國 立 政 治 大 學 地 政 學 系
私 立 中 國 地 政 研 究 所

碩 士 論 文

應用大數據分析商用不動產市場、股票市場情緒與收益之交叉關聯

Big Data Analytics: How the Commercial Real Estate and Stock Market's Sentiment Affects the Commercial Real Estate Investment

指導教授：林左裕 博士

研究生：黃瀞誼 撰

中 華 民 國 一 一 〇 年 七 月

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

謝誌

首先感謝我的恩師林左裕教授這兩年來的悉心指導，不僅提供學生論文構思與撰寫之方向，也於實證研究與分析的過程中給予學生寶貴的指導與意見，承蒙左裕老師的諄諄教誨，我才能順利於地政領域有更深一層的認識與體悟，激越出對不動產產業更強烈的熱情，若非左裕老師的協助與指導，就沒有今日穿著碩袍與大家一同畢業的我。

大學非本科系的我，懵懵懂懂的踏入地政這個充滿能量與知識的領域，從一開始的徬徨與無知，一點一滴的累積與學習，透過同學、學長姐與朋友的協助，才能順利從商科背景跨領域走入地政圈。在此，感謝我的好朋友俐琪、雅喬與盈嘉在身邊的陪伴與照顧，一起經歷好多辛苦與煎熬，想起當時在研究室苦撐搏鬥的那段時光，雖苦澀卻暖暖的。

特別感謝照軒在論文構思的時候給予建議與鼓勵，論文孵化初期，我就像溺水的人，沉浮在無涯的研究大海中，無頭緒無方向更無目標，直到他的出現，就像找到漂流木，安定我心並引領指導撰寫論文的邏輯。感謝健瑋學長在模型操作與論文修正的過程中給予教導與支持，於幾百次的模型測試困境中，不厭其煩的回應與鼓勵；感謝珮琳在論文撰寫的最後衝刺期，日日夜夜的陪伴與照顧，於完成論文的最後一哩路，用歡笑陪我走過艱澀的小日子。最後，感謝誠修，從我考取政大前到碩士畢業這 1000 多天，無條件的支持，無怨悔的陪伴。

於文末，我想感謝我的家人，讓我能安穩的在政大學習、在台北生活，為心之所嚮往的一切，追求自我與夢想，拼出人生的藍圖。從沒想過有一天會成為地政人，更沒想過自己能順利於兩年的時間走出政大，雖然研究所並非人生必經之路，碩士論文的完成也只能算是學術道路中的里程碑，但過程中砥礪出的自我成長與成就感，將成為我人生的養分，滋養我繼續向前。

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

摘要

本研究以網路討論熱度作為市場需求的參考，主要探討商用不動產市場、股票市場之網路聲量情緒對各市場收益之影響，以向量自我迴歸模型（VAR）分析市場情緒與價格之動態關聯。另考慮到商用不動產市場與股票市場情緒變數蒐集之原始聲量來源眾多，蒐集網站如 Facebook、Instagram、PTT、Mobile 01、Dcard、ETtoday、Linetoday…等，惟各網站之屬性不同，像是 Facebook、Instagram、PTT、Mobile 01 與 Dcard 多半是自發性討論或針對特定議題進行回覆與留言，為較開放且隨機之言論；ETtoday 與 Linetoday 則是電子新聞報導，其中可能夾雜廣告、宣傳或教育之性質，故本研究將網路聲量進行分類，將來源細分為多半是自發性發言之「網路社群」與具有宣傳、廣告性質之「新聞媒體」等二來源集，分別建構情緒指標，嘗試以兩種不同性質的聲量屬性角度探討商用不動產市場與股票市場情緒與價格之關聯性。

實證結果發現，前兩個月至前四個月的商用不動產市場「網路社群」聲量情緒將正向影響當期的商用不動產市場收益；而前兩個月與前三個月的商用不動產市場「新聞媒體」聲量情緒負向影響當期的商用不動產市場收益，顯示網路社群與新聞媒體之討論內容與熱度確實對於商用不動產市場具解釋效果。此外，本研究亦發現前兩個月的股票產市場「新聞媒體」聲量情緒將正向影響當期的商用不動產市場收益，換句話說，股票市場之聲量情緒可以用於預測未來商用不動產市場之發展趨勢，證實股票市場與商用不動產市場間存在情緒外溢效應。透過網路社群或新聞媒體之討論情緒不僅可補足過去單靠總體經濟變數所無法解釋之市場意向，亦提供商用不動產市場一新穎的預測指標。本研究之實證結果可提供政府、投資者或不動產相關從業人員在觀察市場、進行投資決策或政策制定之參考依據。

關鍵字:網路聲量情緒、社群媒體、新聞媒體、商用不動產市場、向量自我迴歸

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

Abstract

This research uses the popularity of internet discussions as a reference for market demand, and explores the impact of online sentiment on the price of the commercial real estate market and the stock market, as well as analyzes the dynamic relationship between the sentiment of the market and the revenue of the market with the Vector Auto Regression model. In addition, this research divides the online sentiment into two source sets: " social media" that involve spontaneous discussions and "news media" that potentially involve propaganda and advertising.

The empirical results show that the sentiment of the " social media " in the commercial real estate market during last two months to last four months positively affects the current commercial real estate market revenue; while the sentiment of the "news media" in the real estate market during last two months and last three months negatively affects the current commercial real estate market revenue, which also indicates that the content and the popularity of discussions between the internet and the news media do have an explanatory effect on the commercial real estate market. Moreover, this study shows that online sentiment of the "news media" in the stock market during last two months positively affects the current commercial real estate market earnings. In other words, the development trend of the market confirms that there is a spillover effect between the stock market and the commercial real estate market.

Keywords: Online Sentiment, Social media, News Media, Commercial Real Estate Market, Vector Auto Regression (VAR)

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

目錄

第一章　緒論 1
第一節　研究動機與目的 1
第二節　研究方法與範圍 4
第三節　研究架構 7
第二章　文獻回顧 9
第一節 網路聲量與大數據分析 9
第二節 投資者情緒與市場收益 12
第三節 情緒溢出效應 15
第四節 影響不動產市場之總體經濟因素 17
第五節 小結 19
第三章　研究設計 21
第一節　研究設計與模型建立 21
第二節　資料說明與變數選取 27
第四章　實證分析 41
第一節　結構性轉變 41
第二節　單根檢定 42
第三節　皮爾森相關係數檢定 44
第四節　向量自我迴歸模型 45
第五章　結論與建議 53
第一節　結論 53
第二節 建議 55
參考文獻 57

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

表目錄

表 1 情緒指數關鍵字設定表 32
表 2 聲量來源分類表 32
表 3 變數統整表 35
表 4 變數敘述統計表 36
表 5 各變數單根檢定結果 43
表 6 皮爾森相關係數檢定結果 44
表 7 模型一之最適落後期數篩選..... 46
表 8 模型二之最適落後期數篩選..... 46
表 9 商用不動產市場情緒之向量自我迴歸模型結果 51
表 10 股票市場情緒之向量自我迴歸模型結果 52

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

圖目錄

圖 1 研究流程圖 7
圖 2 Y_A 時間趨勢圖 37
圖 3 X_COMN 時間趨勢圖 37
圖 4 X_COMS 時間趨勢圖 37
圖 5 X_STOCKN 時間趨勢圖 38
圖 6 X_STOCKS 時間趨勢圖 38
圖 7 NTD 時間趨勢圖 38
圖 8 I 時間趨勢圖 39
圖 9 M2 時間趨勢圖 39
圖 10 CPI 時間趨勢圖 39
圖 11 Y_A 結構性轉變圖 41

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

第一章　緒論

第一節　研究動機與目的

一、研究動機

近來有許多研究指出投資者情緒與市場收益間具有連動性。如 Devos et al.（2013）指出投資者情緒與其資本流動將會對報酬與資產價格產生影響。另 Ling et al.（2009）以美國 REIT 為研究對象，探討投資者情緒與報酬之關聯性，研究結果表明當投資者處於樂觀預期時，美國 REIT 收益將會上升；當投資者對前景看壞，收益便會下降。

不論是股票市場亦或不動產市場，皆有許多文獻運用網路平台捕捉投資者情緒，探討網路情緒與市場收益間之相關性，惟過去研究多以單一市場為定論，忽略了不同市場間的聯動關係，故本研究將整合不動產市場與股票市場兩大國內經濟重要投資市場，探討雙市場是否存在跨市場之情緒外溢效果，補足以往文獻之研究缺口。此外，由於不動產市場投資面主力多為商用不動產之交易，故本研究將不動產市場限縮於商用不動產市場作為研究標的，使研究方向更明確定位於投資面。

本研究嘗試了解在過去實證研究中關於市場情緒之定義標準與建立指標之方法，力求突破既有框架，運用大數據分析以及文字探勘等技術建構市場情緒指標，透過關鍵字設定限縮網路聲量主題，以全新角度剖析情緒對不同市場收益之動態關聯。有別於傳統使用市場信心指數衡量投資者或消費情緒，本文將運用一種新穎的替代方法建立情緒指標，透過 OpView 社群口碑資料庫中的數據平台，藉由關鍵字的輸入與設定，捕獲新聞媒體、網路社群等平台討論之聲量及其所呈現之正負面情緒，並企圖探討在不同市場中，網路輿情對市場收

DOI:10.6814/NCCU202101478

益之影響程度。此外，本研究亦進一步針對聲量來源進行區隔，特別將「新聞媒體」此類本身屬性較傾向廣播宣傳或者容易出現收費廣告現象之群集分為一類；其餘聲量來源如新興社群互動平台或討論版等較屬個人言論且不亦被掌握於大企業或各大傳播業者等為另一類別，將來自網路世界的聲量情緒抽絲剝繭，期為有別於以往之研究角度與深度。

當社群討論熱度越高，表示大眾對該議題關注程度越高，其中聲量成長率甚至可視為市場發展、投資者觀望力道、或消費族群潛在消費力之評斷依據，為進行市場預測分析不容忽視之指標之一。本研究推論商用不動產市場、股票市場之網路聲量情緒指標可作為該市場之領先預測指標。意即網路聲量情緒分數可能隱含著電子新聞媒體或社群網絡對該市場之看法或意向，當情緒分數越高，表示大眾對於該市場採較樂觀態度，故可預期未來走勢看好，整體市場環境將值得投入更多資源；反之即景氣渾沌預兆，故宜採保守策略不適合再近一步投入更多成本資源。隨著隨漲船高之網路使用頻率與社群媒體依賴性，若能抽絲剝繭爬梳出潛在市場訊號，將能較傳統問卷式調查所建構之情緒指標，更能針對線上時事討論議題或評論，將潛在投資者情緒與未來市場變動趨勢環環相扣進行市場預測，補足以往忽略情緒等重要變數之研究缺口。此外，為突破單一市場之既有研究限制，本研究將分別建構商用不動產市場情緒指標與股票市場情緒指標，作為本研究跨市場之情緒關聯性研究之基礎，運用向量自我迴歸模型（VAR）模型之構置，希望藉由時間序列模型檢測商用不動產市場與股票市場間是否存在情緒外溢之情形，探討雙市場間是否可藉由情緒指標交叉索引，提供新興跨市場之分析角度，擴展研究範圍以提升本研究之學術貢獻。

DOI:10.6814/NCCU202101478

二、研究目的

(一)解讀網路討論聲量與熱度，利用情緒分析技術了解網路社群與新聞媒體對商用不動產市場與股票市場之態度，捕捉潛在投資者情緒，將情緒指標納為一新穎預測度量，提高對商用不動產市場之掌握度。

(二)檢驗商用不動產市場、股票市場等兩個市場間網路聲量情緒是否存在跨市場外溢效果與能否互為市場領先預測指標，進一步剖析商用不動產市場與股票市場間之交互關係。

(三)爬梳各大網站網路聲量，將其區分為來自網路社群與新聞媒體等二聲量來源集，研究不同情緒聲量來源分別與商用不動產市場、股票市場之關聯性。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

第二節　研究方法與範圍

一、研究方法

為了解網路聲量情緒對商用不動產市場與股票市場收益之關聯性，並檢測投資者情緒在兩市場間是否存在情緒外溢效應，本研究回顧情緒分析與社群媒體情緒等文獻背景，統整不動產市場與股票市場國內外相關研究作為本研究理論之基礎，而後透過向量自我迴歸模型（VAR）之建立，試圖瞭解各情緒指標在商用不動產市場、股票市場等情緒與收益之關聯性，並進一步檢驗兩個市場間是否存在情緒與收益之交互作用。

本研究將採用意藍資訊股份有限公司所建立之國內社群媒體觀測平台－OpView 社群口碑資料庫，利用關鍵字搜尋捕捉商用不動產市場與股票市場網路聲量情緒，並運用文字探勘與情緒分析技術掌握輿論趨勢，將擷取之聲量情緒區分為正面、中立或負面後，統計為一種新穎市場情緒指數，作為時間序列模型重要變數之一。本研究除了將上述建構之情緒指標列入模型重要變數外，同時加入總體經濟變數作為其他控制因子，期以宏觀且細膩之角度探討商用不動產市場與股票市場群情緒與收益之交叉關聯。

此外，除了將各大社群網站之文章列表透過文字探勘技術將情緒區分為正面、負面與中立等標籤外，本研究亦以不同角度抽絲剝繭，將網路聲量依來源集進一步加以細分。類別一是「新聞媒體聲量」，因來自新聞報導之網路聲量本身屬性含較高廣告性質或宣傳效果，故將其歸為一類；類別二是「網路社群聲量」，將其餘各類社群網站、各大討論版與問答網站等較能反映個體意見之社群互動平台歸為一類。期透過聲量來源之分類，能對於網路聲量情緒有更深一層之解讀，剖析不同屬性之聲量來源對於商用不動產市場、股票市場情緒與收益之關聯性。

DOI:10.6814/NCCU202101478

二、研究範圍

（一）空間範圍

為建構社群網路輿情聲量情緒指標以探討商用不動產市場與股票市場情緒與收益之交叉關聯，本研究採用 OpView 社群口碑資料庫作為主要資料來源。OpView 社群口碑資料庫數據範圍包括新聞媒體、社群網站、討論區、知名論壇、或各大部落格等主要社群網路平台，涵蓋各大主流社群版如 Ptt、Facebook、Instagram、Youtube 等網站之貼文與底下回文皆為數據來源之一。由於 OpView 社群口碑資料庫所觀測對象係以上述公開網站之不特定大眾為主，故資料範圍並不受空間區域上之限制。

（二）時間範圍

2010 年 8 月意籃資訊正式發表 OpView Insight 觀測平台，以視覺化圖表分析網路輿情動態。直至 2017 年 OpView Insight 新版本發表，研發「關鍵字助教」、「關鍵字健檢」等多項功能，增進自料庫系統後端優化穩定機制，從而全面提升該資料庫對於輿情剖析及市場研究之估計準確性，故本研究考量該數據庫語意分析之成熟度以及該流量之穩定性，將採用 2017 年 3 月至 2020 年 12 月此段時間之網路聲量輿情進行情緒分析，研究資料以月為單位，共 46 筆樣本。

DOI:10.6814/NCCU202101478

三、研究限制

（一）研究資料限制

本研究透過關鍵字設定與搜尋，分析 OpView 社群口碑資料庫各大社群網站討論版及其留言與回覆捕捉市場情緒，惟社群網站為較輕鬆之互動交流平台，亦即所擷取之文章或留言可能出現特定之網路用語，或存在言辭不明、反諷語氣等語意不明之問題；此外，由於關鍵字搜尋對字詞定義較為廣泛，為考量情緒分析之精確性，因此在資料處理上會為事前篩選，會先以關鍵字排除之功能，大範圍剃除可能為廣告之文章或刪除無關或無法辨明之主題，僅採用較具明確意涵之內文進行解讀，以建構網路聲量情緒指標。

（二）研究年度限制

本研究透過 OpView 社群口碑資料庫進行情緒捕捉，該數據庫雖然涵蓋範圍遍及各大社群平台，現行資料來源合計超過 80,000 個頻道源，每日至少新增 300 多萬筆以上之情報資料，惟考量該數據庫至近三年語意分析方達到一定成熟度，因此僅採用 2017 年 3 月至 2020 年 12 月內之各大頻道主文與回文進行網路聲量情緒分析，故於研究年期上有其研究限制存在。

DOI:10.6814/NCCU202101478

第三節　研究架構

本研究流程如圖 1 所示：

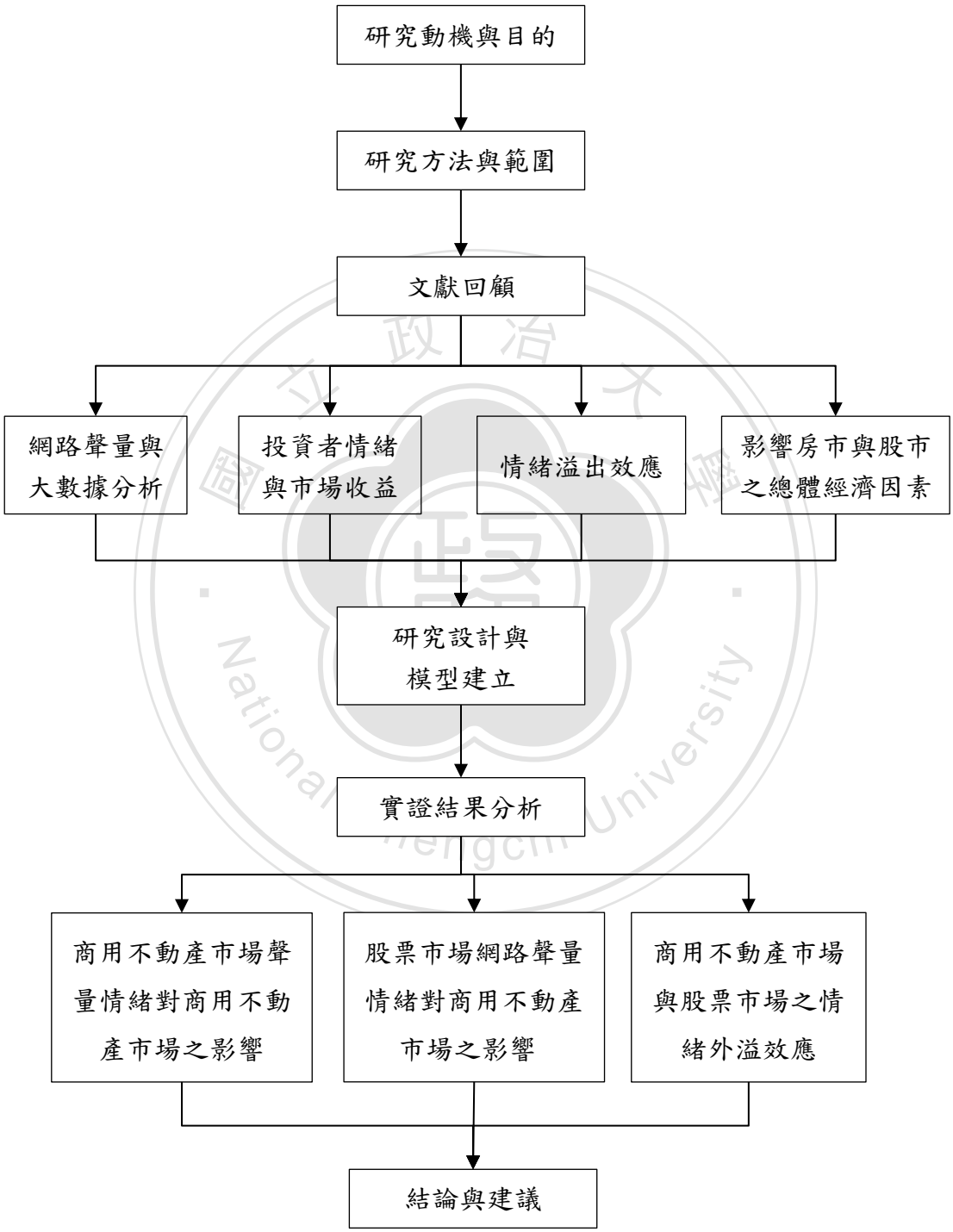

圖 1 研究流程圖

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

第二章　文獻回顧

本研究首先將針對網路聲量與大數據分析技術等相關文獻進行回顧，接著從投資者角度切入，探討投資者情緒對於不動產市場與股票市場收益之影響，除了檢視過去市場情緒之實證研究，並爬梳關於投資者情緒外溢效應相關文獻，亦透過文獻彙整掌握不動產市場與總體經濟變數之關聯性，將其作為時間序列模型之總體經濟變數篩選之利基。故此章節共分為五個部分，第一部份探討網路聲量與大數據分析之關聯；第二部份回顧投資者情緒與市場收益之關係；第三部份為情緒溢出之相關文獻；第四部分則綜整影響不動產市場與股票市場之總體經濟因素；最後再統整以上四節文獻回顧提出結語。

第一節 網路聲量與大數據分析

近幾年隨著社群媒體的興盛，人類社會進入了全新的傳播時代，在網路社群裡，言論內容可由用戶自行編輯，提供個人或團體發表意見及討論交流的線上互動平台。有別於傳統大眾媒體，如電視新聞、報章雜誌、電台廣播等，新興的社群互動平台在這幾年如雨後春筍般出現，舉凡 Facebook、Instagram、Twitter、新浪微博、網路論壇…，這些社群網站對我們日常生活的影響相當可觀，以至於各層面大小事件或最新一手消息都可以即時獲取、隨時更新。社會網路分析（Social Network Analysis，SNA）是其中一種透過研究網路鏈結，將小至個體間關係，大至社會規模系統之巨集資料進行數據分析的一種方式（Giordano and Primerano，2018）。

社會網路分析就是資料探勘其中一種應用。實質上社會網路分析即是在網絡大數據庫中進行資料挖掘，嘗試通過分析這些網路訊息對某種現象或趨勢進行解讀（Tabassum, Pereira, Fernandes and Gama，2018）。社會網路分析除了常用於數據分析、統計研究外，亦可透過對網路訊息進行調查，從中理解數據中

DOI:10.6814/NCCU202101478

網路社群虛擬平台與實體間之依賴關係，並隨著時間的推移建立信息指標; 抑或進行文句分析建構情緒模組，預測未來發展走勢。情感分析指的是電腦運用文字探勘（Text Mining）技術，從字詞文句中進行情感或意見資訊的偵測、萃取與分析，以便理解或判讀字裡行間語句藏匿之立場。

通常情感分析的目的是為了找出表達者在某些議題或者某些事件持有之正面或負面態度，並將其分析結果用於決策或者預測未來發展，其研究是基於情感的總結、感覺或思想之提取。情感分析又稱意見挖掘，透過語言處理來捕捉情緒、公眾輿論、甚至是對特定主題的感受（Mehta and Pandya，2020）。隨著現代人對社群網路的高度依賴性，來自網路的聲音越來越受關注，再加上資訊擴散速度快，任何評論都容易主動或被動的形成群聚而煽動使用者情緒。近幾年有許多文獻將此些網路熱議之文章或留言進行語意分析（Semantic Analysis），透過資料探勘（Data Mining）或機器學習法（Machine Learning）等技術進行文意解讀，通常將文章呈現之情緒區分為正面、中立、負面三種情緒標籤，針對各類標籤再進一步計算該主題或事件在網路上之評價與好感度。

由於社群媒體影響力甚巨，來自網路的聲音不容忽視，有討論度就會形成聲量；有話題就有回饋與評價。在眼下這個知識經濟時代，除了質化分析外，我們開始借鑒其他量化的研究方法，越來越多市場趨勢研究不再只為傳統問卷式調查，而是透過網路反映之意見與回饋獲取市場訊息，將情報運用數據分析進行整理，綜觀網路公開資訊而為市場預測，並利用網路之便捷與快速即時更新信息，以協助投資者或企業為資源最有效運用，擬定適宜策略。

網路聲量統計是指將社群媒體相關報導或討論內容，運用人工智慧進行大數據分析，藉由網路聲量衡量某一事件、議題，人物或品牌在網路上之流量、曝光度、討論度，甚至是品牌評價。當網路聲量越高，意即該事件或議題在社群媒體間發酵熱度越高，此些輿論風向甚至影響著事件或議題的發展，換句話說，若能成功解讀社群平台上聲量之情緒密碼，將可對該事件進行有別於傳統

DOI:10.6814/NCCU202101478

之評估角度。Ramanathan and Meyyappan（2019）指出社群媒體之情感分析廣泛應用於公共和私營部門，已成為評估各類情緒指標最受歡迎的方法之一。

應用大數據分析方法在網路社群媒體平台上捕捉情緒是一項具有挑戰性的研究，在網際網路的世界裡，用戶可自由表達他們對不同事件、議題的觀點或意見，若能將這些文章或留言進行語意分析，了解文字間傳達之情感，此將可成為一新穎衡量指標。網路聲量剖析應用範圍相當廣泛，如常用於品牌分析、選舉調查或市場預測等，除了實務面有許多應用外，亦有許多文獻支持網路聲量數據分析為新興之預測模式。根據統計，81%消費者在購物前，有透過網路搜尋對品牌口碑進行了解的習慣，故情緒分析常用於客戶滿意度提升和市場經營行銷管理，也可作為衡量品牌績效的評估指標（Vashishtha and Susan，2019）。Beauchamp（2017）將 2012 年總統大選期間 1200 次州級民意調查與超過 1 億條州級政治推文相結合，建立 Twitter 為文本的函數模型，該結果認為社群媒體數據可以作為追蹤代表性民意之測度工具，也就是說將足夠樣本數之政治推文或報導進行分析，確實可以用於預測選舉變化，並且可以作為一種推斷投票意向之方法。此外 Heston and Sinha（2017）指出新聞的發布會控制並增加對股票的關注程度，有新聞報導之股票與無新聞報導之股票將產生不同預期回報，並可能引發理性或非理性交易。

綜上所述，若能運用大數據分析與文字探勘等分析技術量化情緒，捕捉市場情緒反應，將潛在市場情緒或非理性市場行為納入考量，如此一來可以更有效的預測市場動向，並提升政府、投資者或者市場觀察者對於不動產市場走向的掌握度，彌足過往單就基本面解釋市場變化的缺陷與不完整。

DOI:10.6814/NCCU202101478

第二節 投資者情緒與市場收益

Stein(1996)將投資者情緒解釋為投資者對未來預期之系統性偏差。另外，Baker and Wurgler（2006）定義投資者情緒為基於該信息對未來現金流量或投資風險增加而目前可提供投資者使用之設置。綜上兩種定義而言之，投資者情緒即為基於市場上現有信息參酌個人主觀意識而為之投資期望或風險評估。根據研究結果顯示，許多投資者最終不會遵循市場專業分析者對購買和持有市場投資組合之建議，投資結果往往偏向其個人喜好與經驗（De Long, Shleifer, Summers and Waldmann，1990）。此類受個人意識影響決策之投資者，在傳統文獻上被歸類為「噪聲交易者」或「非理性投資者」，然而噪聲交易者與理性套利者兩者間之回饋與互動形成了市場動態的交易價格（Shleifer and Summers，1990），因此由情感驅動的投資者者行為，對於市場之影響不容忽視。

當情緒與投資者心理因素在市場上廣為傳遞，除了可能造成市場非理性之價格起伏，更影響個別投資者風險規避模式的選擇。Hudson and Green（2015）發現，在經濟危機前夕，情緒扮演影響收益重要的決定因素。回顧近幾年關於投資者情緒與市場收益之相關文獻可以發現，有別於過去許多文獻將傳統信心指數作為投資者情緒評估之基礎，越來越多學者試圖利用各大社群平台挖掘數據，爬梳股票市場之投資者情緒。如 Carosia , Coelho and Silva（2020）分析社群網路情緒，探討股價的貶值及負面情緒之交互影響，該研究發現社群網路的主流情緒與金融市場的股價走勢存在關聯性。Porshnev, Redkin and Shevchenko（2013)分析有關 Twitter 用戶 2013 年 2 月至 9 月期間之評論，發現對 Twitter 之文章進行情緒判讀將有助於提高股市預測之準確性。此外，Affuso and Lahtinen（2019）研究了投資者情緒和地理位置對股票收益的影響，該研究標的為 2012 年 2013 年之間美國股市特定公司股票，其擷取在 Twitter 有關特定公司的情緒單個推文，並將推文分為負面與正面情緒，最後以此情緒與公司的股票報酬進行比對，結果指出社群情緒與公司的股票收益間具有相關性，網路

DOI:10.6814/NCCU202101478

社群情緒為影響股票收益之重要因素之一，且該研究進一步認為負面推文之影響大於正面推文。此外，Yao and Li（2020）研究情緒與股市間超前與滯後結構，研究分析結果表明短期內投資者情緒在股市中具有領先地位，為預測股市之其中一項因素。

除了上述眾多學者利用情緒分析技術捕捉股票市場投資者情緒，並證實情緒與收益間存在關聯性外，近幾年來此種新穎之度量方式也開始用於不動產市場，透過分析不動產市場之投資者情緒預測未來不動產發展之態樣與走勢。例如 Walker（2014）分析 1993 年至 2008 年期間英國住宅市場 3,000 多篇新聞媒體對住宅市場的報導，研究新聞媒體與英國房價上漲之間的關聯性。該研究結果發現新聞媒體情緒可能有助於預測未來的房價變化，因此使用住宅市場的媒體情緒指標將有助於預測價格未來的趨勢。Dietzel（2016）研究發現，情緒在預測住宅市場定價中為重要影響因素之一，未來的價格預期不能總是單由基本面來解釋。Ruscheinsky, Lang and Schäfers（2018）透過調查 125,000 篇美國新聞媒體文章，從報紙文章中提取的新聞媒體情緒與 2005 年至 2015 年證券化房地產市場收益進行關聯性研究。該研究發現媒體表達的情緒與未來 REIT 市場走勢之間呈現正向相關性，顯示不動產市場媒體情緒在三到四個月內具有領先預測能力。

另從市場結構來看，商用不動產市場資訊不對稱、流動性不足、產品異值性高、流動性取決於市場週期與限制賣空導致套利等特性，將導致商業不動產市場的投資者很可能會依賴情緒、個人感受及他人的觀點等非基本因素為投資決策（Freybote and Seagraves，2017）。交易不頻繁的不動產市場，價格往往充滿了非理性行為與趨勢，無法單用產業的基本面驅動力進行解釋，這將可能導致不動產定價過低或過高，使得投資者預測變得更加非常困難。此外，當市場信息數據不足，不動產投資者可能在缺乏客觀信息基礎而出現非理性之市場表現，故以市場結構來說，不動產市場比起股票市場容易受到投資者情緒影響。

DOI:10.6814/NCCU202101478

Gallimore and Gray（2002）提及英國房地產投資者將投資者情緒視為一種重要的信息，其主要通過個人市場投資經驗或公開之市場資訊衡量投資者情緒狀態。在不動產市場中，投資者情緒將與市場基本面可以同時作為衡量指標，而非替代市場基本面，否則將可能對市場反應不完全。Ke and Sieracki（2019）使用 2000 年至 2017 年之季度交易數據，調查倫敦商業辦公室市場投資者情緒，該研究指出投資者情緒為資產聯動的額外驅動因素。Freybote and Seagraves（2018）指出投資者情緒對商用不動產市場的流動性具有解釋力，因此可以作為投資者制定投資策略的信息來源，並進一步實證投資者情緒對美國商用不動產的流動率有顯著的正向影響，並且當市場流動性越高時，其影響更大。Naranjo and Scheick（2014）使用向量自迴歸模型研究投資者情緒與市場收益之間的關係，實證結果顯示商業不動產市場受投資者情緒影響，此外，他們亦認為商業不動產市場容易受到長時間的情緒誘發而產生錯誤定價。

綜上所述，過去許多文獻證實市場情緒對於股票市場與不動產市場之作用，亦即除了市場基本面資訊外，不論是股票市場或不動產市場皆受到個人預期心理、市場投資氛圍或者社群媒體情緒之影響，致使總體面因素無法完全解釋市場變化，故本研究通過措辭與文字情感度量，對數百萬條訊息進行採樣，運用文字探勘、語意分析等分析技術獲取潛在之市場投資情緒，並有別於過往研究，將情緒探勘聚焦於商用不動產市場，期透過建構情緒指標變數提高商用不動產市場預測模型之解釋能力。

DOI:10.6814/NCCU202101478

第三節 情緒溢出效應

Hatfield, Cacioppo and Rapson（1993）以心理學領域的角度，將投資者情緒的溢出效應定義為投資者情緒從一個人傳遞至另一個人，投資者情緒可以解釋為投資者對市場環境反應自覺的認知過程，並影響其自身的經濟決策與投資行為。近年亦有許多研究指出投資者情緒外溢效應存在於國際間，也就是說，某國投資情緒能直接或間接影響他國投資市場。如 Baker, Wurgler and Yuan（2012）分析了加拿大、法國、德國、日本、英國與美國等 6 國之股票市場，研究結果發現除了單一國家投資者情緒影響該國自身股市收益外，投資者情緒在國際市場間具有傳染性，影響各國投資者投資策略的選擇。Hudson and Green（2015）在研究中建構了兩個新指數衡量英國和美國投資者情緒。他們除了指出英國投資者情緒確實能解釋某些情況下的股本收益，他們還發現美國情緒者的情緒對英國股票市場的收益具預測價值。Agyemang, Chowdhury and Balli（2021）研究全球房地產市場之間的收益關係，發現國際間房地產市場的存在向互連動性與市場外溢效果。鑑於一個或多個國家的房地產市場衝擊可能會傳導到其他國家房地產市場，從而導致房地產價格上漲，此種市場溢出效應往往加劇房地產市場問題。

除了跨國投資者之情緒溢出外，當一個市場之情緒影響著其他市場時，我們亦可將其解讀為市場之情緒外溢效應。Sivitanidou and Sivitanides（1999）指出當經濟週期處於擴張階段時，市場需求旺盛、產量提升、商品暢銷帶來收益增加以致資金流入其他資本市場，如股票市場，這將導致股票市場價格上升。隨著股票市場的活絡帶動經濟持續成長，連帶活躍了不動產市場熱度，工業、零售、辦公室等租金、價格隨之上升。此外，Su and Li（2020）採用溢出指數方法研究石油、黃金和比特幣市場之間的情緒溢出效應，該研究結果指出原油，黃金和比特幣市場之間的情緒溢出隨時間變化，並受到重大市場事件的影響。

DOI:10.6814/NCCU202101478

此外，該研究發現 2014 年 10 月的 WTI 油價暴跌、2015 年 7 月發生的黃金市場黑天鵝事件、2016 年 7 月英國脫歐事件等重大事件造成了情緒外溢的急劇增加，情緒外溢發生在投資者情緒隨著金融危機的發展或市場急速變化，過度反應在系統性風險中形成之情緒擴散作用。

回顧近幾年文獻，眾多學者證實金融資產之價格不再僅基於內在因素和理性預期影響，非理性因素為不可忽視之變動因子，例如投資者的情緒。亦即投資者在進行決策時，除參酌市場資訊外，亦常受到個人預期心理與市場氛圍左右，致使無從利用客觀經濟面因素完全解釋市場變化以及預期報酬，換言之，若能將隱含在市場中投資者非理性之市場情緒納入考量，將能更有效地預測市場動向，提升對市場未來走向的掌握度，並有助於彌足單從基本面評估市場變化之缺陷。傳統的預測模型可以包含情緒指標，通過這樣的整合，模型性能可以進而提升，讓模型預測能力更強 （Heinig and Nanda，2018）。

綜上所述，目前研究多半針對單一市場如股票市場或不動產市場分別進行情緒與市場收益之關聯性研究，顯少同時將不動產市場與股票市場間投資者情緒與收益交互比對，探討市場間是否存有情緒外溢效應，為了彌合這一項研究差距，並同時了解投資者情緒是否於股市與房市間擴散與作用，本研究期透過建構網路聲量情緒指標檢驗商用不動產、股票市場情緒與收益之關聯性，亦希望藉由向量自我迴歸模型之建構，檢驗兩市場間是否存在情緒外溢效果以及其影響程度。

DOI:10.6814/NCCU202101478

第四節 影響不動產市場之總體經濟因素

綜觀不動產市場的發展脈絡，不動產市場除了受個別因素影響外，整體經濟情勢與國際重大事件亦牽動著整個不動產市場景氣波動，例如近年中美貿易戰、美國總統大選等。除了國際間帶來的經濟動盪與不確定性外，台灣本身對外尚面臨兩岸關係議題；對內社會結構也走向高齡化、少子化，此些經濟層面的內憂外患及社會結構的變化皆反映出總體經濟對於臺灣不動產市場之影響。

回顧過去文獻發現許多外國學者透過模型建立探討影響不動產市場之總體經濟因素，如 Hoskins, Higgins and Cardew（2004）以 1985 至 1999 年間澳大利亞，加拿大，英國和美國商業不動產發展概況為研究標的，研究房地產收益率與宏觀經濟之間的關係。該研究結果顯示國內生產總值、失業率和通貨膨脹率為主要影響商業地產發展之總體經濟因素，揭示了宏觀經濟因素與不動產市場間不可分之經濟連動。此外，Akinsomi, Mkhabela and Taderera（2018）以南非為例探討宏觀經濟指標與商業房地產收益之關聯性，該研究指出 GDP、失業率與利率為解釋南非所有房地產類型收益之重要因素；其中利率與通貨膨脹為影響商業不動產租金消長之重要驅動因素。Olanrele et al.（2020）以 2008 年到 2017 年期間尼日利亞 REITS 的年度財務報告為主體，研究宏觀經濟對尼日利亞房地產投資信託基金（N-REITs）的收益表現及因果關係，模型採用之宏觀經濟指標為利率、匯率、通貨膨脹率與股票指數。研究結果顯示，通貨膨脹、匯率與 N-REITs 收益存在短期關係。

另外，我國學者張曉慈（2010）應用落遲分配模型分別探討總體經濟指標之於商用不動產市場與住宅市場報酬的影響關係，並同時深入探討兩市場間是否存在時間落差，該篇研究選取之總體經濟變數包含商用不動產市場報酬、住宅市場報酬、通貨膨脹率、利率、貨幣供給量、股價指數、經濟成長率與失業率等總體經濟指標作為解釋變數，分析影響商用不動產市場與住宅市場報酬的

DOI:10.6814/NCCU202101478

總體經濟變數。該實證結果顯示通貨膨脹率、利率、貨幣供給量、股價指數、經濟成長率與失業率對商用不動產市場報酬具有顯著影響，並且相對於住宅市場，總體經濟變數對商用不動產市場報酬的影響程度更大；面臨總體經濟環境變動時之影響與衝擊也較住宅市場更快反應在報酬上。王信達（2010）於研究指出，影響台北市辦公室租金之重要總體經濟變數為貨幣供給量、消費者物價指數、國內生產毛額、空置率、股價指數與外資流入。

此外，除了許多學者探究不動產市場與總體經濟變數之相關性外，近年來亦有許多關於投資者情緒與總體經濟變數關聯性之研究，如 Heiden, Klein and Zwergel（2013）研究投資者情緒與匯率變動之間的關係，該研究將情緒區分為私人投資者情緒與機構投資者情緒，發現機構投資者情緒與歐元/美元市場匯率有顯著相關性。Heinig and Nanda（2018）為捕捉市場「非理性情緒」，證實捕捉情緒可以提高收益模型之解釋力，利用網路搜尋量之數據作為近似市場投資者者信心的情緒指標工具，此外納入了宏觀經濟對市場之影響，將 GDP 變動率、利率，消費者物價指數、消費支出、失業率和該國工業生產指數等總體經濟變數列入實證模型中，該研究證實房地產市場的價格決定存在非理性行為和趨勢，將情緒指標納入考量將有助提高傳統預測模型之預測能力。

綜上所述，總體經濟變數為預測不動產市場收益波動趨勢之重要因素，因此本研究在探討情緒指標之於商用不動產市場收益相關研究時，仍應將影響商用不動產市場之總體面因素納入模型考量，以此為基礎進一步觀察情緒與收益之動態關聯，方能為更加完善之情緒與收益關聯性研究。回顧近年國內外文獻可以發現影響不動產市場之宏觀經濟變數如 GDP、失業率、利率、匯率、貨幣供給量、空置率、消費者物價指數、工業生產指數股價指數等，故本研究建構實證模型前將選取部分總體經濟變數為控制變數，以利後續實證分析。

DOI:10.6814/NCCU202101478

第五節 小結

綜觀當前如此仰賴社群媒體互動的時代，網路與各類行動裝置、電子產品串連出新興跨空間、時間的生活模式，各類資訊在虛擬網絡上流通討論形成輿論與社會氛圍，隨著資訊技術日趨發達，我們可透過文字探勘與情緒分析技術進行文章、字詞之語意分析，將質化資料中重要且具價值之資訊量化，解讀社群媒體潛藏之言論風向，形成某一評估標準或指標。有別於過去消費者信心指數或其他問卷調查相關數據，藉由社群平台資訊而為之情緒分析將更兼具真實性與即時性，故本研究爬梳社群媒體相關文獻作為運用大數據分析網路聲量與捕捉社群情緒之理論背景，並建立商用不動產市場、股票市場之網路聲量情緒指標，此外同時回顧影響不動產市場之宏觀經濟變數等相關的文獻，篩選總體經濟變數以建構網路聲量情緒與市場收益之實證模型。是以，本研究除了以投資者角度出發，探討在商用不動產市場與股票市場情緒與收益之關聯性，期提高政府、投資者或消費者對於市場訊息之掌握度外，同時為跨市場之研究分析，探討商用不動產市場與股票市場間是否存在情緒外溢。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

第三章　研究設計

本章節分為兩部分，第一節闡述本研究之研究設計理念與所欲選擇之模型以及其他相關檢定，最後再進一步說明後續研究設計，作為本研究實證模型建立之雛形。第二節就本研究之變數選取與數據資料進行說明，並就其他相關訊息為背景概述。

第一節　研究設計與模型建立

一、研究設計

本研究欲探討商用不動產市場與股票市場情緒與收益面之交叉效應，並納入總體經濟變數為控制變數。本研究採用 2017 年 3 月至 2020 年 12 月 OpView 社群口碑資料庫之數據作為資料來源，創建「商用不動產市場網路社群聲量情緒指標」、「商用不動產市場新聞媒體聲量情緒指標」、「股票市場網路社群聲量情緒指標」與「股票市場新聞媒體聲量情緒指標」等 4 種情緒指標，探討商用不動產市場、股票市場間網路社群情緒與新聞媒體情緒之於收益的關聯性。

因商用不動產市場與股票市場皆受總體經濟變數影響，且假設兩市場間存在相互連動特性，故本研究採用向量自我迴歸模型（VAR），探討情緒變數在兩市場間之相互關係。此外，由於時間序列模型之變數可能因期間有重大經濟政策、國際情勢脈動、抑或天災人禍等變動發生而存在結構性轉變問題，因此本研究在進行時間序列模型估計前，將先以結構性轉變檢定進行資料處理，並透過單根檢定判別本研究選取之變數是否為定態，若變數為定態序列，即採用向量自我迴歸模型進行分析;若變數為非定態序列，則須進一步透過共整合檢定分析變數間是否存有相同之隨機趨勢，為長期均衡關係。

DOI:10.6814/NCCU202101478

二、模型建立

(一)結構性轉變（Structural change）

除了隨機趨勢，結構性轉變為另一個導致時間序列模型呈現非定態之因素。當時間序列模型涵蓋時間軸較長，或者在該期間出現重大政策變動、經濟衝擊或者災害事變時，可能造成變數在某特定時點樣態與其過去長期以來變動趨勢存在差距，此時我們即可推測該變數存在結構性改變。本研究以 CUSUM（Cumulative Sum of Recursive Residuals）檢定樣本是否存有結構性轉變。

CUSUM 檢定主要是利用遞迴殘差（recursive residuals）累積加總之觀念，判斷模型是否存在結構性轉變。該檢定方式為以任一樣本估計模型後，並逐次增加一個樣本進行預測，得出下一期之預測值後，再將每一次產生之預測值與實際數值求取誤差。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

$$\hat{e}_t = y_t - \hat{y}_t, y = n+1, n+2, \ldots, T \qquad (3.1.1)$$

$\hat{e}_t$ 為逐次迴歸殘差，即預測值與實際值之間的誤差。

若不存在結構性轉變，CUSUM 之虛無假設如下：

$$H_0\text{: } E(\hat{e}_t) = 0, \text{且} \hat{e}_t \sim (0, \sigma^2) \qquad (3.1.2)$$

$$\sigma_{r,t} = Var(\hat{e}_t \mid y_{t-1}, y_{t-2}, \ldots, y_t) \qquad (3.1.3)$$

逐次迴歸殘差期望值變異數為$\sigma_{r,t}$將各期標準化後得一變數A_t：

$$A_t = \frac{\hat{e}_t}{\sigma_{r,t}}, t = n+1, n+2, \ldots, T. \qquad (3.1.4)$$

當 t=n 時，A_t應介於

$$-\theta\sqrt{t-n} < A_t < \theta\sqrt{t-n} \qquad (3.1.5)$$

當 t=T 時，A_t應介於

$$-3\theta\sqrt{T-n} < A_t < 3\theta\sqrt{T-n} \qquad (3.1.6)$$

θ為界值數，當著水準為 5%時，θ=0.948；當顯著水準為 1%時，θ=1.143，以 t=n 與 t=T 為臨界值並計算所有A_t，在$E(\hat{e}_t) = 0$條件下，若A_t超出臨界值，則可能存在結構性轉變（楊奕農，2009）。

DOI:10.6814/NCCU202101478

(二)單根檢定（Unit Root Test）

一般而言，時間序列模型須在滿足為定態之假設前提下方得進行，若直接將非定態之變數進行迴歸分析，將導致虛假迴歸（Spurious Regression），因此在模型建立前須先對資料進行定態檢定。單根的存在是時間序列資料呈現非定態原因之一，若不解決單根問題，將會導致上述提及之虛假迴歸而使模型結果虛胖，因此在進行時間序列模型分析前，可透過單根檢定檢驗資料屬性之定態與否，使得為後續研究。

本研究選擇 Augmented Dickey Fuller（ADF）檢定對時間序列資料進行檢測。ADF 單根檢定共包含三種模式，其中α_0為截距項；Δy_t為差分值；t 為時間期數；ε_t為殘差，模型分別如下所示：

1、無截距項且無時間趨勢項之模型：

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \qquad (3.2.1)$$

2、包含截距項之模型：

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \qquad (3.2.2)$$

3、包含截距項及時間趨勢項之模型：

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \qquad (3.2.3)$$

DOI:10.6814/NCCU202101478

(三)最適落後期

決定適當的落後期數是建置時間序列模型的首要步驟，若選擇之落後期數過長，迴歸模型容易產生過度參數化（over-parameterization）之情形，此時易出現過度擬合等問題。反之，若落後期數過短，則容易因為過度簡化參數（parsimonious parameterization）使得估計結果產生偏誤。VAR 模型最適落後期數之選取，可觀察各落後期之 AIC（ Akaike Information Criterion）及 SIC（Schwarz Baysiannformation Criterion)，並以結果最小值作為最適落後期數。

AIC 及 SIC 準則，分述如下:

1、AIC（Akaike information criterion）赤池訊息量準則

一般而言，通常選擇 AIC 準則最小之期數作為模型之最適當期數。其中 A 為待估計之參數數量，n 為變數之樣本數，RSS 為殘差之平方和。AIC 之計算公式如下列:

$$AIC=2A+n\ln(\frac{RSS}{n}) \quad (3.3.1)$$

2、SIC（Schwarz information criterion）貝葉斯信息準則

SIC 準則與 AIC 準則相似，用於模型最適落後期之選擇，1978 年由 Schwarz 提出。當模型增加了樣本數量，同時也會增加模型復雜度，這將可能導致過度擬合現象，但由於 SIC 準則相較於 AIC 準則考慮了樣本數量，因此相較於 AIC 準則，SIC 準則不易出現過度配適等問題。其中 A 為待估計之參數數量，n 為變數之樣本數，RSS 為殘差之平方和，$\ln(n)$為樣本總數之自然對數。SIC 之計算公式如下列:

$$SIC=A\ln(n)+n\ln(RSS) \quad (3.3.2)$$

DOI:10.6814/NCCU202101478

(四)向量自我迴歸模型（Vector Autoregressive Model）

向量自我迴歸模型(Vector Autoregressive Model，簡稱 VAR 模型）是一組由多變數、多條迴歸方程式所組成，常用於估算變數間之關聯性。此外，每一迴歸方程皆以本身落後期與其他變數落後期表示其應變數，估計內生變數間之動態關聯（楊奕農，2009）。向量自我迴歸模型如下公式所示，其中Y_t為第 i 期之變數向量，A_0為截距項，A_i為 n×n 之係數矩陣，p 為向量自我迴歸模型落後期，ε_t為殘差。

$$Y_t = A_0 + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + A_3 Y_{t-3} + \cdots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (3.4.1)$$

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

第二節　資料說明與變數選取

一、資料說明

(一) OpView 社群口碑資料庫

OpView 社群口碑資料庫為意藍資訊股份有限公司所建立之國內社群媒體觀測平台，以關鍵字搜尋、語意分析與社群動態串連為名，旗下提供多種軟體與服務，本研究即以意藍資訊之 OpView 社群口碑資料庫為關鍵字搜尋，並以該搜尋結果進行語意分析，建立商用不動產市場與股票市場網路聲量情緒指標。該資料庫社群媒體來源如下：

網站分類	聲量來源
社群	Facebook、Instagram、Youtube…
討論區	Ptt、Mobile 01、Dcard…
新聞	ETtoday、Linetoday…
部落格	痞客邦、Blogger、Xuite 隨意窩…
問答網站	Yahoo!奇摩知識+…
其他資料來源	Google 評論、App store 評論…

OpView 社群口碑資料庫協助企業或是研究單位從社群網路中獵取具參考價值之資料，再進一步將數據探勘結果為語意分析或其他資料處理，最終建置趨勢指標或輸出視覺化圖形。Opview 數據庫之介面大致分為四個面向，分別為「上方功能列」、「搜尋條件檢索框」、「結果顯示」與「圖表呈現」。上方功能列具有檢索、統計、分析與管理等四項功能；檢索框主要為基本條件設置，例如：資料來源、日期區間與關鍵字設定等；結果顯示則為搜尋之文章檢視、大數據分析；最後圖表呈現即視覺化圖形報表之產生。此資料庫分析步驟如下說明：

DOI:10.6814/NCCU202101478

1、定義研究範圍：

使用 OpView 社群口碑資料庫進行資料探勘，首先應於關鍵字設定功能中定義目標「主題」，即框定社群資料取樣之觀測範圍，再針對該主題進行文本挖掘。舉例而言，如欲觀測商用不動產市場之動態變化，即可將主題限縮於「商用不動產市場」、「商辦」、「辦公室」或「商用地產」等等。

2、初步研究產出：

透過 OpView 社群口碑資料庫觀測模組中文章列表功能，檢視特定主題下挖掘之資料是否符合預期，並持續調整關鍵字進而優化探勘過程，使索引結果更符合研究目標範圍。

3、研究分析架構：

根據初步產出之資料內容進行數據統計或者針對某議題為目標導向，將取得之資料根據研究定義與邏輯為分析與預測，如：欲了解近兩年內房地產熱度，可以透過探討房地產網路討論度之消長，看出產業變化之端倪，亦可比對去年同期之聲量數據，預測未來房地產走勢。

4、結果分析/後續追蹤：

經以上資料範圍與研究架構定義後，可根據輿情觀測需求展開後續工作，即透過 OpView 社群口碑資料庫平台各大功能進行持續性之探索，如對於短期資料即時更新得以隨時掌握市場變化；或針對長期資料挖掘潛在需求為未來趨勢預測，無論何者最終皆可將產出結果建構成數據指標或輸出為圖表，此外，亦可針對研究結果持續追蹤更新，與時俱進。

DOI:10.6814/NCCU202101478

(二) OpView 社群口碑資料庫情緒分析邏輯架構

1、資料蒐集（Data Collection）

為處理非結構性資料，如文字、檔案、文本、郵件、電子書、甚至包括掃描文檔以及網站資料，OpView 社群口碑資料庫（簡稱 OpView）為擷取其中內容做全文檢索或為文字挖掘（Text mining），針對多種公開社群網站網頁進行資料蒐整、儲存及分類，其內容包括公開網頁之標題、作者、主文、回文、日期時間等資訊，其中該平台資料蒐集更新頻率可達每小時重整一次。

2、索引整理（Index）

OpView 透過索引服務，有效整合前述大量異質網頁資料，核心技術包含索引建構 （index construction）、快速索引存取（fast index access）、字元切割與斷詞 （tokenization and word segmentation）、語言處理（linguistic processing 等。利用以上技術，使 OpView 既使乘載每日百萬筆資料仍保有對數據庫系統性歸類統整能力。

3、進階分析（Analysis）

為協助企業或研究單位針對關注之議題進行創建式探索，OpView 透過數據庫整合過濾出特定主題資料或特殊表態文章，採用特徵詞為設計基礎，並以機器學習分析文章資料中之關鍵字詞、語句，進而計算出文章之特徵值、摘要，最後再為資料分類、資訊集群以及關聯性分析，藉由高端的語意分析技術，將文本內容進行情緒分析或討論熱度進行評估，以利使用者針對欲探討之議題或面向，進行大數據分析或未來趨勢預測，從新興社群媒體平台中嗅出市場潛在訊息。

DOI:10.6814/NCCU202101478

4、搜尋呈現（Search Service）

OpView 提供彈性的關鍵字詞搜尋平台，透過自訂主題自設關鍵字，讓使用者找出切合觀測目標之內容，進一步將取得之資料進行研究分析，最終結果除了傳統的報表呈現，更以創新的圖像為視覺呈現(visualization)，在巨量社交資料數位化的趨勢下，即時且準確解析大量文字意涵，讓使用者掌握重點議題並獲取關鍵情報。

5、情緒分類（Emotion classification）

將欲為情緒分析主題之主文、回文等內容進行聲量情緒評比，以正面、負面、中立三種子類別進行分類，另外再以 P/N 比作為情緒指標之度量，其中 P/N 比為正評聲量數除以負評聲量數。

6、情緒線圖（Emotion line graph）

將每日聲量總則數、正面聲量則數、負面聲量則數與正負情緒比等數值結果繪製成情緒線圖，藉此了解觀測議題之情緒走勢，資料呈現方式除了以日為單位外，時間軸亦可選擇週或月，可依研究需求進行時間單位之切割。

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

二、變數選取

(一)情緒指標之建立

本研究欲建構網路聲量情緒指標，分析商用不動產市場、股票市場情緒與收益間交叉關聯，以 Opview 社群口碑資料庫為研究標的。該資料庫涵蓋各大主流網站，包括新聞媒體、問答網站、部落格、社群網站、討論區、知名論壇、等主要網路互動平台，透過關鍵字搜尋獲取網路訊息，並運用文字探勘（Text Mining）與情緒分析（Sentiment Analysis）等技術將主文或回文等文字內容區分為正面、負面、中立三種子類別後再進一步建構可量化之情緒指標。

本研究數據之情緒分析主要透語意探勘模型之建構，將關鍵字搜尋結果彙整帶有重要情緒資訊之資料，透過機器語言對觀測主題為模組分析，針對每篇單一文章分別以主文、回文進行獨自運算，從文字內容為情緒辨識，並藉由語意預測模型將各篇網路數據資料分為正面、負面、中立三種情緒分數，並綜合結果將最高之分數作為其情緒標籤。

為建立商用不動產情緒指數與股票市場情緒指數，本研究透過 Opview 社群口碑資料庫之關鍵字設定以及字詞排除等功能，搜尋相關文章列表以建構網路聲量情緒指標，其中商用不動產市場與股票市場之關鍵字設定與排除文字如下表 1 說明:

DOI:10.6814/NCCU202101478

表 1 情緒指數關鍵字設定表

項目	關鍵字	排除文字
商用不動產市場情緒指數	商辦、廠辦、A 辦、辦公室、商用辦公室、商用不動產	廣告、招租、已售出、獨家、出租、仲介、車位
股票市場情緒指數	股市、台股、大盤、散戶、台股指數、股票市場	優惠、廣告、宣傳、邀請、 群組、下載

此外，本研究進一步將 Opview 社群口碑資料庫之聲量搜尋來源分為兩大類，一是來自新聞媒體，二是來自各類社群網站、各大討論版、問答網站等。期透過搜尋來源之分類，對於網路聲量情緒有更深一層探討，進一步將商用不動產網路聲量情緒指數、股票市場網路聲量情緒指數各自再往下細分為來自「新聞媒體」等廣告性質較高之聲量來源，以及「社群網站、討論區」等較能反映個體意見之網路社群平台，剖析不同屬性之聲量來源對於商用不動產市場與股票市場收益面之影響。聲量來源分類表格如下表 2 所示:

表 2 聲量來源分類表

商用不動產市場網路聲量情緒指標	新聞媒體	X_COMN	ETtoday、Linetoday、痞客邦、Blogger、Xuit…
	社群網路	X_COMS	Facebook、Ptt、Mobile 01、Instagra、Youtube、Dcard…
股票市場網路聲量情緒指標	新聞媒體	X_STOCKN	ETtoday、Linetoday、痞客邦、Blogger、Xuit…
	社群網路	X_STOCKS	Facebook、Ptt、Mobile 01、Instagra、Youtube、Dcard…

DOI:10.6814/NCCU202101478

(二)其他變數選取

1、臺北市 A 級辦公室租金價格變動率

為探討網路聲量情緒與商用不動產市場收益之關聯性，並考量台灣目前商用不動產市場主力仍為辦公室租賃市場，同時將資料起訖點、更新頻率與數據可及性等因素納入考量，故本研究商用不動產市場之應變數樣本擬採國泰辦公室租金市場報告中租金開價作為收益之指標。惟考量到租金開價本身有偏離市場行情之可能，最終可能導致後續實證模型失真，故本研究參酌鍾之錡（2019）運用議價率對租金開價進行調整，將市場價格彈性納入考量，調整方法如下: 租金開價-租金開價 x 議價率。

薄有為（2010）指出，商用辦公室應分級檢視其與總體變數間之關係，故本研究原先擬將辦公室租金市場以 A 級、B 級辦公室為區隔，分別建構商用不動產市場之收益指標。惟 B 級辦公室從 2017 年至 2020 年整體漲幅不到新台幣 50 元/坪，變動幅度果小反而產生模型結果偏差，故本研究最終以 A 級辦公室調整後之租金開價變動率作為商用不動產市場之收益指標。

2、貨幣供給量年增率（M2）

Chen and K(2002）探討影響台北市房屋價格之因素，結果指出短期決定因素為房市投資相關變數，例如股價及貨幣供給量。林左裕、程于芳（2014）亦於研究指出貨幣供給量（M2）增加將使股票及不動產價格上漲。當貨幣供給充裕時，當投資者對於房市採樂觀態度，可以加深市場投資氣氛，進而造成不動產市場價格上漲。另外，Bhuiyan and Chowdhury（2020）為美國股價與總體經濟變數之研究指出，貨幣供給與美國股票市場指數間具有長期動態關聯性。故綜上所述，本研究將採用貨幣供給量年增率（M2）作為模型總體經濟變數之一。

DOI:10.6814/NCCU202101478

3、工業生產指數（I）

Filis（2010）為希臘消費者物價指數、工業生產指數、石油價格與股票市場之間相關性研究時，該研究模型一以向量誤差修正模型（VECM）進行研究，結果表明短期來說石油價格和工業生產是希臘股市的主要指標，石油價格衝擊對希臘股票市場產生負面影響，而工業生產指數則產生正面影響；該研究模型二以向量自我迴歸模型（VAR）進行研究，結果表明工業生產指數正向的影響股票市場周期變化。故綜上所述，本研究將採用工業生產指數（I）作為時間序列模型總體經濟變數之一。

4、消費者物價指數（CPI）

消費者物價指數（CPI）為衡量通貨膨脹之主要宏觀經濟指標之一，常用於分析景氣動向、經濟趨勢、貨幣政策擬訂之重要依據。消費者物價指數為反映物價變動之指標，當 CPI 持續上升，代表通膨有升溫之跡象，民眾購買力將隨物價上漲而下降，故 CPI 為衡量消費者購買力、通貨膨脹與物價合理性之重要經濟變數。故本研究採用消費者物價指數作為總體經濟變數之一。

5、匯率（NTD）

匯率（exchange rate）為兩貨幣間之相對價值之波動，而其波動能看出不同面向對資本流動造成之影響。王信達（2010）於總體經濟變數與上海、臺灣辦公室租金之實證研究中指出，匯率上升將吸引外資流入，進而影響臺北市辦公室租金波動。此外，Olanrele et al.（2020）研究宏觀經濟變數與尼日利亞房地產投資信託基金（N-REITs）之研究指出，匯率（exchange rate）與股息存在短期因果關係，故本研究採用新臺幣對美元成交之收盤匯率作為總體經濟變數之一

以上各變數之時間趨勢圖如圖 2 至圖 10 所示。

DOI:10.6814/NCCU202101478

表 3 變數統整表

類別	代號	變數名稱	資料來源	資料期間	資料形式
應變數	Y_A	臺北市 A 級辦公室租金價格變動率	國泰房地產指數季報	2017 年 3 月-2020 年 12 月	季資料
情緒變數	X_COMS	商用不動產市場網路社群聲量情緒指標	OpView 社群口碑資訊庫	2017 年 3 月-2020 年 12 月	月資料
	X_COMN	商用不動產市場新聞媒體聲量情緒指標	OpView 社群口碑資訊庫	2017 年 3 月-2020 年 12 月	月資料
	X_STOCKS	股票市場網路社群聲量情緒指標	OpView 社群口碑資訊庫	2017 年 3 月-2020 年 12 月	月資料
	X_STOCKN	股票市場新聞媒體聲量情緒指標	OpView 社群口碑資訊庫	2017 年 3 月-2020 年 12 月	月資料
總經變數	M2	貨幣供給量年增率	中央銀行統計資料庫	2017 年 3 月-2020 年 12 月	月資料
	I	工業生產指數	中華民國統計資訊網	2017 年 3 月-2020 年 12 月	月資料
	CPI	消費者物價指數	中華民國統計資訊網	2017 年 3 月-2020 年 12 月	月資料
	NTD	新臺幣兌美元成交之收盤匯率	中華民國中央銀行資訊網	2017 年 3 月-2020 年 12 月	月資料

DOI:10.6814/NCCU202101478

表 4 變數敘述統計表

變數名稱	變數代稱	平均數	標準差	最大值	最小值
臺北市 A 級辦公室租金價格變動率	Y_A	0.007776	0.009714	0.031900	-0.009700
商用不動產市場新聞媒體聲量情緒指標	X_COMN	0.725022	0.076867	0.805800	0.418400
商用不動產市場網路社群聲量情緒指標	X_COMS	0.792617	0.057054	0.917400	0.560700
股票市場新聞媒體聲量情緒指標	X_STOCKN	0.813298	0.081676	0.917900	0.480500
股票市場聲網路社群量情緒指標	X_STOCKS	0.789241	0.051871	0.875500	0.540000
新台幣對美元成交之收盤匯率	NTD	30.23357	0.684633	31.41300	28.53900
貨幣供給量年增率	M2	4.161739	1.284025	8.450000	2.920000
消費者物價指數	CPI	101.9396	0.881922	103.2800	99.59000
工業生產指數	I	0.036422	0.051382	0.212300	-0.095200

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

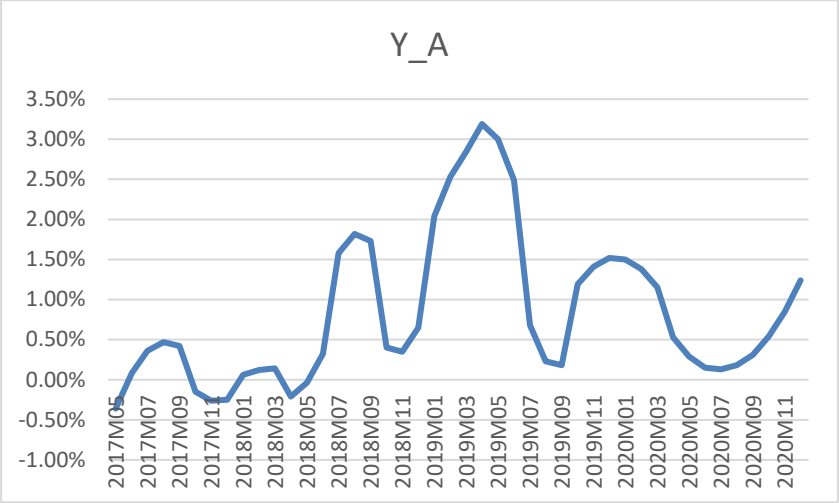

圖 2 Y_A 時間趨勢圖

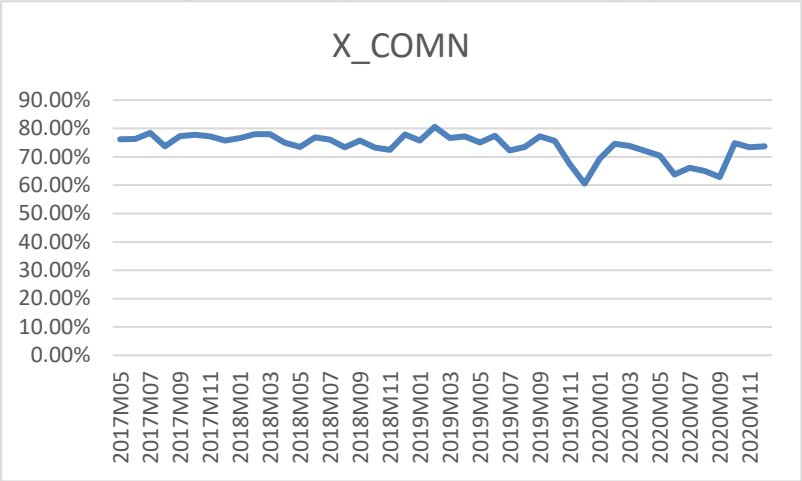

圖 3 X_COMN 時間趨勢圖

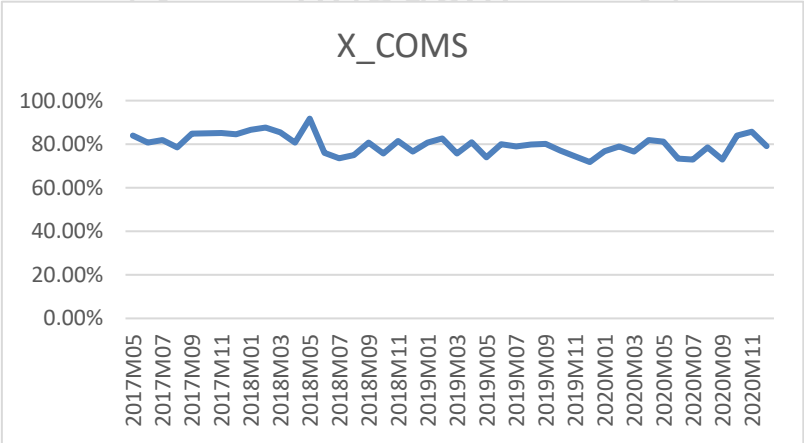

圖 4 X_COMS 時間趨勢圖

DOI:10.6814/NCCU202101478

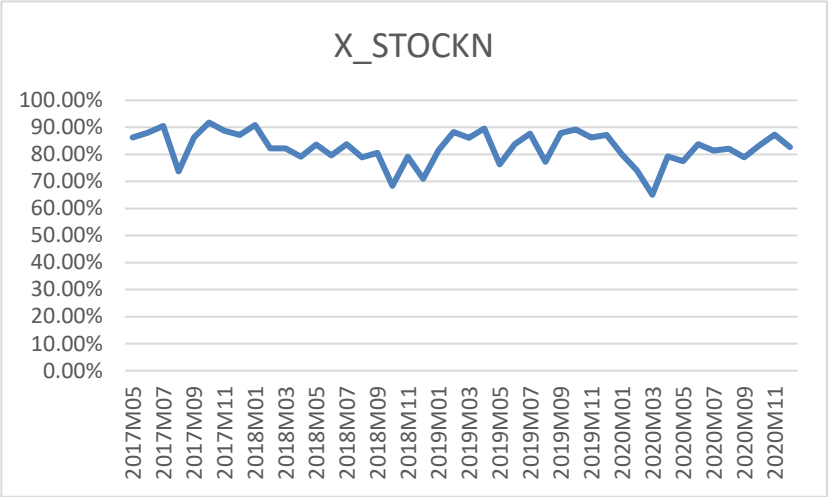

圖 5 X_STOCKN 時間趨勢圖

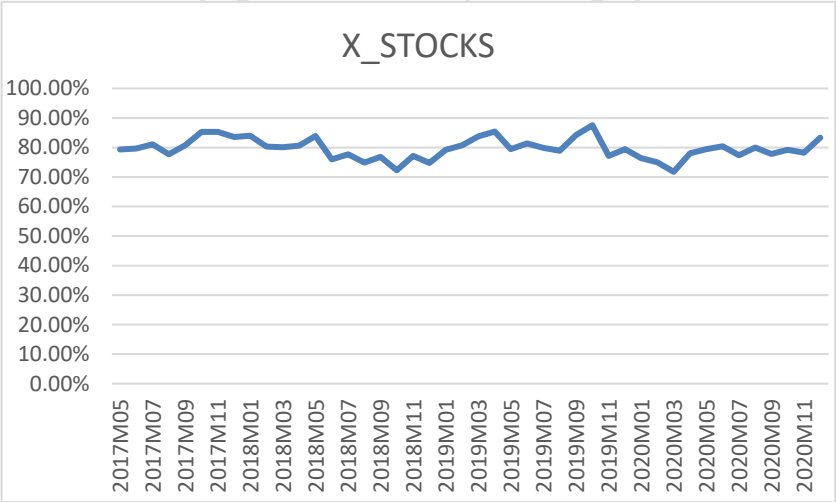

圖 6 X_STOCKS 時間趨勢圖

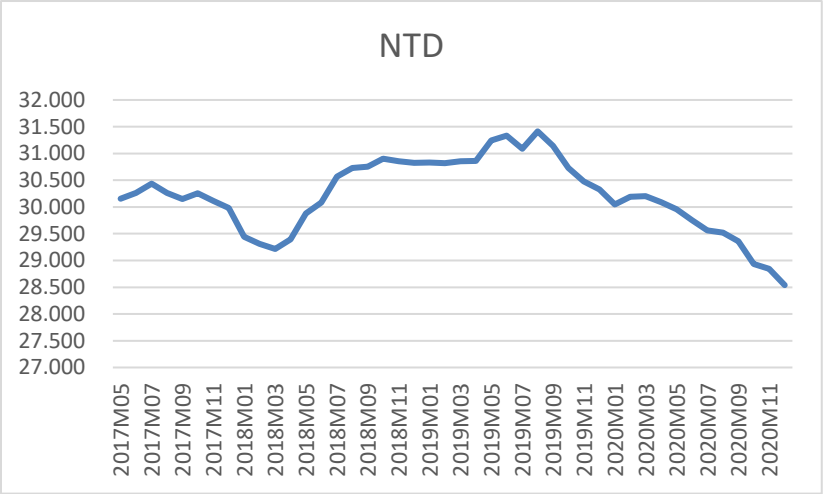

圖 7 NTD 時間趨勢圖

DOI:10.6814/NCCU202101478

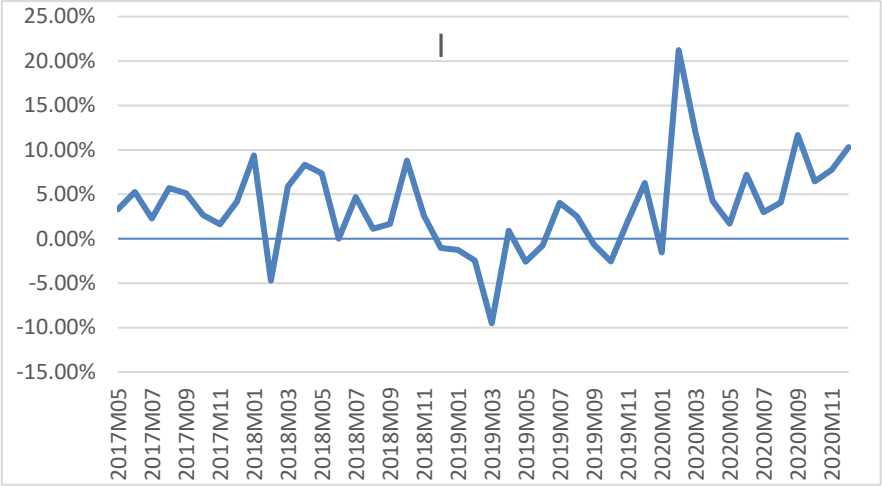

圖 8 I 時間趨勢圖

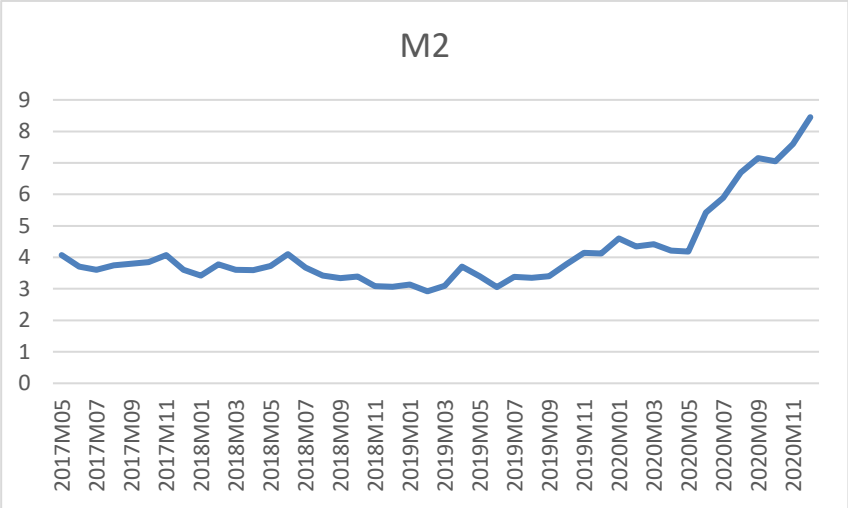

圖 9 M2 時間趨勢圖

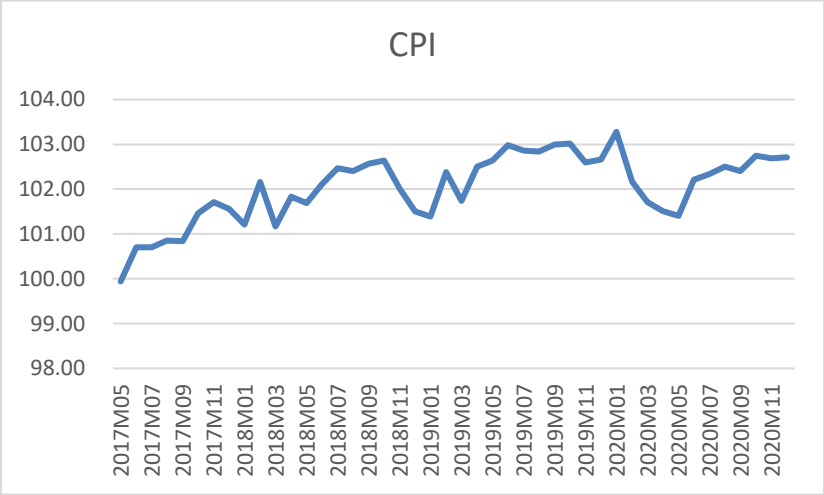

圖 10 CPI 時間趨

DOI:10.6814/NCCU202101478

國立政治大學
National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

第四章　實證分析

本研究採用向量自我迴歸模型（VAR）探討商用不動產市場網路聲量情緒與股票市場網路聲量情緒兩項情緒指標在商用不動產市場與股票市場間之交互關聯性，此外同時加入總體經濟變數作為模型控制變數。在建構向量自我迴歸模型前，本研究藉由結構性轉變檢測應變數在時間序列期間有無受重大事件影響而存在結構性轉變，並以單根檢定檢視變數是否為定態，若變數呈現非穩定狀態則針對該變數進行差分以利時間序列模型之運行，最後以迴歸結果探究股票市場情緒指標與商用不動產市場情緒指標之於商用不動產市場之關聯性，驗證本研究之假說並解釋其經濟意涵，進而提出結論與建議。

第一節　結構性轉變

本研究時間序列期間橫跨 2017 年 3 月至 2020 年 12 月，由於模型建立基礎為探究各變數之於應變數的影響性，為避免於樣本期間內因受重大經濟事件或其他外生衝擊影響而有劇烈非尋常變動，故本研究以 CUSUM 結構性轉變檢定確認變數之穩定性。如圖 11 所示，在 95%信心水準下，臺北市 A 級辦公室租金價格變動率未超過臨界值，表示無存在結構性轉變。

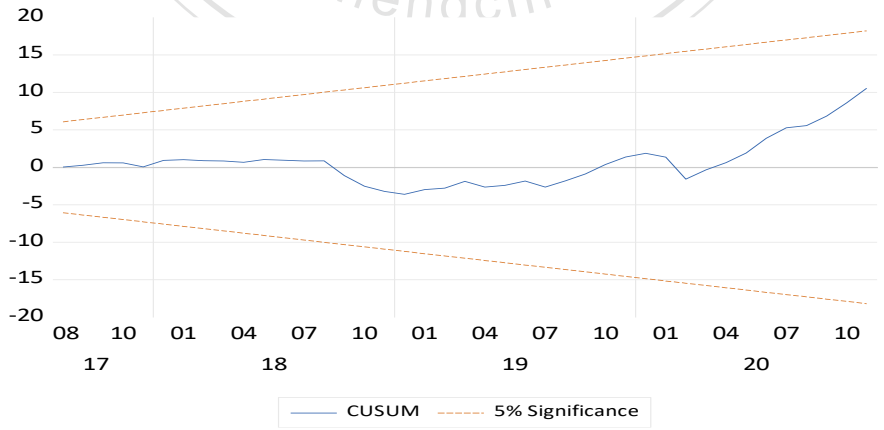

圖 11 Y_A 結構性轉變

DOI:10.6814/NCCU202101478

第二節　單根檢定

回顧過往研究指出，總體經濟指標多為非定態性質，為避免變數因呈非定態而造成後續建置之模型存在假性迴歸，抑或估計結果虛胖，故本研究將所有變數進行 Augmented Dickey-Fuller test（ADF）單根檢定，並依序依照三種單根檢定模式（含截距項及時間趨勢項、只含截距項不含時間趨勢項以及不含截距項及時間趨勢項）分別檢定，其檢定結果如下表 5 所示。

於下表 ADF 單根檢定結果顯示，商用不動產市場網路社群聲量情緒指標、股票市場新聞媒體聲量情緒指標與工業生產指數變動率在 1%信心水準下顯著拒絕存有單根之虛無假設，意即已呈一穩定定態序列；臺北市 A 級辦公室租金價格變動率、商用不動產市場新聞媒體聲量情緒指標、股票市場網路社群聲量情緒指標、貨幣供給量年增率、工業生產指數、消費者物價指數與新臺幣對美元成交之收盤匯率則無法拒絕序列中存在單根之虛無假設，可將其視為存有單根之非定態數列。

惟考量部分變數為非穩定之型態，故將上述變數進行一階差分，於差分後再進行三種模式之單根檢定，其檢定結果除臺北市 A 級辦公室租金價格變動率與新臺幣對美元銀行間成交之收盤匯率外，於三種檢定方式下，皆顯示各變數在 1%信心水準下顯著拒絕存在單根之虛無假設，亦即變數於一階差分後即可轉為定態數列，故本研究後續實證模型均使用一階差分之定態數列進行分析。

DOI:10.6814/NCCU202101478

表 5 各變數單根檢定結果

Variable	ADF Test Statistic		
	Xtc	**Xc**	**X**
Y_A	0.8193	0.2541	0.4380
X_COMN	0.0012**	0.0003**	0.7549
X_STOCKN	0.0012**	0.0001***	0.7991
X_COMS	0.0003***	0.0001***	0.8280
X_STOCKS	0.0051**	0.0008	0.8817
M2	0.9998	1.0000	0.9971
I	0.0005***	0.0001***	0.0003***
CPI	0.1118	0.0561*	0.9415
NTD	0.9744	0.8867	0.3473
△Y_A	0.0701*	0.0467**	0.0041**
△X_COMN	0.0000***	0.0000***	0.0000***
△X_STOCKN	0.0000***	0.0000***	0.0000***
△X_COMS	0.0000***	0.0000***	0.0000***
△X_STOCKS	0.0000***	0.0000***	0.0000***
△M2	0.0000***	0.0001***	0.0000***
△I	0.0000***	0.0000***	0.0000***
△CPI	0.0000***	0.0000***	0.0000***
△NTD	0.1878	0.0010***	0.0001***

說明:

1. Xtc 代表檢定式中含截距項及時間趨勢項，Xc 代表檢定式中含截距項，X 代表檢定式中不含含截距項及時間趨勢項

2. 變數差分後之值以△表示，如 Y_A 之一階差分以△Y_A 表示

3. 「*」、「**」、「***」分別表示在 10%、5%、1%信心水準下，拒絕單根存在之虛無假設。

DOI:10.6814/NCCU202101478

第三節　皮爾森相關係數檢定

本研究於 ADF 單根檢定確認所有變數皆屬於定態數列後，另為避免因自變數間存在高度相關性，而致使迴歸模型未能有效解釋應變數，故於模型建置前透過皮爾森相關係數檢定（Pearson Correlation Coefficient test）對各變數進行相關性檢定，檢視解釋變數之間是否存在共線性問題（Multi-Collinearity），輔以檢驗本研究自變數篩選之適宜性。

一般而言，若變數間之相關係數大於 0.7，表示該貳變數間存在高度相關性，此時容易產生共線性問題，進而導致迴歸模型結果失真。本研究之皮爾森相關係數檢定結果如下表 6，根據檢定結果所示，除了「商用不動產市場新聞媒體聲量情緒指標」與「股票市場新聞媒體聲量情緒指標」之間相關係數為 0.887909 外，其餘變數間之相關係數皆小於 0.7，表示模型不具共線性問題，故本研究為避免變數間存在高度相關性而造成分析結果偏誤，將分別建置商用不動產市場聲量情緒指標迴歸模型與股票市場聲量情緒指標迴歸模型，以兩個模型探討不同市場情緒與商用不動產市場收益之關聯性。

表 6 皮爾森相關係數檢定結果

	Y_A	X_COMS	X_STOCKS	X_COMN	X_STOCKN	CPI	NTD	M2	I
Y_A	1	-0.10061	0.297099	0.201687	0.190812	0.482605	0.411145	-0.14375	-0.31914
X_COMS	-0.10061	1	0.673254	0.684534	0.61139	-0.00028	-0.25643	-0.03021	0.057045
X_STOCKS	0.297099	0.673254	1	0.665143	0.615192	0.296507	0.061008	-0.2023	-0.19772
X_COMN	0.201687	0.684534	0.665143	1	0.887909	0.328857	-0.08871	0.033373	-0.17022
X_STOCKN	0.190812	0.61139	0.615192	0.887909	1	0.315923	-0.10578	0.05616	-0.19528
CPI	0.482605	-0.00028	0.296507	0.328857	0.315923	1	0.071798	0.254816	-0.11015
NTD	0.411145	-0.25643	0.061008	-0.08871	-0.10578	0.071798	1	-0.45249	-0.43333
M2	-0.14375	-0.03021	-0.2023	0.033373	0.05616	0.254816	-0.45249	1	0.412526
I	-0.31914	0.057045	-0.19772	-0.17022	-0.19528	-0.11015	-0.43333	0.412526	1

DOI:10.6814/NCCU202101478

第四節　向量自我迴歸模型

欲分析商用不動產市場聲量情緒與股票市場聲量情緒是否與商用不動產市場之收益存在動態關聯，探究變數間之因果關係與交互影響，本研究使用向量自我迴歸模型（VAR）進行迴歸分析。以下為本研究所建構之二組 VAR 實證模型。第一組實證模型（4.1）之應變數為臺北市 A 級辦公室租金價格變動率；情緒變數為商用不動產市場網路社群聲量情緒指標與商用不動產市場新聞媒體聲量情緒指標；控制變數為貨幣供給量年增率、工業生產指數、消費者物價指數與新臺幣對美元成交之收盤匯率。第二組實證模型（4.2）之應變數為臺北市 A 級辦公室租金價格變動率；情緒變數為股票市場網路社群聲量情緒指標與股票市場新聞媒體聲量情緒指標；控制變數為貨幣供給量年增率、工業生產指數、消費者物價指數與新臺幣對美元成交之收盤匯率。

本研究實證模型落後期數則透過 AIC 及 SIC 準則進行選擇。下列模型迴歸式中，以 P 表示為落後期數； A_0為常數項；ε_t 為誤差項。

$$\Delta Y_A_t = A_0 + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta Y_A_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta X_COMS_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta X_COMN_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta M2_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta I_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta \mathrm{CPI}_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta \mathrm{NTD}_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4.4.1)$$

$$\Delta Y_A_t = A_0 + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta Y_A_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta X_STOCKS_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta X_STOCKN_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta M2_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta I_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta \mathrm{CPI}_{t-i} + \sum_{i=1}^{P} a_i \Delta \mathrm{NTD}_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4.4.2)$$

DOI:10.6814/NCCU202101478

一、最適落後期數選取

為確定 VAR 模型之最適落後期數（P），本研究透過 AIC 準則與 SIC 準則進行最適落後期數之選取，另由於本研究使用之樣本數為小樣本，依據 Hurvich and Tsai （1989）指出，當樣本為小樣本時，AIC 準則相對於 SIC 準則懲罰效果較大。故本研究當 AIC 準則配適的最佳模型與 SIC 準則配適的模型期數出現歧異時，將選擇 AIC 準則挑選之最佳期數結果進行模型配適。

(一)模型一

模型一是以商用不動產市場網路社群聲量情緒指標與商用不動產市場新聞媒體聲量情緒指標為主要自變數之模型，依據下表 7 結果顯示，模型一之之最適落後期數為落後 4 期。

表 7 模型一之最適落後期數篩選

	VAR Order P			
Statistic	P=1	P=2	P=3	P=4
AIC	-15.06152	-15.01651	-16.09239	-17.75526*
SIC	-12.72103*	-10.62809	-9.656051	-9.270988

(二)模型二

模型二是以股票市場網路社群聲量情緒指標與股票市場新聞媒體聲量情緒指標為主要自變數之模型，依據下表 8 結果顯示，模型二之最適落後期數為落後 4 期。

表 8 模型二之最適落後期數篩選

	VAR Order P			
Statistic	P=1	P=2	P=3	P=4
AIC	-14.96203	-14.52373	-14.76882	-17.16850*
SIC	-12.62154*	-10.13531	-8.332474	-8.684227

DOI:10.6814/NCCU202101478

二、向量自我迴歸模型

(一)商用不動產市場網路社群情緒與商業地產收益呈正向關聯

透過本研究建構之向量自我迴歸模型實證結果發現，來自「網路社群」之商用不動產市場網路社群聲量情緒與商用不動產市場收益呈正向動態關聯，符合本研究預期網路社群情緒與商用不動產市場收益變化具相關性之研究假設。另觀察主要社群情緒變數可得知落後二期至落後四期之網路社群聲量情緒與當期辦公室租金呈正向動態關聯，表示前二個月至前四個月來自網路社群對商用不動產市場討論之情緒越樂觀時，當期辦公室租金有上漲之趨勢；反之，網路社群聲量情緒越悲觀時，當期辦公室租金有下跌之趨勢。本研究推估該情況可能係因網路社群有關商用不動產市場之討論與話題多半圍繞於某一事件或區位之商用不動產消息與情報，在資訊快速互通更新之下，資訊交流的結果反倒形成了一種市場預測之能力。惟有鑑於商用不動產市場流動性較低，故社群討論之情緒效果將遞延至 2 至 4 個月後始產生顯著影響。商用不動產市場網路社群情緒與商用不動產市場收益之向量自我迴歸模型結果如下表 9。

(二)商用不動產市場新聞媒體情緒與商業地產收益呈負向關聯

透過本研究建構之向量自我迴歸模型實證結果發現，來自「新聞媒體」之商用不動產市場新聞媒體聲量情緒與商用不動產市場收益呈負向動態關聯。落後二期與落後三期之新聞媒體情緒與當期辦公室租金呈負向動態關聯，即前二個月或前三個月來自新聞媒體對商用不動產市場討論之情緒越樂觀時，當期辦公室租金有下跌趨勢；反之，新聞媒體聲量情緒越悲觀時，當期辦公室租金有上漲趨勢。本研究推測

DOI:10.6814/NCCU202101478

此種情況係因新聞媒體對於商用不動產市場之報導，可能容易為一種市場宣傳或風向的帶動，反而無法用以準確的預測市場趨勢。舉例來說，報紙主要收益來自廣告與宣傳，然不動產之廣告為各大報社前幾大資金收入，故當不動產景氣冷淡或市場交易動能不足時，此時報社就有壓力為不動產廣告商撰寫相關文章或報導拉抬市場投資氣氛，故因此些動機而為之報導反而無法反映出真實之市場情緒。亦有另一種解讀為在此種情緒渲染下，當報導撰寫內容越樂觀、用詞越火熱時，過度鼓譟或看漲之情緒，反而可能致使投資者逆向操作，採保守策略選擇再觀望，因而拉長投資等待期，進而導致未來一定前間內商用不動產市場收益面不升反降。商用不動產市場新聞媒體情緒與商用不動產市場收益之向量自我迴歸模型結果如下表 9。

(三)消費者物價指數與商用不動產市場收益呈負向動態關聯

透過本研究建構之向量自我迴歸模型實證結果發現，落後一期之消費者物價指數與當期辦公室租金呈負向動態關聯，即前一個月消費者物價指數越高時，當期當期辦公室租金有下降之趨勢；反之，前一個月消費者物價指數越低時，當期辦公室租金有上升之趨勢。本研究認為消費者物價指數之計算公式未擴及商用不動產市場之租金收益，故實證結果本身並未抵觸該指數之經濟意涵；此外，當消費者物價指數上升，表示貨幣之實質購買力下降，將提高企業或投資者投資之成本。當市場供給者將此種成本轉嫁至商用不動產市場標的本身，可能導致市場需求者之商品購買力下降而衝擊銷售量；當市場供給者自行吸收此種成本，將容易因賣壓高而造成商用不動產市場價格下跌。故綜上所述，消費者物價指數上升，將造成商用不動產市場運行成本提高，降低市場收益。消費者物價指數與商用不動產市場收益之向量自

DOI:10.6814/NCCU202101478

我迴歸模型結果如下表 9。

(四)新台幣兌美元之匯率與商用不動產市場呈正向動態關聯

透過本研究建構之向量自我迴歸模型實證結果發現，新台幣對美元之匯率與商用不動產市場收益呈正向動態關聯。結果顯示落後一期之新台幣對美元之匯率與商用不動產市場之收益呈正向動態關聯，即前一個月新台幣對美元之匯率越高(臺幣貶值)時，當期辦公室租金有上升之趨勢；反之，前一個月新台幣對美元之匯率越低(新臺幣升值)時，當期辦公室租金有下降之趨勢。本研究推測此種情形可能原因如下:首先，匯率與商用不動產價格之關聯性影響主要通過資本流動而鏈結，對於一資本自由流動之經濟體，當匯率具貶值預期時，將吸引外資流入帶動國內資產價格上升。再者，當新台幣對美元之匯率下降，表示新臺幣走強，惟此時可能壓縮出口產業之利潤，反而不利企業於國內投資，進而降低企業或投資方對於辦公室或不動產租賃之願負價格，使整體商用不動產市場收益下降。新台幣對美元之匯率與商用不動產市場收益之向量自我迴歸模型結果如下表 9。

(五)股票市場新聞媒體情緒與商用不動產市場呈正向動態關聯

透過本研究建構之向量自我迴歸模型實證結果發現，來自「新聞媒體」之股票市場新聞媒體聲量情緒與商用不動產市場收益呈正向動態關聯。結果顯示落後二期之新聞媒體聲量情緒與當期辦公室租金呈正向動態關聯，即前二個月來自新聞媒體對股票市場討論之情緒越樂觀時，當期辦公室租金有上漲之趨勢；反之，新聞媒體聲量情緒越悲觀時，當期辦公室租金有下跌之趨勢。此外，反觀來自網路社群之股票市場情緒對於商用不動產市場之收益無顯著關聯性，本研究推測其係因網路社群討論股票之聲量多半來自散戶或小型投資人，其形成之

DOI:10.6814/NCCU202101478

輿論與情緒力度無法相對於宏觀剖析股市之新聞媒體而對商用不動產市場展現顯著影響力或用以預測商用不動產市場之發展。股票市場新聞媒體情緒與商用不動產市場之向量自我迴歸模型結果如下表 10。

(六)總體經濟變數與商用不動產市場收益無顯著相關性

透過本研究建構之向量自我迴歸模型實證結果發現，不論模型一或模型二，本研究之總體經濟變數-貨幣供給量年增率（M2）與工業生產指數（I）均與商用不動產市場之收益無顯著相關性。本研究推測此結果係因貨幣供給量年增率與工業生產指數之原始數值除了西元2020年以後受 COVID-19 新冠肺炎衝擊與政府量化寬鬆貨幣政策之影響外，其餘期間數值相對平穩，故不易從模型看出該貳總體經濟變數之於商用不動產市場收益之影響性。換句話說，在短期內，該貳總體經濟變數對於市場趨勢之預測能力反而不如隨著時間推移，分分秒秒堆疊更新之網路聲量情緒來得即時與靈活。是以，應用大數據分析網路社群、新聞媒體等潛在市場信息所帶來之情緒回饋，反而相對於短期間內變化不大之總體經濟變數能更快更有效地因應市場波動而為即時反應。貨幣供給量年增率(M2)、工業生產指數(I)與商用不動產市場收益之向量自我迴歸模型結果如下表 9、表 10。

綜上所述，本研究實證結果表明透過關鍵字追蹤潛在投資者情緒，進一步建立情緒指標得以補足過去研究僅就基本面預測市場而遺漏重要變數之問題；亦可獲取總體經濟變數於短期研究中無法察覺之市場變化。是以，若未來商用不動產市場納入情緒變數作為市場預測指標之一，將得以提升投資者、市場需求者或政府對於整體商用不動產市場之掌握度以及趨勢預測之精準度。

DOI:10.6814/NCCU202101478

表 9 商用不動產市場情緒之向量自我迴歸模型結果

		D(Y_A)	
		係數	T 值
商用不動產市場網路社群聲量情緒指標	D(X_COMS(-1))	0.040495	[0.93377]
	D(X_COMS(-2))	0.157831	[2.48320]**
	D(X_COMS(-3))	0.177072	[2.37917]**
	D(X_COMS(-4))	0.129842	[2.46123]**
商用不動產市場新聞媒體聲量情緒指標	D(X_COMN(-1))	0.004366	[0.09138]
	D(X_COMN(-2))	-0.1505	[-2.32422]**
	D(X_COMN(-3))	-0.10579	[-2.05512]**
	D(X_COMN(-4))	-0.06832	[-1.90331]
消費者物價指數	D(CPI(-1))	-0.007	[-2.02360]**
	D(CPI(-2))	-0.002	[-0.72298]
	D(CPI(-3))	0.003047	[0.95476]
	D(CPI(-4))	0.005444	[1.63094]
新臺幣對美元成交之收盤匯率	D(NTD(-1))	0.018563	[2.14158]**
	D(NTD(-2))	0.002586	[0.47911]
	D(NTD(-3))	0.003659	[0.57539]
	D(NTD(-4))	-0.00255	[-0.48208]
貨幣供給量	D(M2(-1))	0.006157	[1.61163]
	D(M2(-2))	-0.00204	[-0.59022]
	D(M2(-3))	0.004161	[1.20230]
	D(M2(-4))	0.000201	[0.05375]
工業生產指數	D(I(-1))	-0.0431	[-1.40524]
	D(I(-2))	-0.05175	[-1.19122]
	D(I(-3))	-0.03729	[-0.94753]
	D(I(-4))	-0.00947	[-0.38283]

說明:

1、「**」表示在 95%信心水準下顯著；「***」表示在 99%信心水準下顯著。

DOI:10.6814/NCCU202101478

表 10 股票市場情緒之向量自我迴歸模型結果

		D(Y_A)	
		係數	T 值
股票市場網路社群聲量情緒指標	D(X_STOCKS(-1))	0.010743	[0.17506]
	D(X_STOCKS(-2))	-0.08157	[-1.56116]
	D(X_STOCKS(-3))	-0.00194	[-0.03776]
	D(X_STOCKS(-4))	-0.01643	[-0.42194]
股票市場新聞媒體聲量情緒指標	D(X_STOCKN(-1))	0.028296	[0.96846]
	D(X_STOCKN(-2))	0.08244	**[2.84460]*** **
	D(X_STOCKN(-3))	0.023213	[0.69438]
	D(X_STOCKN(-4))	0.009131	[0.31633]
消費者物價指數	D(CPI(-1))	-0.00497	[-1.86325]
	D(CPI(-2))	-0.00029	[-0.10234]
	D(CPI(-3))	0.000145	[0.04848]
	D(CPI(-4))	0.000601	[0.23825]
新臺幣對美元成交之收盤匯率	D(NTD(-1))	0.000546	[0.09018]
	D(NTD(-2))	0.001737	[0.31634]
	D(NTD(-3))	-0.00131	[-0.20839]
	D(NTD(-4))	-0.0034	[-0.64330]
貨幣供給量	D(M2(-1))	0.003302	[0.98106]
	D(M2(-2))	0.001086	[0.30916]
	D(M2(-3))	-0.00335	[-0.82575]
	D(M2(-4))	-0.0011	[-0.27791]
工業生產指數	D(I(-1))	-0.00513	[-0.17512]
	D(I(-2))	0.031717	[0.75317]
	D(I(-3))	0.018658	[0.52664]
	D(I(-4))	0.021774	[0.89366]

說明:

1、「**」表示在 95%信心水準下顯著；「***」表示在 99%信心水準下顯著

DOI:10.6814/NCCU202101478

第五章　結論與建議

第一節　結論

本研究主要分析商用不動產市場、股票市場之網路聲量情緒對該市場價格之影響，以向量自我迴歸模型（VAR）探討市場情緒與價格之動態關聯。此外，本研究爬梳網路聲量之來源，將各市場之網路聲量進一步細分為來自「新聞媒體」與來自「網路社群」等二來源集，並分別進行情緒指標之建立，嘗試以兩種不同性質的聲量屬性探討市場情緒與價格之關聯性，期為有別以往之研究。再者，本研究尚試圖檢驗商用不動產市場與股票市場兩個市場間聲量情緒是否存在跨市場之外溢效果，剖析商用不動產市場、股票市場間是否存在交互關係或能否互為市場領先預測指標。本研究主要實證結果如下說明：

本研究將市場聲量進一步細分為來自「新聞媒體」與來自「網路社群」等二來源集後，經實證結果發現來自「社群網路」之商用不動產市場網路社群聲量情緒與商業不動產市場收益呈正向關聯，我們可以藉由捕捉來自社群網路對於商用不動產市場之討論與評價，預測未來商業不動產收益之趨勢；此外我們還發現來自「新聞媒體」之商用不動產市場新聞媒體聲量情緒與商業不動產收益呈負向關聯，當新聞媒體對商用不動產市場報導的風向或內容越趨於樂觀，未來商用不動產市場之市場收益反而會下降，本研究推測其可能原因為二:首先，當市場情緒經新聞媒體渲染下，可能致使投資者逆向操作，採保守觀望之姿，增加投資等待期。舉例來說，當新聞媒體報導方向為「商用不動產市場交易熱絡」、「未來商辦趨勢看漲」、「商辦租金持續走高」等正向情緒之報導時，可能讓投資者認為不動產市場於景氣活絡下投資成本目前為至高點，從而使其投資意願降低或出現投資拖延等現象。此外，本研究推估另一可能原因為新聞媒體有為其廣告商進行市場宣傳或風向帶動之壓力。當不動產景氣低迷時，新聞媒體可能會為其不動產廣告商撰寫相關文章或報導以拉抬市場投資氣氛，

DOI:10.6814/NCCU202101478

此時反而報導之內容無法真實反映出之市場投資情緒。

另外，本研究實證發現股票市場新聞媒體情緒與商用不動產市場之收益呈正向動態關聯，亦即當新聞媒體對股票市場之相關報導之文句、用詞情緒較樂觀時，可以推測未來商用不動產市場收益將上漲，交易將更為熱絡，此實證結果顯示商用不動產市場與股票市場間存在情緒外溢效果，證實本研究之理論假設。再者，本研究發現當總體經濟變數於研究期間自身數值變化不大時，相對於網路聲量情緒等即時訊息，總體經濟變數於短期研究中無法捕捉市場訊號並為即時反應，此很可能即為過去單就總體經濟變數作市場預測之模型無法有效預測市場趨勢之原因之一。

綜上所述，本研究運用大數據分析與情緒探勘技術解讀來自社群網路與新聞媒體之討論聲量，進一步建立商用不動產市場情緒指標與股票市場情緒指標，以彌足過去市場預測模型遺漏情緒等重要變數之情形，提供商用不動產市場一新穎市場趨勢預測邏輯。此外，本研究亦發現股票市場之聲量情緒與商用不動產市場之間具一定之關聯性，證實本研究對於商用不動產市場與股票市場間存在情緒外溢效應之假設。是以，將來無論政府制定不動產相關政策或投資者決定自身投資組合時，可以將來自商用不動產市場亦或股票市場之網路社群情緒與新聞媒體報導態度，視為潛在投資者情緒或市場訊號，並將基本面分析與市場投資情緒同列為預測考量，將有助於提高未來趨勢推斷之準確度，並加深投資者、供需者、市場觀察者或政府對於市場訊號之掌握度，使其能為最適決策。

DOI:10.6814/NCCU202101478

第二節 建議

一、政策建議

本研究發現來自「網路社群」與「新聞媒體」之聲量討論度將與當期商用不動產市場之租金走勢呈現一定之動態關聯，可以透過解讀網路社群之討論內容或新聞媒體之報導動向，預測未來商用不動產市場收益之變化，提供投資者、市場觀察者或政策制定者一項即時且有效之判斷指標。未來政府在規劃與不動產市場相關之法令，或制定商用不動產市場交易之限制等政策決議時，除了參考宏觀經濟條件、景氣訊號或傳統不動產信心指數外，亦可將網路社群與新聞媒體評論之內容、輿情或討論聲量視為潛在市場氛圍與力道，將情緒與討論度納入考量，藉此提高對未來商用不動產市場走向之掌握度，協助政府以更全面之視角研擬相關對策，引領不動產市場走向嶄新之未來。

二、研究建議

(一)增加時間序列模型時間軸長度

本研究採用 OpView 社群口碑資料庫為情緒指標建立之數據來源，惟考量直至 2017 年 OpView Insight 新版本發表，該資料庫穩定性及健全度至此方才完成，故本研究之時間序列模型設定期落在 2017 年 3 月至 2020 年 12 月，總共合計 46 個樣本，若未來相關研究可以拉長實證模型之時間軸長度，將可以進一步增加研究母體之數量，強化研究量體，提升模型之細緻度。

(二)辦公室租金價格採用月資料

市場上關於商用不動產租金價格指標包含實價登錄揭露之商辦租賃案件、各大不動產商業仲介公司定期發布之租金指數等，由於商用

DOI:10.6814/NCCU202101478

不動產價格指標眾多，編制類型與更新週期也不盡相同，如有些採月資料、季資料之形式，甚至有半年期統計指數或以年為單位之年報。是以，本研究在綜觀模型建構之限制條件下，屏除較難以歸類之實價登錄個案資料；亦捨棄時間週期較長之半年期以上統計資料，採國泰辦公室租金市場報告中的租金開價資料為數據基礎，並透過議價率將其調整至趨於市價，作為本研究模型商用不動產市場收益之指標。惟國泰辦公室租金市場報告中的數據皆為季度資料，然本研究模型之其餘變數如情緒指標、總體經濟變數皆為月資料形式，若未來能取得月資料之租金價格指數，將能為更細緻之實證分析。

(三)加強關鍵字設定之準確性

本研究建構之商用不動產市場情緒指數與股票市場情緒指數，其關鍵字設定分別為「商辦」、「廠辦」、「A 辦」、「辦公室」、「商用辦公室」、「商用不動產」及「股市」、「台股」、「大盤」、「散戶」、「台股指數」、「股票市場」等，並以上述之關鍵字爬梳各大網路社群與新聞媒體發佈之文章列表而後進行語意分析。然字詞之排列與組合影響其搜尋結果，故在關鍵字設定之精準性非常重要，若日後於研究量體足夠的情況下，建議可以嘗試組合更多種類型之關鍵字，增加關鍵字搜索之全面性，進而提高數據資料的密度與情緒指標之準度。此外，本研究並未進一步考量語意結合後之斷句或詞語變化，未來相關研究若可針對此部分進行強化，將可使情緒指數建置前數據資料之蒐整更完善更具體系。

DOI:10.6814/NCCU202101478

參考文獻

一、中文參考文獻

王信達，2010，「從兩岸總體經濟環境探討臺北市上海市辦公市場租金影響之實證分析」，淡江大學中國大陸研究所碩士論文。

林左裕，2019，「應用網路搜尋行為預測房地產市場」，應用經濟論叢，第 105 期。

林左裕、程于芳，2014，「影響不動產市場之從眾行為與總體經濟因素之研究」，應用經濟論叢，第 95 期

張曉慈，2010，「影響不動產報酬波動性之總體經濟因素分析」，國立政治大學地政研究所碩士論文。

楊奕農，2009，「時間序列分析 經濟與財務上之應用」。頁 99-123、205-235、331-392、395-446，台北，雙葉書廊有限公司。

鄧筱蓉，2017，房市泡沫與總體經濟關係，JOURNAL OF HOUSING:26(2).

薄有為、鍾懿萍，2011，「辦公大樓租金影響因素之研究-以上海市甲級辦公大樓為例」，『物業管理學會論文集』, 13-22.

DOI:10.6814/NCCU202101478

二、英文參考文獻

Affuso, E., and Lahtinen, K. D., 2019, "Social media sentiment and market behavior", Empirical Economics, 57(1):105-127.

Agyemang, A., Chowdhury, I., and Balli, F., 2021, "Quantifying Return Spillovers in Global Real Estate Markets", Journal of Housing Economics, 101781.

Akinsomi, O., Mkhabela, N., and Taderera, M., 2018, "The role of macro-economic indicators in explaining direct commercial real estate returns: evidence from South Africa", Journal of Property Research, 35(1):28-52.

Baker, M., and Wurgler, J., 2006, "Investor sentiment and the cross-section of stock returns", The journal of Finance, 61(4):1645-1680.

Baker, M., Wurgler, J., and Yuan, Y., 2012, "Global, local, and contagious investor sentiment", Journal of financial economics, 104(2):272-287.

Beauchamp, N.,2017, "Predicting and interpolating state-level polls using Twitter textual data", American Journal of Political Science, 61(2):490-503.

Bhuriya, D., Kaushal, G., Sharma, A., and Singh, U., 2017, "Stock market predication using a linear regression", In 2017 international conference of electronics, communication and aerospace technology (ICECA), (Vol. 2, pp. 510-513). IEEE.

Bhuiyan, E. M., and Chowdhury, M., 2020, "Macroeconomic variables and stock market indices: Asymmetric dynamics in the US and Canada", The Quarterly Review of Economics and Finance, 77:62-74.

Carosia, A. E. O., Coelho, G. P., and Silva, A. E. A., 2020, "Analyzing the Brazilian financial market through Portuguese sentiment analysis in social media", Applied Artificial Intelligence, 34(1):1-19.

Checkley, M. S., Higón, D. A., and Alles, H., 2017, "The hasty wisdom of the

DOI:10.6814/NCCU202101478

mob: How market sentiment predicts stock market behavior", Expert Systems with applications, 77:256-263.

Chen, M. C., and K. Patel , 2002 , "The Empirical Analysis of Determination of Housing Prices in the Taipei Area", Taiwan Economic Review, 30(4):563-594.

De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H., and Waldmann, R. J.,1990," Noise trader risk in financial markets", Journal of political Economy, 98(4): 703-738.

Devos, E., Ong, S. E., Spieler, A. C., and Tsang, D., 2013," REIT institutional ownership dynamics and the financial crisis", The journal of real estate finance and economics, 47(2): 266-288.

Dietzel, M. A., 2016, "Sentiment-based predictions of housing market turning points with Google trends", International Journal of Housing Markets and Analysis.

Freybote, J., and Seagraves, P.A., 2017, "Heterogeneous investor sentiment and institutional real estate investments", Real Estate Economics, 45(1):154-176.

Freybote, J., and Seagraves, P., 2018, "The impact of investor sentiment on commercial real estate market liquidity", Journal of Real Estate Research, 40(4):597-628.

Filis, G.,2010, "Macro economy, stock market and oil prices: do meaningful relationships exist among their cyclical fluctuations? " Energy Economics, 32(4): 877-886.

Gallimore, P., and Gray, A., 2002, "The role of investor sentiment in property investment decisions", Journal of Property Research, 19(2):111-120.

Giordano, G., and Primerano, I., 2018, "The use of network analysis to handle semantic differential data", *Quality & Quantity*, 52(3):1173-1192.

González-Sánchez, M., and Morales de Vega, M. E., 2021, "Influence of Bloomberg's Investor Sentiment Index: Evidence from European Union

DOI:10.6814/NCCU202101478

Financial Sector. Mathematics", 9(4):297.

Hatfield, E., Cacioppo, J. T., and Rapson, R. L., 1993, "Emotional contagion", Current directions in psychological science, 2(3):96-100.

Hausler, J., Ruscheinsky, J., and Lang, M., 2018, "News-based sentiment analysis in real estate: a machine learning approach", Journal of Property Research, 35(4):344-371.

Heiden, S., Klein, C., and Zwergel, B., 2013, "Beyond fundamentals: investor sentiment and exchange rate forecasting", European Financial Management, 19(3):558-578.

Heinig, S., and Nanda, A., 2018, "Measuring sentiment in real estate–a comparison study", Journal of Property Investment Finance.

Heston, S. L., and Sinha, N. R., 2017, "News vs. sentiment: Predicting stock returns from news stories", Financial Analysts Journal, 73(3):67-83.

Hoskins, N., Higgins, D., and Cardew, R., 2004, "Macroeconomic variables and real estate returns: an international comparison", The Appraisal Journal, 72(2):163.

Hudson, Y., and Green, C. J., 2015, "Is investor sentiment contagious? International sentiment and UK equity returns", Journal of Behavioral and Experimental Finance, 5:46-59.

Hurvich, C. M., Tsai, and C. L., 1989, "Regression and time series model selection in small samples", Biometrika, 76(2):297-307.

Kalyani, J., Bharathi, P., and Jyothi, P., 2016, "Stock trend prediction using news sentiment analysis", arXiv preprint arXiv:1607.01958.

Ke, Q., and Sieracki, K, 2019, "Exploring sentiment-driven trading behaviour of different types of investors in the London office market", Journal of Property Research, 36(2):186-205.

Lin, C. Y., Rahman, H., and Yung, K., 2009, "Investor sentiment and REIT returns", The journal of real estate finance and economics, 39(4):450.

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478

Ling, D. C., Naranjo, A., and Scheick, B., 2014, “Investor sentiment, limits to arbitrage and private market returns”, Real Estate Economics, 42(3):531-577.

Mehta, P., and Pandya, S., 2020, "A review on sentiment analysis methodologies, practices and applications", International Journal of Scientific and Technology Research, 9(2):601-609.Mehta, P., Pandya, S., Kotecha, K., 2021, “Harvesting social media sentiment analysis to enhance stock market prediction using deep learning”, PeerJ Computer Science, 7: e476.

Olanrele, O. O., Fateye, O. B., Adegunle, T. O., Ajayi, C. A., Said, R., and Baaki, K., 2020, “Causal effects of macroeconomic predictors on real estate investment trust’s (REIT’s) performance in Nigeria”, Pacific Rim Property Research Journal, 26(2):149-171.

Pagan, A. R., and Wickens, M. R.,1989, “A survey of some recent econometric methods”, The Economic Journal, 99(398): 962-1025.

Porshnev, A., Redkin, I., and Shevchenko, A., 2013, “Machine learning in prediction of stock market indicators based on historical data and data from twitter sentiment analysis”, In 2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining Workshops (pp. 440-444). IEEE.

Ramanathan, V., and Meyyappan, T., 2019, “Prediction of Individual’s Character in Social Media Using Contextual Semantic Sentiment Analysis”, Mobile Networks and Applications, 24(6):1763-1777.

Ruscheinsky, J. R., Lang, M., and Schäfers, W., 2018, “Real estate media sentiment through textual analysis”, Journal of Property Investment & Finance.

Shleifer, A., and Summers, L. H.,1990,” The noise trader approach to finance”, Journal of Economic perspectives, 4(2): 19-33.

Stein, J. C.,1996,” Rational capital budgeting in an irrational world”, National bureau of economic research, No. w5496.

DOI:10.6814/NCCU202101478

Song, Y., Ji, Q., Du, Y. J., and Geng, J. B., 2019, "The dynamic dependence of fossil energy, investor sentiment and renewable energy stock markets", Energy Economics, 84: 104564.

Su, X., and Li, Y., 2020, "Dynamic sentiment spillovers among crude oil, gold, and Bitcoin markets: Evidence from time and frequency domain analyses", Plos one, 15(12): e0242515.

Tabassum, S., Pereira, F. S., Fernandes, S., and Gama, J., 2018, "Social network analysis: An overview", Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 8(5):e1256.

Vargas, M. R., De Lima, B. S., and Evsukoff, A. G., 2017, "Deep learning for stock market prediction from financial news articles", In 2017 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA) (pp. 60-65). IEEE.

Vashishtha, S., and Susan, S.,2019, "Fuzzy rule based unsupervised sentiment analysis from social media posts", Expert Systems with Applications, 138, 112834.

Walker, C. B., 2014, "Housing booms and media coverage", Applied Economics, 46(32):3954-3967.

Yao, C. Z., and Li, H. Y., 2020, "Time-varying lead–lag structure between investor sentiment and stock market", The North American Journal of Economics and Finance, 52: 101148

國立政治大學 National Chengchi University

DOI:10.6814/NCCU202101478