年至 2017 年，在主要報紙內容搜尋與貨幣政策不確定性相關的關鍵詞來建構指數，此指數反映了閱讀報紙的人的平均意見。研究發現，以 VAR 方法進行衡量，對貨幣政策不確定性的正面衝擊會大幅提高信用利差(credit spreads)並減少產出，顯示不確定性衝擊會對經濟產生負面影響。研究更表明，如果政策利率正常化能夠成功緩解公眾對貨幣政策的不確定性，那將有助於抵消升息產生的收縮效應。
Baker, Bloom, Davis and Renault (2021)	2011~2021	報紙文章、Twitter	本文研究有關“經濟”和“不確定性”兩個關鍵詞的推文數量，構建每日、每週和每月的 Twitter 經濟

			不確定性 (Twitter Economic Uncertainty, TEU) 指標。本研究使用具地理標記的推文和用戶位置推斷，構建美國用戶發送的推文之 TEU 索引。研究發現，本文建構的 TEU 指標與 Baker、Bloom 和 Davis (2016) 以報紙的經濟政策不確定性指數表現相似，這表明 Twitter 用戶和記者對經濟不確定性的演變有相似的看法。
預測應用			
Brown, Ramaccussing, Readse and Rossi (2018)	2013~2014	Twitter	文中嘗試回答以下兩個問題：(1)這些社群媒體所提供的數據是否有助預測？(2)社交媒體的活動是否可以預測比賽結果？本研究採用 1380 萬來自 Twitter 的貼文，並將它們與同時期的 Betfair (一家英國賭博公司)賭注價格相結合，預測英格蘭足球超級聯賽的比賽結果。研究結果發現，在控制市場投注價格之後，推文的整體風向對於進球與發紅牌的預測上提供重要的資訊；若以社群媒體的動向作為投賭的依據，可獲得 2.28%的報酬率。
Barbaglia, Consoli and Manzan (2022)	1980~2019	六家美國大型報紙	本研究衡量新聞中有關經濟波動的情緒字眼，是否能明顯提升景氣波動及總體經濟變數的預測。作者提出細緻多層面情緒分析 (fine-grained aspect-based sentiment analysis) 的方法，此方法有兩個主要特色：(1) 只考慮文中與特定情緒相關的

			字眼 (aspect-based)，(2) 根據作者開發的字典為每個詞分配情感分數，並應用於經濟和金融領域 (fine-grained)。本文的資料包括六家美國大型報紙，總共有超過 660 萬篇文章和 42 億個單詞。研究結果發現，多項經濟情緒指標與景氣波動相關，可作為四個主要總體經濟變量的相關預測指標；若將情緒與總體經濟因素一起考慮時，預測績效會有顯著改善。
Kalamara, Turrell, Redl, Kapetanios and Kapadia (2022)	1990~2019	英國報紙	本文從報紙文本中提取及時經濟訊息，證明此類訊息可以顯著改善對總體經濟變量（包括 GDP、通貨膨脹和失業率）的預測。本文的文字摘自三種流行的英國報紙，結合專有名詞的出現次數與監督式的機器學習，將文本訊息納入預測。研究結果發現，利用報紙文本可以改善絕對值和邊際值的經濟預測，而且這些改善在面臨經濟下行壓力時期最為明顯。
Antweiler, and Frank (2004)	2000	Yahoo! Finance and Raging Bull	本文蒐集在 Yahoo! Finance 和 Raging Bull 上有關道瓊工業平均指數和道瓊互聯網指數的 45 家公司超過 150 萬條留言，並研究這些留言對市場的影響力。本研究使用計算語言學的方法來衡量市場樂觀度，並使用華爾街日報的新聞故事作為對照組。研究結果發現，這些股票相關訊息有助於

			預測市場波動。
Barbaglia, Consoli, and Manzan (2022)	1995~2020	橫跨五個歐洲國家的報紙	本研究的目的是評估情緒指標(以新聞文章內容所建構)的有用性。本文考慮了五個歐洲國家最重要報紙，共 2700 萬篇文章的大數據集，並建構了一組細刻度的(fine-grained)、以概念為基礎的(aspect-based)經濟活動情緒指標。本文的研究結果提供了樣本內和樣本外的證據，證明情緒指標在預測五個歐洲國家的 GDP 上提供了有用的訊息。此外，相對於傳統的總體經濟指標，情緒指標可提供更好的預測能力。因此本文提出結論：應考慮將以新聞內容計算的情緒指標作為經濟預測時應該採用的額外有用工具。
Angelico, Marcucci, Miccoli, and Quarta (2021)	2013~2016	義大利的 Twitter 貼文	本文使用義大利的 Twitter 貼文，利用文本數據(textual data)和機器學習技術來構建消費者通膨預期的衡量指標。首先，本文使用關鍵詞來識別與價格及其預期相關的推文。其次，依據選定的推文，將潛在狄利克雷分配 (LDA, Latent Dirichlet Allocation) 與字典方法(dictionary-based approach) 結合，構建一組通貨膨脹預期指標。最後，本文證明以 Twitter 的指標與通膨預期高度相關，本文建構的指標可以預測消費者預期、可作為良好的代理變數(proxy)以及提供超越根據市場

			的預期 (market-based expectations)、專家預測 (professional forecasts) 和實際通貨膨脹 (realized inflation) 的額外資訊。
Kirleby and Larsen (2021)	2003~2021	房價資料: Eiendom Norge (挪威房地產中介行業組織) 所發布的挪威房價統計數據。 新聞資料: Dagens Næringsliv (專門報導商業新聞的挪威報紙)	本文研究新聞文章中的訊息是否可以改善短期預測範圍內的房價上漲預測。為了研究挪威房價上漲與新聞文章訊息之間的關係，作者使用 OLS 估計三種房價通脹的預測模型。研究結果發現，新聞數據有助於預測經濟困難時期房地產市場的走向，尤其在轉折點附近。此外，研究發現對於 Covid-19 大流行，最好的模型是僅使用新聞數據的模型。將純粹以新聞的預測與挪威銀行貨幣政策報告中的預測進行比較，作者發現根據新聞的預測在整個 Covid19 大流行期間的預測誤差較小。到 2020 年 3 月，根據新聞的預測與其他模型的預測結果相比，可以更早地捕捉到轉折點。
Ellingsen, Larsen, Thorsrud (2022)	1985~2020	道瓊斯通訊社新聞數據集 FRED 資料庫	本文使用來自道瓊斯通訊社檔案館的 2250 萬篇新聞文章的獨特數據集，與較新的預測文獻中使用最廣泛的數據集之一，即 FRED，進行了深入的即時樣本外預測比較研究。本文的評估側重於預測美國 GDP、消費和投資增長。研究結果發現，新聞數據包含經濟指標未捕獲的訊息，並且該新聞對於預測消費發展特別有用。此外，新聞數據

			對提前一季和兩季的預測比即時預報的表現相對更好，並且根據新聞的預測往往比經濟指標做出的預測更好，例如在大衰退期間和之後的復甦。
--	--	--	---

參考文獻

- 徐之強、黃裕烈、徐士勛 (2019),「由媒體報導文字資訊預測 GDP」,台北外匯市場發展基金會委託研究計畫。
- 郭照榮、李宜熹、陳勤明(2013), Basel III 對金融穩定及貨幣政策之影響, 中央銀行季刊, 35, 11-60。
- 黃裕烈、葉錦徽、陳重吉 (2021),「臺灣不確定指標之建構與分析」,經濟論文叢刊, 49, 307-334。
- 黃裕烈、管中閔 (2019),「美國聯準會會議紀要的文字探勘與臺灣經濟變數預測」,經濟論文叢刊, 47, 363-391。
- 黃裕烈(2022),「以文字探勘技術編製台灣貨幣政策意料外指數與其應用」,中央銀行經濟研究處委託計畫,期中報告。
- Alexopoulos, M., and Cohen, J., (2015), The power of print: Uncertainty shocks, markets, and the economy, *International Review of Economics & Finance*, 40, 8-28.
- Angelico, C., Marcucci, J., Miccolo, M., and Quarta, F., (2021), Can we measure inflation expectations using Twitter, *Bank of Italy Temi di Discussione (Working Paper) No. 1318*.
- Antweiler, W., and Frank, M. Z., (2004) , The information content of internet stock message boards, *Journal of Finance*, 59, 1259-1294.
- Aromi, J. D., (2020), Linking words in economic discourse: Implications for macroeconomic forecasts, *International Journal of Forecasting*,

36, 1517-1530.

Azar, P., and Lo, A. W. (2016), The wisdom of twitter crowds: predicting stock market reactions to FOMC meetings Via twitter feeds, *Journal of Portfolio Management*, 42, 123-134.

Baker, S. R, Bloom N., and Davis, S. J. (2016), Measuring economic policy uncertainty, *The Quarterly Journal of Economics*, 131, 1593-1636.

Baker, S., Bloom, N. Davis, S. J., and Renault, T., (2021), Twitter-derived measure of economic uncertainty, Working Paper.

Barbaglia, L., Consoli, S., and Manzan, S., (2022), Forecasting GDP in Europe with textual data, working paper,

Barbaglia, L., Consoli, S., and Manzan, S., (2022), Forecasting with economics news, *Journal of Business and Economic Statistics*, Forthcoming.

Brown, A., Rambaccussing, D., Reade, J. J., and Rossi, G., (2018), Forecasting with social media: Evidence from tweets on soccer matches, *Economic Inquiry*, 56, 1748-17630.

Caldara, D., and Iacoviello, M., (2022), Measuring geopolitical risk, *American Economic Review*, 112, 1194-1225.

Del Gaudio, B. L. Megaravalli, A. V., Sampagnaro, G., and Verdoliva, V., (2020), Mandatory disclosure tone and bank risk-taking: Evidence from Europe, *Economic Letters*, 186, 108531.

Del Gaudio, B., Megaravalli, A. V., Sampagnaro, G., and Verdoliva, V.,

- (2020), Mandatory disclosure tone and bank risk-taking: Evidence from Europe, *Economic Letters*, 186, 108531.
- Diebold, F. X. and Mariano, R. S. (1995), Comparing Predictive Accuracy, *Journal of Business & Economic Statistics*, 20, 134-144.
- Duker, M. J. (1997), Strengthening the case for the Yield Curve as a Predictor of US recession, *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 79, 41-51.
- Eillingsen, J., Larsen, V. H., and Thorsrud, L. A., (2022), News media vs. FRED-MD for macroeconomic forecasting, *Journal of Applied Econometrics*, 37, 63-81.
- Eskici, H. E., and Koçak K. A., (2018), A text mining application on monthly price developments reports, *Central Bank Review*, 18, 51-60.
- Estrella, A., and F. S. Mishkin (1998), Predicting US Recessions: Financial Variables as Leading Indicators, *Review of Economics and Statistics*, 80, 45-61.
- Fama, E. (1965) The Behaviour of Stock Market Prices. *Journal of Business*, 64, 34-105.
- Ghysels, E. and M. Marcellino, (2018) , *Applied Economic Forecasting using Time Series Methods*, Oxford University Press.
- Hansen, S., M. McMahon, and A. Prat (2018), Transparency and deliberation within the FOMC: A computational linguistics approach, *Quarterly Journal of Economics*, 133, 801-870.

- Huang, Y. L., and Kuan, C. M. (2021), Economic prediction with the FOMC minutes: An application of text mining, *International Review of Economics & Finance*, 71, 751-761.
- Husted, L., Rogers, J., and Sun, B., (2020), Monetary policy uncertainty, *Journal of Monetary Economics*, 115, 20-36
- Jegadeesh, N., and Wu, D., (2010), Deciphering FedSpeak: The Information Content of FOMC Meetings, Working Paper.
- Jegadeesh, N., and Wu, D., (2013), Word power: A new approach for content analysis, *Journal of Financial Economics*, 110, 712-729.
- Kalamara, E., Turrell, A., Redl, C., Kapetanios, G., Kapadia, S., (2022), Making text count: Economic forecasting using newspaper text, *Journal of Applied Econometrics*, 37. 869-919.
- Kirkeby, S. J. and Larsen V. H. (2021), House price prediction using daily news data, *Norges Bank Staff Memo*, No.5, 2021.
- Larsen, V. H., and Thorsrud, L. A., (2022), Asset returns, news topic and media effect, *Scandinavian Journal of Economics*, 124, 838-868.
- Loughran, T., and McDonald, B., (2011), When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks. *Journal of Finance*, 66, 35-65.
- Loughran, T., and McDonald, B., (2014), Measuring readability in financial disclosures, *Journal of Finance*, 69, 1643-1671.
- Lüdering, J., and Tillmann, P. (2020), Monetary policy on twitter and asset

- prices: Evidence from computational text analysis, *North American Journal of Economics and Finance*, 51, 100875.
- Meese, R. and Rogoff K. (1983), Empirical Exchange Rate Models of the Seventies: Do They Fit Out of Sample? *Journal of International Economics*, 14, 3-24.
- Menden, C., and C. R. Proano (2017), Dissecting the Financial Cycle with Dynamic Factor Models, *Quantitative Finance*, 17,1965-1994.
- Pesaran, M. H. and Shin, Y., 1999, “An Autoregressive Distributed Lag Modelling Approach to Cointegration Analysis”, *Econometrics and Economic Theory in the 20th Century: The Ragnar Frisch Centennial Symposium*, Strom, S. (ed.) Cambridge University Press.
- Petropoulos, A., and Siakoulis, V. (2021), Can central bank speeches predict financial market turbulence? Evidence from an adaptive NLP sentiment index analysis using XGBoost machine learning technique, *Central Bank Review*, 21, 141-153.
- Stekler, H., and Symington, H., Evaluating qualitative forecasts: The FOMC minutes, 2016-2010, *International Journal of Forecasting*, 32, 559-570.
- Ter Ellen M., and David, S., (2015), Hanging on every word : Semantic analysis of the FOMC's postmeeting statement, *Economic Journal*, 118, 695-717.
- ter Ellen S., Larsen V. H., and Thorsrud L. A. (2021), Narrative monetary policy surprises and the media, *Journal of Money, Credit and*

Banking, 54, 1525-1549.

Tetlock, P. C., Saar-Tsechansky, M., and Macskassy, S., (2008), More than words: Quantifying language to measure firms' fundamentals, *Journal of Finance*, 63, 1437-1467.

Thorsrud, L. A. (2020), Words are the new numbers: A newsy coincident index of business cycle, *Journal of Business and Economic Statistics*, 38, 393-409.