

社群媒體情緒與房市交易資訊關係 之檢視*

朱芳妮**、高嘉璘***、洪志興****、陳明吉*****

摘要

透過社群網路搜尋人們的看法評價作為參考已成為現代人做決策的一種方式，過去文獻已發現傳統媒體是影響市場的重要因素，本文進一步了解社群媒體與房市變化是否有關聯。本文使用 OpView 社群口碑資料庫 2016 年至 2020 年有關房市的臉書 (Facebook) 與論壇 (PTT) 貼文，建構社群媒體情緒聲量指標，與房價、交易量、流通天數、議價空間等四個房市交易資訊以進行關係的實證測試。結果顯示 Facebook 與 PTT 社群總情緒聲量或區分為正面、負面、中立情緒之測試，可發現對房價與房屋交易量有顯著影響力，但對房屋流通天數與議價空間就只有 PTT 社群情緒聲量發現影響力。在 Granger 因果關係檢定方面，房價與交易量與社群情緒聲量互為因果，也就是發生回饋的情況，然社群

* 本研究感謝國科會專題研究計畫補助，編號 109-2410-H-992 -042 -MY2。

** 國立政治大學地政學系副教授，Email: fnchu@nccu.edu.tw。

*** 國立高雄科技大學金融系碩士，Email: maybylinlin@yahoo.com.tw。

**** 國立高雄科技大學金融系教授，Email: hunpeter65@nkust.edu.tw。

***** 國立政治大學財務管理學系教授，本文通訊作者，Email: mcmchen@nccu.edu.tw。

DOI: 10.53106/054696002023060113003

收件日期民國 111 年 8 月 19 日；修改日期民國 111 年 10 月 28 日；

接受日期民國 112 年 4 月 28 日。

情緒聲量僅單向影響流通天數，並與議價空間有很弱的因果關係。透過觀察衝擊反應函數，Facebook 社群情緒聲量對房價在衝擊發生的初期有正向且顯著的影響，PTT 社群情緒聲量則是對房價、議價空間分別有相對較長期間的正向、負向影響。本文證實社群媒體對於房市具有一定程度的影響力，透過觀察社群情緒聲量能對房市變化更有掌握。

關鍵詞：社群媒體情緒、房市、網路聲量、臉書、網路論壇

JEL 分類代號：E3、G4、R0

社群媒體情緒與房市交易資訊關係 之檢視

朱芳妮、高嘉璘、洪志興、陳明吉

壹、前言

Shiller (2000)《非理性繁榮 (Irrational Exuberance)》一書中，對於非理性繁榮進行了定義，意指資產市場價格偏離基本價值，其隱含著投機性的市場情緒會導致價格偏離價值的問題，當交易受到情緒驅使時，市場被過度反應，所造成資產價值的高估，而 Akerlof and Shiller (2010) 也指出市場的波動往往取決於投資人情緒，故投資人心理、投資人情緒對證券市場價格決定具有一定影響力，是不能被忽視的因素之一。Ahmed (2020) 也指出投資人情緒可以表達對市場的態度、看法與情緒，預期樂觀或悲觀的程度。而且投資人情緒可以在市場中迅速傳播，悲觀的投資人情緒比樂觀的投資人情緒更具傳染性，當情緒變得惡化時，風險也相應增加 (Bethke et al., 2017)，是以分析投資人情緒可以用於捕捉資產報酬及波動性，進而提高模型解釋力，並可以有效改善對市場報酬的預測能力，或是制定更有效的投資組合 (Du et al., 2016; Chen et al., 2021)。

當交易受到情緒驅使時的情況也同樣會發生於房市中，如近年台灣預售屋市場異常熱絡，連夜排隊搶購紅單的新聞時有所聞，在 Facebook 上更是出現了預售屋潛銷、揪團購屋的社團，例如某預售案千人排隊、台中預售屋潛銷團購網等，這種利用網路社群進行口碑宣傳，催化市場觀望者購買之需求，再利用揪團大量訂購，向建商談價取得優惠價格，不禁使人好奇在網路的傳播之下，這種社群渲染的方式是如何影響房地產的交易行為。在 2021 年之《Digital 全球暨各國年度報告》中指出，台灣網路使用率高達 90%，

有使用社群媒體之群眾達到 82.6%，在使用時長上，台灣人一天將近八小時的時間都在使用網路，在社群網站之中，約有 89.2% 之調查對象有使用 Facebook，台灣人對於網路的依賴程度可見一斑。Ball-Rokeach and DeFleur (1976) 曾提出媒介依賴理論，強調傳播媒介、社會與閱聽者之間的關聯性，當社會出現重大事件，將會造成閱聽者的不確定感與對傳播媒介的依賴增加，這早期媒介依賴理論是基於傳統媒體如新聞報紙、廣播、電視等影響廣大社會大眾，而近來新興的社群媒體更加強了媒體的傳播力與影響力，這些如部落格、vlog、Podcast、臉書 (Facebook)、推特 (Twitter)、網路論壇 (Internet Forum) 等等更改變了人們的互動方式，社群媒體平台上可以說是許多人不同意見與觀點之集合，人們可以自由表達的個人態度、信仰或是價值觀而形成公眾輿論 (public opinion)，再藉由口碑傳遞，使線上的電子口碑比傳統口碑有更驚人影響力。過去傳播學者 Katz and Lazarsfeld (1964) 曾提出了兩階段傳播理論，根據兩階段傳播模型，關鍵意見領袖 (KOL) 是傳遞訊息重要的一環，最初的概念是大眾媒體作為意見領袖，再傳遞資訊給群體。近年來有學術文獻探討社群媒體上的評論與股票價格和 (或) 股票價格波動之間的關係，亦有文獻分析擁有眾多社群媒體粉絲和強大政治權力者在社群媒體平台發布的貼文 (social media posts) 對於股票價格的影響，且進一步分析其不同貼文情緒 (正面、中立、負面) 的影響 (Ajjoub et al., 2021)。但經過時代的變遷，現在人人在社群媒體平台上都有可能成為意見領袖，影響社會周遭的決策者 (Lin et al., 2018)。

由於不動產的昂貴性，民眾對於購屋或投資房地產的經驗皆較少，常會事前詢問周邊好友過去購屋的經驗，或是從新聞媒體、報紙或網路新聞的專題報導、電視的房市名嘴專家談話性節目等蒐集所需的資訊。但隨著網路科技的發達，也有許多民眾是透過社群媒體或是論壇來蒐集房市資訊。當房市景氣好時，市場參與者投資獲利的故事便會經由各種途徑傳播，如透過社群媒體與論壇被廣泛討論，使大眾對於房市充滿著美好的想像。目前由於網路的盛行，使大眾能夠在社群平台上發表個人看法，故社群的影響力不容小覷。Shiller (2017) 的《敘事經濟學》一書提及敘事的流行性，經濟事件會受到媒體渲染而進一步擴散與傳播，此種像在社群媒體平台敘事的流行傳播模式，對於掌握房市

的動態具有一定重要性，國內研究如朱芳妮與陳明吉 (2018) 已提及傳統媒體影響力，朱芳妮等 (2020a, 2020b) 與楊茜文等 (2022) 也使用調查、Google Trend 關鍵字、新聞媒體分析情緒如何房市，而社群媒體如平台或論壇的貼文與討論，同樣也可以表彰民眾對於房市議題的關注與情緒，所以若是可以透過變數捕捉這社群媒體之效果，便能更清楚掌握房市變化。

在資訊爆炸的時代大量的數據的分析已日益普遍，但要有效率分析與完整追蹤仍然還有困難與限制，目前雖有不少研究採用網路資訊或爬蟲的文字探勘方式，但大多數研究所採集的資料是限於少數媒體，而近年來有越來越多廠商投入輿情分析平台的開發，系統性與廣泛性收集網路上各式平台或論壇的貼文，因而這些輿情分析平台能為使用者提供快速精確的分析服務，能即時掌握議題發展、品牌動向，挖掘出更有價值的資訊，因此使用輿情分析平台在實務上作為決策參考應用的情況越來越普遍，譬如廠商對品牌與市場分析、政府想了解民眾對公共議題的接受度等，而學術上也是可以利用平台數據做進一步探討之研究，一方面免去費時費力自行在網路爬蟲，一方面這些網站已系統性與完整性收集網路上資訊，利用這些平台可以更全面得到網路上較完整的資訊，故本文使用輿情分析平台資料應用於台灣房市上，做出探索性的研究。我們採用台灣最具規模的 OpView 社群大數據平台，抓取社群貼文並透過平台計算出社群情緒聲量，將之作為一項房市情緒變數，用於檢驗社群情緒聲量與房市之間的關係。有鑑於投資人情緒正負面影響性之不同，本文也對情緒變數進行更細緻的劃分，將社群情緒聲量再分為正向、負向、中立，除了了解總情緒聲量對應變數之影響外，也了解不同情緒聲量對應變數之影響性。本文探討不同的房地產交易資訊，包含房價、交易量、流通天數以及議價空間，透過社群情緒聲量，驗證社群媒體與房市是否存在關聯性，以及其影響力，藉此提升對房地產交易資訊的估計，強化模型解釋力。

以下本文分為五部分，除前言外，第二部分為文獻回顧，第三部分為研究設計、方法與資料說明，第四部分為實證分析，最後為結論與建議。

貳、文獻回顧

行為財務理論已指出非理性的市場情緒的變化在短期會比起基本面因素更具有解釋市場價格變化的能力，本文從社群媒體情緒角度切入，先說明社群媒體與傳統媒體差別、社群媒體平台之影響力，進而討論近年有關之研究。

一、社群媒體

傳統的大眾媒體如新聞報紙、廣播、電視等，其內容是由業主主導編撰，目的在於大量生產銷售，有即時且廣大的社會影響。而自網路興起後，有新興的媒體在網路上產生，這類新興所謂的「社群媒體」如部落格、vlog、Podcast、Facebook、Twitter、網路論壇等等，是人們用來創作、分享、交流意見、觀點及經驗的虛擬社區和網路平台，其內容是由參與者提出，參與者眾多，且多會是同好的集結，因而會形成某種社群，是故可知社群媒體和傳統媒體最顯著的差異是，社群媒體有眾多參與者，且參與者可以介入媒體內容，有選擇也有即時編輯能力，非傳統媒體由業主主導單向決定，內容很難再調整與修改，再者社群媒體使用者可自行集結成某種閱聽社群，其參與者提出的內容能以多種不同的形式來呈現，包括文字、圖片、音樂和影片。而這些社群媒體多可讓社會大眾便宜或免費使用，如每人可申請自己的 Facebook，編輯內容呈現給任何人觀看，由於這些社群媒體為爭取更大的注意力，傾向於將社群媒體的使用介面設計的更方便更簡單，服務和功能更先進和多元。

在此社群媒體上，我們可以看到個人表達對某一議題的觀點，而集合這些個人的討論進而形成網路輿論，因此我們要了解人們的意見及聲音可以從社群媒體上著手，去了解與分析輿論情形（輿情）。網路輿情可以分成三個面向觀察（楊立偉，2020），首先是關

注議題 (topics)，可以透過了解原始事件的內容，了解社會對事件的風向、看法及延續時間，為了快速掌握事件，大多會透過語意分析找出關鍵字，將議題再拆解為子議題觀測。第二是網路民眾 (netizens)，從網路上的發言可以找出有影響力的意見領袖，透過社群數位足跡 (digital footprint) 可以進一步判斷發文者類型，包含偏好、特徵，甚至是婚姻狀態、年齡性別等，可以進一步分析族群屬性。最後則是媒介來源 (media)，從訊息發布的管道，例如社群平台、討論區、新聞網等，從不同管道可以分析擴散的程度與範圍，根據不同媒介之特性做出相對應的策略。網路輿情的突發性、迅速傳播的特性，使網路輿情變成傳遞意見的快速反應方式，對較熱門的話題也會使網友反覆討論，也逐漸擴大影響範圍，對社會造成一定程度的影響 (程輝與劉雲，2008)，此外，網路輿情也具備著自由性、主觀性，每個人都可以自由發表自己的價值觀，互相參與話題討論的交流性與主題廣泛的多元性，近年來越來越多研究證實，輿情對於價格波動，具有潛在的影響，以此可以作為預測價格的因素之一 (Li et al., 2020)。

為衡量某一議題在社群媒體的熱度常以「聲量」作為指標，「聲量」屬情緒的一種，是目前新興的情緒指標，此「網路聲量」¹主要是用以衡量某一議題、事件或特定人事物在網路上的曝光度、討論度及擴散度等，社群媒體使用者自發性的討論次數愈多，表示關注程度愈高，故聲量多用來觀察社群討論中的熱度，可作為消費投資決策、企業營運行銷、政府觀測公共政策輿情等之參考資訊。聲量的計算方式一般採取社群網路大數據分析方法，計算社群媒體使用者討論的文章則數，亦可再進一步以語意分析技術進行語意態度判斷和分析文章正負情緒，將內容區分成正面、中立、負面聲量，可反映社群媒體使用者的情緒。透過聲量類型可進一步區分討論或評價內容的好感度。在網路輿情報告中，聲量排行、聲量大小皆是了解網路討論熱度的方式，透過討論熱度可以代表網友的關注程度，藉此深入了解輿情風向，做出符合市場需求的決策 (意藍資訊，2018)。目前聲量的運用相當多，如政府機關為掌握民意，會從網路聲量來觀測輿情，針對民眾對於特定公共議題之討論進行了解民眾對於該政策或活動的滿意度、正負情緒看法，進而

提出更貼近民眾之政策或服務，如年金改革、防疫措施、打炒房政策等。網路聲量一詞近年來也常在選舉中出現，現今的選戰除了掃街拜票等傳統策略，也有所謂「網路空戰」，網路聲量被視為新的選情衡量指標。而商業上也是同樣重視，因為網路行銷之成本普遍低於傳統廣告文宣，且網路聲音易受關注、資訊擴散速度快，被動或主動地創造網路聲量皆可讓商品或品牌快速曝光，更利於銷售。

二、社群媒體對市場之影響

根據 2020 年 4 月痞客邦發布的《社群藍皮書 PIXNET Social Survey》，當使用者進行購買決策前，有超過 9 成的使用者會先從網路上搜尋資料、爬文，其中有關房地產類別超過 3 成使用者會使用論壇、2 成 6 的使用者會在 Facebook 平台蒐集資訊，資料查找過程中，會更偏好於專家的觀點及評論，有經過整理再發布的資訊會令使用者認為更具價值。有些購物網站上會架設評論區，使購買過商品的顧客可以分享自己的使用心得，當評論數量達到一定程度時，也能作為挖掘顧客意見之方法，Koupaei et al. (2020) 即是透過蒐集 Amazon 網站的線上評論，以自然語言分析文意中的情緒，挖掘出顧客對產品所重視的功能，進而改善產品的設計。目前社會如此高度的依賴，使社群媒體所帶來的影響力不容小覷，透過蒐集社群討論相關資訊，轉換為更深度的分析，也是近年來許多研究探討之趨勢。

在社群媒體對股票市場影響方面近來有不少研究，如 López-Cabarcos et al. (2017) 分析社群型看盤軟體 StockTwits 並使用自然語言量化投資人情緒，並將群體區分為技術投資者與非技術投資者，採用羅吉斯迴歸與累積常態分配迴歸估計投資人情緒與 VIX 指數間的關係，研究結果顯示社群網路確實對股票市場活動造成影響，非技術投資人的訊息會影響市場風險。在美國最多人使用的社群媒體為 Twitter，針對 Twitter 貼文建構情緒

¹ 參考羅之盈，2015，「網路世界，誰厲害？」，天下雜誌，570 期。

指標作為一項變數之研究從多年前便時常被探討，如 Bartov et al. (2018) 指出過去許多文獻已提出公司如何利用 Twitter 與投資者進行溝通與交流，以及透過 Twitter 上的發文資訊可預測整個股市，他們進一步檢測眾人 Twitter 推文上的觀點與是否是公司宣告其真實收益狀況的前兆，與是否可用來預測其真實收益和公布的收益，研究結果證實成立。Siikanen et al. (2018) 利用關於 Nokia 投資人交易的獨特資料，來研究 Facebook 資料與股市中投資人決策之間的關係。他們發現投資人的買賣決策與 Facebook 資料有相關，特別是對於消極的家計單位與非營利組織來說。他們也發現較有經驗的投資人（例如金融與保險機構）的投資行為，會獨立於 Facebook 的群體活動之外。Broadstock and Zhang (2019) 使用 CAPM 模型分析情緒、股票日報酬與 S&P500 之間的關係，發現社群媒體的情緒對股市確實具有定價的效果。Ruan et al. (2018) 對用戶之間進行了信任分析，作者認為用戶與用戶之間建立聲譽有助於預測股票收益，針對公司分析了情緒指標與公司異常收益之間的皮爾森相關係數，結果發現信任機制可以提升情緒與股票異常收益的關聯性。除了可以用貼文進行分析之外，Zhang et al. (2018) 分析推特每日幸福指數 (Twitter's daily happiness sentiment) 與四十個國家股價指數之間的關係，發現在某些國家中，每日幸福指數與股價指數報酬率互為因果關係。Ni et al. (2019) 研究證明社群網路的輿論可以充分表達股價的變化，且發現股價波動對於日內的情緒更為敏感。近年來各國環保意識抬頭與氣候變遷之下，使實踐永續發展理念的綠色債券逐漸興起，Piñeiro-Chousa et al. (2021) 研究了四種綠色債券指數，從 Twitter 貼文分析情緒，結果發現貼文情緒對綠色債券收益產生積極影響，投資人會參考社群網路上的資訊，進行比較後再做投資決策。

在房市方面，近來也開始有許多社群媒體有關之研究，如 Bailey et al. (2018) 觀察發現 Facebook 社群的互動，會影響個人對於房市的行為變化，例如租屋或購屋的選擇，進而影響到房價與交易量。Zhu et al. (2018) 透過觀察新浪微博網誌之貼文，將有關房價之敘述，採用深度學習、文本分析與自然語言技術，建構一套情緒指數，用以捕捉人們對價格的心理變化，經由實證顯示此情緒指數對於房價以及開發商之股價皆具有顯著性的影響，故可以證明社群媒體之情緒能夠有效的影響市場。Hu et al. (2019) 研究中國線上

住房網站 (OHRW)，探討小型住房的租金價格與社群媒體之間的相關性，透過六種機器學習方法編制情緒指標，建立預測房屋租金的模型，藉此調整住宅租金的相關政策，減低大城市不平等現象，促進公平發展。社群媒體除了可以衡量與房價之間的關係，也能用於評估城市空間研究，Tan and Guan (2021) 使用 2019 年有關紐約曼哈頓的推特貼文，研究場所在地點、人口情緒與房價之間的關聯，結果顯示價格較高的社區周遭存在較積極的公眾情緒，兩者間存在正相關，與地標的距離也對房價有顯著影響。

參、研究設計

一、研究假說

基於前述文獻討論，Ball-Rokeach and DeFleur (1976) 媒介依賴理論以及行為財務理論 (如 Akerlof and Shiller, 2010) 市場會受媒體傳播的影響，國內房市研究也被朱芳妮等 (2020b) 等證實傳統媒體影響房市，而本文進一步想了解新興的社群媒體對台灣房市交易是否確切有關聯，如前述 López-Cabarcos et al. (2017)、Bartov et al. (2018) 等等文獻，與國內《社群藍皮書》對房地產類別使用者之調查等，是以提出以下第一個假說。

假說一：社群媒體情緒對房市交易有影響。

其次由於社群媒體也有種類之分，國外文獻如 Bartov et al. (2018) 分析 Twitter、Siikanen et al. (2018) 分析 Facebook、Zhu et al. (2018) 觀察網誌貼文等，台灣社群媒體也有許多種類，有不同性質的區分。根據《社群藍皮書》之調查，台灣民眾查找房地產相關資訊首先以搜尋引擎為大宗，接下來則是 Facebook 臉書與論壇次之，亦即，Facebook 臉書與論壇是台灣民眾搜尋房地產相關資訊的最主要社群媒體。PTT 批踢踢實業坊不僅是台灣論壇中的始祖，i-Buzz 網路口碑研究中心統計 2015 年 6 月~2016 年 5 月線上十大

論壇的標題數與回應數發現，PTT 以壓倒性的口碑數居冠，顯示 PTT 在主要論壇中具相對較大的影響力。因此，本文採用 Facebook 臉書與 PTT 批踢踢實業坊的貼文關鍵字進行分析。

台灣人使用 Facebook 與論壇 (PTT) 是有差異，首先，可先了解使用社群參與者的動機，江義平等 (2019) 與林思平 (2020) 之研究發現動機分別有取得資訊意見、抒發情緒觀點與建構身分認同，Facebook 使用者較注重社交連結，PTT 使用者以促進專業與消遣居多，兩種平台的貼文方式也大不相同。江義平與賴欣怡 (2014) 指出 Facebook 的媒體豐富性是吸引使用者分享資訊的主要原因，並且可以加入圖片、影片、文字、連結等，提供許多選擇。此外 Facebook 具有一套演算法，會根據使用者的瀏覽狀況，提供出更符合使用者傾向的文章，甚至某部分文章會被演算法隱藏、過濾 (蕭維傑與王維菁，2018)。PTT 主要以不同看板呈現出不同的話題，平台的資訊量豐富，可以透過自己的需求，去尋找所需的資訊 (江義平等，2019)。在輿論結構的部份，王亭茹 (2015) 研究指出 Facebook 與 PTT 兩種社群平台存在著相當大的差異，訊息的擴散方式也大不相同，Facebook 是屬於放射狀的擴散，針對單一事件有個別的文章，PTT 是屬於網路擴展的方式擴散，單一事件可能有一系列的文章討論。使用者性質也有所不同，Facebook 是具名的發布言論，人人皆可以註冊帳號並自由地發布言論，PTT 則是以匿名方式發布，帳號的註冊有限定族群，並非所有人皆可註冊，在某些看板發布言論更需要符合該版資格，故發文互動的門檻較高 (林意仁，2010；王賢，2020)。在《社群藍皮書》的調查結果也顯示，使用者在查找有關房地產資訊時，會最先觀看專家觀點、評論之內容，而大多數的專家學者是以 Facebook 作為自身意見發表之平台。是故本文欲進一步了解不同性質的社群平台，使用者的差異是否會反映出不同的情緒影響力，從上述假說一進行延伸，分別檢驗臉書 Facebook 與論壇 PTT 對房市效果而提出假說二。

假說二：不同社群媒體，如臉書 Facebook 與論壇 PTT 對房市交易之影響不同。

再者如 Fang et al. (2018) 與 Ahmed (2020) 均指出投資人情緒可以表達對市場的態度、看法與情緒，預期樂觀或悲觀的程度。Hu and Lee (2020) 研究反映出情緒的不對稱效果，在景氣繁榮的時期，情緒會推升交易價格，高情緒與較高的交易價格相關，低情緒有抑制價格之效果，Tan and Guan (2021) 也指出價格較高的房地產會伴隨較積極的公共情緒。Ajjoub et al. (2021) 研究美國前總統川普在社群媒體平台 Twitter 上的不同情緒(正面、中立、負面)之貼文對於媒體及非媒體公司股價的影響，實證發現對於媒體公司而言，正面情緒的貼文對於股價有正向影響，而負面和中性情緒的貼文則是影響很小或沒有影響；然而對於非媒體公司而言，負面情緒的貼文傾向與股價的顯著下跌有關，而中性和正面情緒的貼文則會導致股價出現微弱的正面反應。由此可知，具有強大政治影響力和權威者在社群媒體上的貼文所反映出的不同情緒，可能對於資本市場產生不同方向及程度的影響。因此本文嘗試將社群情緒進一步分成正面、負面及中立情緒，認為不同的投資人情緒反映其對於房市的樂觀或悲觀看法，將對於房市產生不同的影響，是以提出假說三：

假說三：社群媒體情緒之正面、負面及中立情緒，對房市交易之影響不同。

由於本文欲了解房市交易資訊與社群媒體之關聯性，除了房價最主要的房市指標外，本文也分析了房屋交易量、房屋流通天數及議價空間。過往研究曾指出，房屋交易量具有領先價格波動的特性(花敬群與張金鵬，1997)，量先價行也代表著房價將會受到交易量擴張、緊縮所影響，市場參與者可以先由交易量的走勢，判斷未來房價的漲跌情形。流通天數是房屋銷售的速度，係指委託簽約到正式交屋的這段期間，在一般實務上，房地產業者也常以流通天數(或稱市售天數)作為觀察房市景氣的指標，市場參與者透過流通天數，不僅可以衡量賣家定價的合理性，更能夠了解到房市目前所位於的景氣階段，並推估該地區的未來一定期間的房市成長性。由於房地產兼具投資與消費的雙重特性，投資房地產時，常見的投資風險之一就是流動性風險，房屋不可移動、異質與價格的昂貴性，使銷售、交易期間比一般產品來的更長，而流動性風險則會促使議價空間的產生，

范清益 (2010) 研究指出，經濟成長率與房屋議價空間呈現負相關，當市場景氣越好，議價空間越小，流動性較大，反之當市場景氣越差，議價空間越大，流動性低的時期，賣方願意接受低於表價的買方價格。故本文採用上面反應房市交易的指標，包括房價及交易量，以及反映買賣雙方的定價合理性及討價還價的指標，也就是流通天數及議價空間，共四個房市指標作為本文之應變數。

二、研究模型

本文依據 Chen and Patel (2002) 對台灣房價影響因素所提出的實證模型，此實證模型乃依據 Meen (1990, 1993) 採用住宅使用者成本理論以效用極大化所推導出的房價模型，此模型於近年來常被房價相關實證研究所採用。台灣住宅價格長期係受到家戶所得、住宅供給、建築成本的影響，短期主要受到貨幣供給與股價指數等總體變數的影響，由於本文探討短期房價影響因素，故置入貨幣供給額與營造工程物價指數兩變數作為短期控制變數。參考朱芳妮等 (2020a, 2020b) 與楊茜文等 (2022)，模型內有一社群媒體情緒指標如下：

$$Y_i = \alpha + \beta_1 SMENT_i + \beta_2 MS_i + \beta_3 CC_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

上式為本文實證之基本迴歸模型，應變數 Y 有四種，分別是房價 (HPI)、房屋交易量 (VOL)、房屋銷售天數 ($TDAY$) 與議價空間 (BGP)， $SMENT$ 為本文的社群媒體情緒指標，包括臉書 Facebook (FH) 與 PTT (PH) 兩種，也進一步區分總情緒、正面情緒、負面情緒與中立情緒，而控制變數包括貨幣供給額 (MS)、營造工程物價指數 (CC)， ε_i 為殘差項。

基於此模型，本文進一步運用這些變數建構向量自我迴歸模型 (vector autoregression, VAR)，以了解變數間因果關係與衝擊反應。一個 p 階 VAR(p) 模型，包含外生變數及控制變數的公式為：

$$Y_t = v + \sum_{j=1}^p A_j Y_{t-j} + \sum_{j=1}^p \beta_j SMSENT_{t-j} + \gamma_1 MS_t + \gamma_2 CC_t + u_t \quad (2)$$

Y 為內生變數，而 $SMSENT$ 為社群媒體情緒指標是為外生變數，控制變數包括貨幣供給額 (MS)、營造工程物價指數 (CC)， u_t 為殘差項。本文分別執行四種 VAR 模型，即 Y 有房價 (HPI)、房屋交易量 (VOL)、房屋銷售天數 ($TDAY$) 與議價空間 (BGP) 四種，而 $SMSENT$ 變數分為臉書 Facebook (FH) 與 PTT (PH) 兩類變數，有總情緒聲量，與分區後的正面情緒、負面情緒與中立情緒聲量。

三、社群媒體情緒指標建構

(一) 資料庫採用

由於一般民眾可以透過社群平台表達自己的看法與意見，所以如何從社群平台的討論衍生、計算出對市場的觀點，與如何進一步分析對資產市場影響是目前一大研究。情緒分析 (sentiment analysis) 是分析的主要方式，情緒分析是指以人們對個體的意見、態度與情緒做量化的計算研究，可以藉由文字探勘 (text mining) 的方式，擷取文字的特徵進行分析的過程，透過資料轉換成有價值的資訊，進一步分析利用、識別文本中的情緒，進行極性分類。過去文獻多自行設計程式並對某一些媒體進行文字探勘，然缺點是耗時，多僅能針對少數媒體進行探勘。而近年來台灣有越來越多廠商投入輿情分析平台的開發，每個分析平台提供之功能各有不同，這些平台主要目的都是為了替使用者提供快速、精確的分析服務，即時掌握議題發展、品牌動向，挖掘出更有價值的資訊。當前平台中，OpView Insight 社群口碑資料庫 (以下簡稱 OpView) 是近年發展較為完整之輿情平台，也越來越多研究利用此平台進行研究分析²。這些平台運作過程大致分為資料蒐集擷取、

² OpView 社群平台是由意藍資訊科技股份有限公司於 2010 年設計營運之雲端服務，是

資料整理、資料分析、資料視覺化呈現 (楊立偉, 2020), 經過這些過程, 我們可以了解談論議題之發文者的影響力, 藉由發布的文章內容, 了解社群對於議題的相關口碑, 觀測發文時點, 描繪議題討論之高峰期與低峰期, 藉由發布的頻道, 可以了解到議題擴散的程度, 統計所有文章的聲量、主文、回文、點擊數, 就可以得知大眾對議題的關注度, 最後針對聲量, 進一步分析正負面情緒, 可以做為大眾喜好、立場、態度之判斷³。

(二) 社群媒體情緒指標建構方式

為將社群媒體討論之情緒量化作為一項變數以進行後續分析, 我們採用目前台灣最大的 OpView 資料庫 (所包含之平台請參附錄), OpView 的情緒之計算方式是首先透過文字探勘將相關的文章列示 (譬如使用者可以透過設定符合主題之關鍵字詞組進行爬文), 再使用 OpView 的自然語意分析技術擷取詞彙, 分析其中的文意, 再將文字內容量化輸出, 當正面情緒高於負面情緒, 即認為這篇文章為正面文章, 反之則為負面文章。

是故本文建構情緒的代理變數指標, 第一步先設定關鍵字以網羅相關文章, 所設定的關鍵字主要針對房地產市場的大環境相關, 在設定關鍵字時, 考量到大眾在網路發布意見時, 經常使用的語法與單詞, 進行許多測試後, 建構如表 1 的關鍵字詞組, 包含交易、景氣循環、未來展望、預測、走勢、市場行情、熱絡程度等等, 並以布林邏輯的方式編排關鍵字, 使關鍵字能夠有更多的組合, 涵蓋更多使用者的文章, 並排除掉售屋、

一款可以協助使用者收集、分析網路社群、輿情聲量脈動的工具。其資料來源相當廣泛, 包含社群網站、討論區、部落格、問答網站與新聞。這平台目前被政府與許多企業所運用, 近年亦有國內學術期刊採用 OpView 進行分析, 例如沈中華等 (2017) 對金融機構消金業務之分析, 劉振隆等 (2018b) 對台灣觀光行為之分析, 劉振隆等 (2018a) 分析 PM2.5 與疾病間的關聯性, 殷志偉與劉正 (2020) 發表有關民眾對於政策及政府的意向分析, 目前 OpView 可以說是全台最大的社群口碑資料庫。

³ 資料來源: OpView 社群口碑資料庫, 取自 <https://www.OpView.com.tw>, 檢索日期 2021/06/01。

房仲廣告，使資料更為乾淨，再透過手動的方式將重複或不需要的資料去除，以產出本文所需的貼文情緒資料，此為總情緒聲量 (H_{ALL})⁴。

表1 採用關鍵字列表

關鍵字列表
(房市*交易 房地產*交易 房市*循環 房市*週期 房市*景氣 房市*展望 房市*預測 房地產*循環 房地產*週期 房地產*景氣 房價*走勢 房價*趨勢 建物買賣移轉棟數 房市*行情 房價*漲 房價*跌 房市*熱 房市*冷 房市*泡沫 房市*崩盤 房市*買氣 房市*亂象 房市*反轉 房市*賣壓)!已售出!賞屋!看屋!仲介!經紀人!物件

而為進一步區分情緒，第二步再依 OpView 的自然語意分析技術將有關房市之貼文情緒資料再細分為正面情緒聲量 (H_{POS})、負面情緒聲量 (H_{NEG}) 及中立情緒聲量 (H_{NEU})。本文總情緒聲量的衡量頻率是以月為單位，各月份總情緒聲量 (H_{ALL_t}) 為該月份正面情緒聲量、負面情緒聲量及中立情緒聲量之加總。變數計算方式如下所示：

$$H_{ALL_t} = H_{POS_t} + H_{NEG_t} + H_{NEU_t}$$

$$H_{POS_t} = \sum_{i=1}^n H_{POSD_i}$$

$$H_{NEG_t} = \sum_{i=1}^n H_{NEGD_i}$$

⁴ 本文建構之社群媒體情緒指數乃「情緒聲量」指數，探討的重點在於「聲量的強度與方向」，「強度」以貼文數量多寡衡量，「方向」則包含正面、中立與負面三種。各篇貼文的語句情感程度分析，過去有文獻係透過中文斷詞、詞性標註、詞性過濾、與情感詞庫比對等方式，以程度修飾詞（副詞）進行加權（朱芳妮等，2020b），然因語句情感程度並非本文探討的重點，故無進一步將各篇貼文進行語句情感程度分析。

$$H_NEU_t = \sum_{i=1}^n H_NEUD_i$$

其中 H_POS_t 表示第 t 月的正面情緒聲量， H_POSD_i 表示第 i 日正面情緒貼文的數量， $i = 1, 2, \dots, n$ ， n 表示 t 月份的總天數，亦即各月份正面情緒聲量為該月份各日正面情緒貼文數量之加總。 H_NEG_t 表示第 t 月的負面情緒聲量， H_NEGD_i 表示第 i 日負面情緒貼文的數量， $i = 1, 2, \dots, n$ ， n 表示 t 月份的總天數，亦即各月份負面情緒聲量為該月份各日負面情緒貼文數量之加總。 H_NEU_t 表示第 t 月的中立情緒聲量， H_NEUD_i 表示第 i 日中立情緒貼文的數量， $i = 1, 2, \dots, n$ ， n 表示 t 月份的總天數，亦即各月份中立情緒聲量為該月份各日中立情緒貼文數量之加總。

整個建構流程如圖 1 所示。

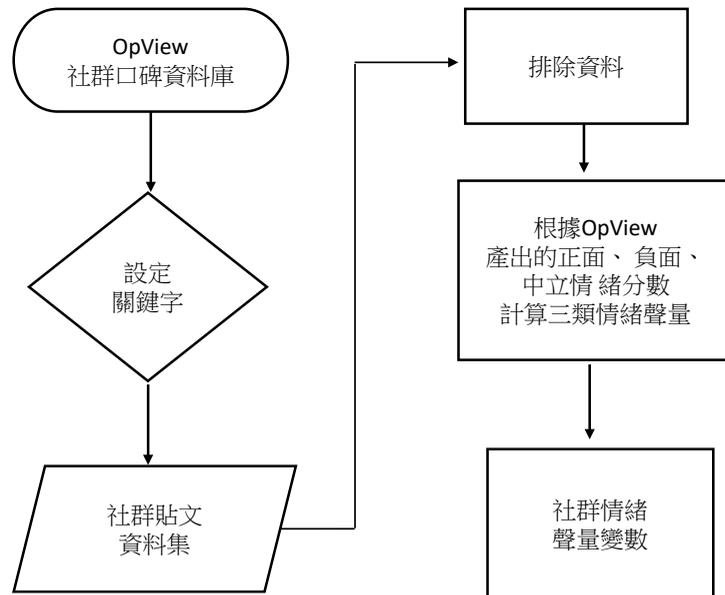


圖 1 社群情緒指標建構流程

四、研究方法

本文採用迴歸模型建構基本房市與社群情媒體緒關係式，其次為探討變數之間的相互因果影響關係，本文採用向量自我迴歸模型 (VAR)，以檢視模型中任一變數對於其他變數之影響。標準的時間序列分析，需先對時間序列變數進行單根檢定，判斷序列是否具有單根 (unit root)，本文採用 ADF (augmented Dickey-Fuller test) (1981) 檢定方法，檢驗原始資料是否存在單根。若變數為非定態序列，則需要檢驗變數間是否存在長期均衡關係。本文採 Johansen (1988) 共整合檢定，分析變數間是否存在長期均衡關係，根據 Granger (1986, 1988) 提出的 Granger 呈現定理 (Granger Representation Theorem)，若變數間存在共整合關係，就會使用向量誤差修正模型 (vector error correlation model, VECM)，若無存在共整合關係，便會採原向量自我迴歸模型。之後再透過因果關係檢定 (granger causality test) 檢驗變數間，如本文探究的社群媒體情緒聲量與房市交易資訊之間是否存在著因果關係。最後本文再使用衝擊反應函數 (impulse response function) 以了解變數之間的互動關係，在 VAR 系統中當任一個誤差項發生變化，或是模型受到某種衝擊時，在一段觀察時間內，該衝擊對系統產生的動態影響，此種現象就是以衝擊反應函數來表現，通常是以圖形來呈現不同誤差項的衝擊對各變量影響的時間過程。藉由衝擊反應函數，可以了解變數之間的互動關係，本文希望了解社群媒體情緒聲量發生一單位衝擊時，對於房地產交易資訊當期及未來的影響。

五、變數定義與說明

本文採用 OpView 平台自 2016 年 1 月至 2020 年 12 月有關房地產的輿情情緒資料以建構社群媒體房市情緒指標，另以全台的房價、房屋交易量、房屋流通天數與房屋議價空間為應變數，以房市為主題的社群情緒聲量為自變數，再加入總體經濟的貨幣供給額

與營造工程指數為控制變數，事先經過物價平減處理，調整為實質變數，所有變數的資料來源與定義，詳見表 2。在實證模型中，應變數房價、房屋交易量、房屋流通天數、房屋議價空間，以及控制變數貨幣供給額、營造工程物價指數，均取對數後進行分析。

表 2 實證分析變數彙整表

資料期間：2016/1~2020/12

	變數名稱	變數代號	資料來源	資料頻率
應 變 數	房價 (信義房價指數)	HPI	信義房屋	月資料
	房屋交易量	VOL	內政部地政司	月資料
	房屋流通天數	TDAY	信義房屋	月資料
	房屋議價空間	BGP	信義房屋	月資料
自 變 數	Facebook 總情緒聲量	FH_ALL	本文計算	月資料
	Facebook 正面情緒聲量	FH_POS	本文計算	月資料
	Facebook 負面情緒聲量	FH_NEG	本文計算	月資料
	Facebook 中立情緒聲量	FH_NEU	本文計算	月資料
	PTT 總情緒聲量	PH_ALL	本文計算	月資料
	PTT 正面情緒聲量	PH_POS	本文計算	月資料
	PTT 負面情緒聲量	PH_NEG	本文計算	月資料
控制 變數	貨幣供給額(M2)	MS	中央銀行	月資料
	營造工程物價指數	CC	主計處	月資料

肆、實證分析

一、資料敘述統計

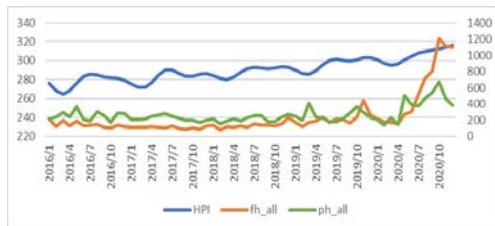
爲了解變數在樣本期間的特性，對原始樣本數據進行敘述統計分析，整理表格如表 3 所示。

表 3 敘述統計表

Variable	Obs	Mean	Median	Std Dev	Min	Max	Skewness	Kurtosis
HPI	60	290.13	289.82	12.00	264.39	316.19	0.14	2.59
VOL	60	23605.22	23489.50	4388.15	9875	35366	-0.32	4.20
TDAY	60	92.01	91.95	6.19	75.27	106.34	0.09	2.85
BGP	60	0.13	0.13	0.01	0.11	0.15	-0.18	2.07
FH_ALL	60	233.17	143.5	248.56	75	1205	2.83	10.14
FH_POS	60	49.38	36.5	47.47	10	219	2.48	8.16
FH_NEG	60	82.32	55.5	83.38	23	400	2.67	9.72
FH_NEU	60	101.47	65.5	125.12	6	613	2.65	9.87
PH_ALL	60	264.23	234.5	103.39	137	675	1.79	6.47
PH_POS	60	36.45	29.5	25.19	9	94	0.98	2.66
PH_NEG	60	124.33	106.5	61.34	42	275	0.82	2.71
PH_NEU	60	103.45	109.5	76.70	0	358	0.43	3.52
MS	60	44211683	44305811	2729569	38966601	50257776	0.09	2.23
CC	60	106.01	107.16	4.38	95.73	113.06	-0.50	2.15

圖 2 包含社群情緒聲量與房價指數、房屋交易量、房屋流通天數及房屋議價空間之走勢圖。圖 2-1-1 可以看出房價長期呈現上升趨勢，社群總情緒聲量初期較為平穩，在 2019 年至 2020 年起討論較為熱烈，在實證期間內大致有著相同的趨勢。圖 2-1-2 可以發現交易量長期呈現緩步上升的趨勢，社群總情緒聲量在 2019 年至 2020 年有明顯變化外，其餘期間大多維持平穩，無法直接判斷兩者之間的關係。圖 2-1-3 可以得知房屋流通天數與社群總情緒聲量具有反向的趨勢，當討論更加熱烈會使流通天數降低。圖 2-1-4 顯示房屋議價空間長期呈現緩步下跌的趨勢，與逐漸成長之社群情緒聲量有著反向的變動關係。區分正面、負面、中立情緒後，透過走勢圖（圖 2-2、2-3、2-4），無法明確的判定與房地產交易資訊之間的關聯性，以及是否存在的相互的影響，但透過圖形可以了解序列之輪廓，後續將會透過迴歸分析之實證結果加以驗證是否社群情緒聲量對於房地產交易資訊之間具有顯著的影響。

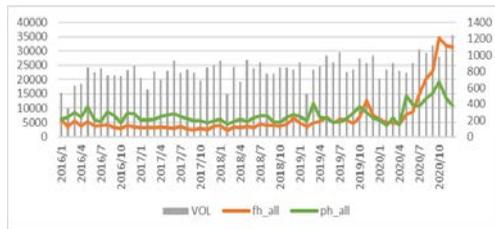
2-1-1 總情緒聲量與房價指數走勢圖



2-2-1 正面情緒聲量與房價指數走勢圖



2-1-2 總情緒聲量與房屋交易量走勢圖



2-2-2 正面情緒聲量與房屋交易量走勢圖

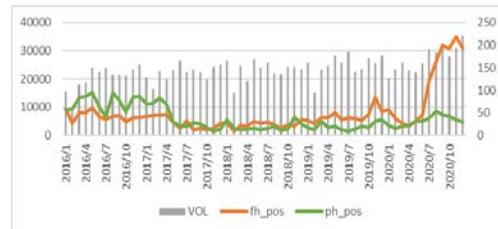
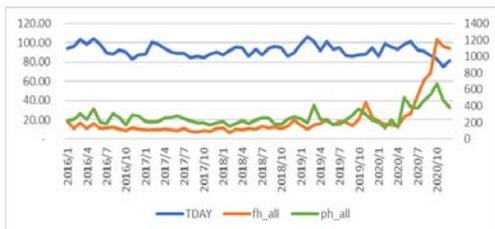
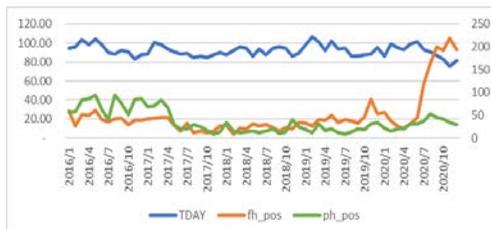


圖 2 社群情緒聲量對房市交易資訊關係走勢圖

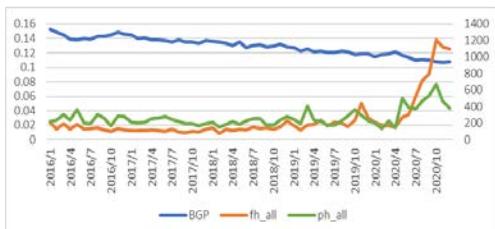
2-1-3 總情緒聲量與房屋流通天數走勢圖



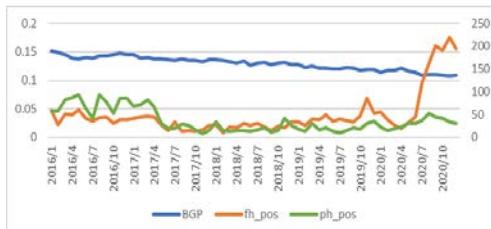
2-2-3 正面情緒聲量與房屋流通天數走勢圖



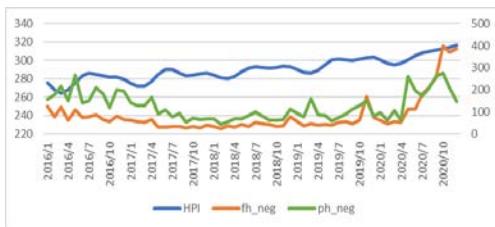
2-1-4 總情緒聲量與房屋議價空間比較圖



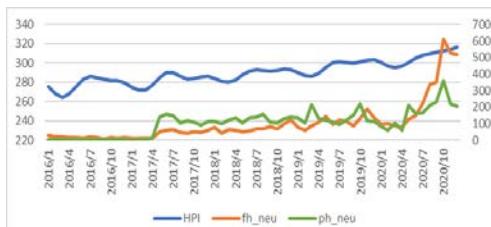
2-2-4 正面情緒聲量與房屋議價空間比較圖



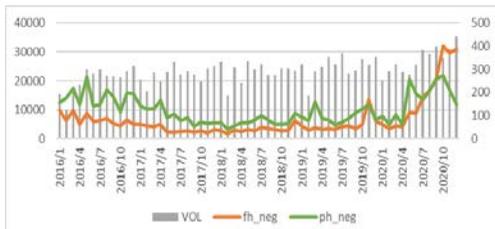
2-3-1 負面情緒聲量與房價指數走勢圖



2-4-1 中立情緒聲量與房價指數走勢圖



2-3-2 負面情緒聲量與房屋交易量走勢圖



2-4-2 中立情緒聲量與房屋交易量走勢圖

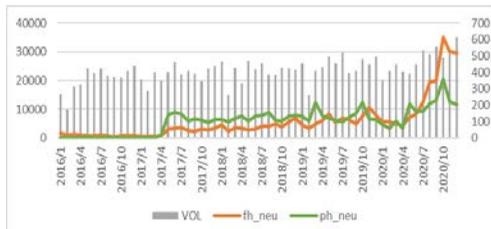
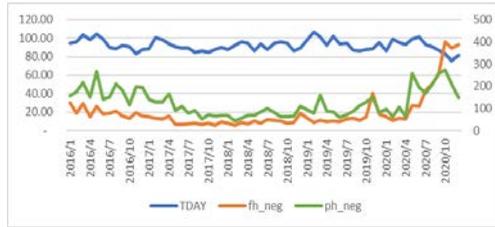
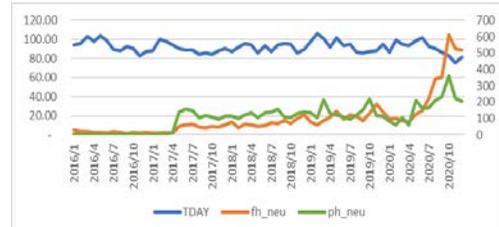


圖 2 社群情緒聲量對房市交易資訊關係走勢圖 (續)

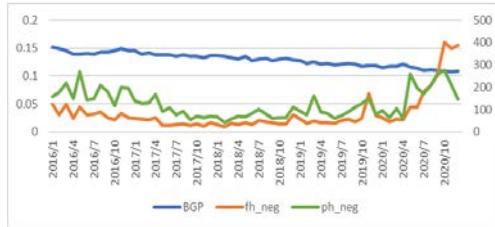
2-3-3 負面情緒聲量與房屋流通天數走勢圖



2-4-3 中立情緒聲量與房屋流通天數走勢圖



2-3-4 負面情緒聲量與房屋議價空間比較圖



2-4-4 中立情緒聲量與房屋議價空間比較圖

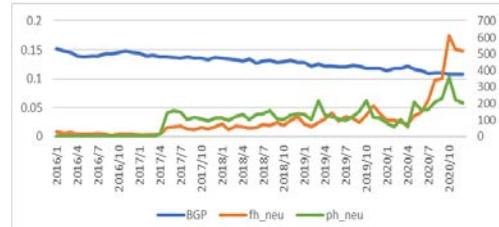


圖 2 社群情緒聲量對房市交易資訊關係走勢圖 (續)

為後續進行聲量對房市影響的迴歸實證之前，為了避免變數具有單根所導致的假性迴歸問題，我們對所有變量進行 Augmented Dickey-Fuller 單根檢定以確定後續實證分析中變數的平穩性 (檢定結果請參閱附錄二)。

二、房市交易資訊影響實證分析

此部分本文根據模型(1)，分 Facebook 與 PTT 兩種社群媒體情緒聲量以迴歸測試對房價、交易量、流通天數與議價空間之影響，而周美伶與張金鵬 (2004) 的指出購屋者搜尋期間主要集中在三個月與六個月，因此本文測試到六期的落後期，由於落後四期到六期的變數多不顯著，故在此僅呈現三期之結果。

(一) 社群情緒聲量對房價的影響

我們首先檢視社群情緒是否對房價有影響，表 4 為兩種社群情緒聲量，包括 Facebook 與 PTT 兩種對於房價的迴歸結果，我們首先檢視變數當期的關係，第 (1) 欄可見到 Facebook 總情緒聲量 (ΔFH_ALL) 對於房價指數具有顯著的正向影響，表示當 Facebook 討論度上升，房地產市場熱絡，市場參與者對於市場持樂觀看法，會帶動房價的上漲。我們進一步將 Facebook 情緒區分為正面 (ΔFH_POS)、負面 (ΔFH_NEG)、中立 (ΔFH_NEU) 後，並沒有發現與房價有顯著關係。在 PTT 方面，從第 (3) 欄發現了總情緒聲量對房價指數顯著的影響力，在第 (4) 欄區分正面、負面與中立後，則沒有明顯效果。進一步檢視變數落後期對房價的影響性，發現 Facebook 與 PTT 每一欄都有些滯後期是顯著的，也就是對房價的影響都有滯後性的現象。過去文獻如林左裕 (2019)、楊茜文等 (2022) 的研究證實 Google Trend 搜尋引擎可以成為房價的領先指標，本文也提供了情緒聲量可作為領先指標的證據。

(二) 社群情緒聲量對房屋交易量的影響

表 5 呈現社群情緒聲量對房屋交易量的迴歸結果，首先檢視當期關係，第 (1) 欄顯示 Facebook 總情緒聲量對於房屋交易量並沒有發現顯著的影響，但在區分情緒後正面情緒對於房屋交易量有著顯著的正向影響 (第 2 欄)，意味當市場參與者對市場看法樂觀，將會帶動交易量的提升，第 4 欄顯示 PTT 情緒聲量迴歸，區分後正面情緒聲量同樣與交易量呈現顯著。若再進一步檢視落後期對模型的影響力，發現 Facebook 與 PTT 聲量落後期均對交易量沒有顯著影響。以上似乎說明社群情緒聲量對房屋交易量比較即時，不會落後影響，而且也只有正面情緒才會對交易量有顯著影響。

表4 Facebook與PTT對房價之迴歸

		因變數：房價 (ΔHPI)			
		Facebook		PTT	
	(1)	(2)	(3)	(4)	
ΔFH_ALL	0.0000171** (2.387)	0.0000255 (0.554)	0.0000133* (1.762)	ΔPH_POS	0.0000183 (0.250)
ΔFH_ALL_{t-1}	0.0000114 (1.598)	-0.00003 (-0.988)	0.000015* (1.762)	ΔPH_NEG	-0.0000122 (-0.498)
ΔFH_ALL_{t-2}	-0.0000161** (-2.240)	0.0000318 (1.384)	0.0000043 (0.464)	ΔPH_NEU	0.0000353* (1.965)
ΔFH_ALL_{t-3}	-0.0000162* (-1.711)	0.0000211 (0.492)	-0.0000027 (-0.320)	ΔPH_POS_{t-1}	0.000139* (1.995)
		ΔFH_NEG_{t-1}	ΔPH_NEG_{t-1}		-0.0000185 (-0.622)
		ΔFH_NEU_{t-1}	ΔPH_NEU_{t-1}		0.0000316 (1.418)
		ΔFH_POS_{t-2}	ΔPH_POS_{t-2}		0.0000919 (1.320)
		ΔFH_NEG_{t-2}	ΔPH_NEG_{t-2}		-0.0000065 (-0.225)
		ΔFH_NEU_{t-2}	ΔPH_NEU_{t-2}		-0.0000012 (-0.056)
		ΔFH_POS_{t-3}	ΔPH_POS_{t-3}		0.0000966* (1.706)
		ΔFH_NEG_{t-3}	ΔPH_NEG_{t-3}		0.0000075 (0.318)
		ΔFH_NEU_{t-3}	ΔPH_NEU_{t-3}		-0.0000344* (-1.774)

表 4 Facebook 與 PTT 對房價之迴歸 (續)

	因變數：房價 (ΔHPI)			
	Facebook		PTT	
	(1)	(2)	(3)	(4)
ΔMS	0.728*** (6.343)	0.843*** (7.040)	0.729*** (5.729)	0.669*** (5.266)
ΔCC	0.472*** (4.035)	0.408*** (3.558)	0.465*** (3.699)	0.563*** (4.507)
Constant	-0.001** (-2.111)	-0.002** (-2.529)	-0.001** (-2.116)	-0.001* (-1.947)
Observation	56	56	56	56
Adj- R^2	0.843	0.879	0.819	0.841
F-statistics	50.152	29.593	42.409	21.802

註：1. 變數代號分別為房價指數 (HPI)、Facebook 總情緒聲量 (FH_ALL)、Facebook 正面情緒聲量 (FH_POS)、Facebook 負面情緒聲量 (FH_NEG)、Facebook 中立情緒聲量 (FH_NEU)、PTT 總情緒聲量 (PH_ALL)、PTT 正面情緒聲量 (PH_POS)、PTT 負面情緒聲量 (PH_NEG)、PTT 中立情緒聲量 (PH_NEU)、控制變數 (Control V.) 為貨幣供給額與營造工程物價指數、Constant 為常數項。

2. 以*、**、***分別表示 10%、5%、1%的顯著水準，()內為 t 值。

表 5 Facebook 與 PTT 對房屋交易量之迴歸

		因變數：房屋交易量 (ΔVOL)			
		Facebook		PTT	
	(1)	(2)	(3)	(4)	
ΔFH_ALL	0.000332 (1.034)	0.004895** (2.069)	0.000237 (0.760)	ΔPH_POS	0.005525* (1.704)
ΔFH_ALL_{t-1}	0.000101 (0.316)	-0.001844 (-1.184)	ΔPH_ALL_{t-1}	ΔPH_NEG	-0.000909 (-0.835)
ΔFH_ALL_{t-2}	-0.000197 (-0.611)	0.001043 (0.884)	ΔPH_ALL_{t-2}	ΔPH_NEU	0.000552 (0.694)
ΔFH_ALL_{t-3}	-0.000298 (-0.703)	-0.002494 (-1.131)	ΔPH_ALL_{t-3}	ΔPH_POS_{t-1}	-0.001431 (-0.462)
		0.000591 (0.344)		ΔPH_NEG_{t-1}	-0.000257 (-0.195)
		-0.000381 (-0.262)		ΔPH_NEU_{t-1}	0.000595 (0.603)
		0.000147 (0.059)		ΔPH_POS_{t-2}	0.003568 (1.157)
		-0.001417 (-0.765)		ΔPH_NEG_{t-2}	-0.000458 (-0.356)
		0.001004 (0.734)		ΔPH_NEU_{t-2}	0.000191 (0.199)
		0.001355 (0.393)		ΔPH_POS_{t-3}	-0.002258 (-0.900)
		-0.000792 (-0.444)		ΔPH_NEG_{t-3}	-0.000405 (-0.385)
		-0.000891 (-0.594)		ΔPH_NEU_{t-3}	-0.000926 (-1.079)

表 5 Facebook 與 PTT 對房屋交易量之迴歸 (續)

	因變數：房屋交易量 (ΔVOL)			
	Facebook		PTT	
	(1)	(2)	(3)	(4)
ΔMS	-6.310 (-1.227)	-7.668 (-1.247)	-6.357 (-1.207)	-6.273 (-1.115)
ΔCC	12.959** (2.472)	14.940** (2.538)	13.258** (2.550)	14.792** (2.672)
Constant	0.004 (0.144)	0.003 (0.100)	0.004 (0.129)	0.004 (0.152)
Observation	56	56	56	56
Adj-R ²	0.069	0.061	0.084	0.081
F-statistics	1.678	1.257	1.843	1.347

註：1. 變數代號分別為房屋交易量 (VOL)、Facebook 總情緒聲量 (FH_ALL)、Facebook 正面情緒聲量 (FH_POS)、Facebook 負面情緒聲量 (FH_NEG)、Facebook 中立情緒聲量 (FH_NEU)、PTT 總情緒聲量 (PH_ALL)、PTT 正面情緒聲量 (PH_POS)、PTT 負面情緒聲量 (PH_NEG)、PTT 中立情緒聲量 (PH_NEU)、控制變數 (Control V.) 為貨幣供給額與營造工程物價指數、Constant 為常數項。

2. 以*、**、***分別表示 10%、5%、1%的顯著水準，()內為 t 值。

(三)對流通天數的影響

表 6 呈現社群情緒聲量對房屋流通天數的迴歸結果，當期 Facebook 各情緒聲量的迴歸皆未達顯著水準，但 PTT 的正面與負面迴歸有達顯著水準（第 4 欄），且與理論相符，也就是正面聲量高房屋流通天數縮短，而負面聲量高房屋流通天數加長。進一步檢視落後期對模型的影響力，幾乎沒有發現 Facebook 與 PTT 情緒聲量對房屋流通天數有顯著影響。此部分結果發現 Facebook 情緒沒有影響到房屋流通天數，但 PTT 情緒則有影響效果。

(四)對議價空間的影響

表 7 呈現社群情緒聲量對房屋議價空間的迴歸結果，先就當期關係檢視，Facebook 情緒聲量的迴歸係數均未達顯著水準，但就符號為負來看，意指 Facebook 討論量越大，代表大眾對市場看法越樂觀，將會使議價空間變小，若細分情緒，其中 Facebook 正面與中立的情緒對房屋議價空間之間有反向的影響（議價空間變小），負面情緒對議價空間有正向的影響（議價空間變大），結果雖未達統計上的顯著水準，但符合理論之預期。但 PTT 方面則有發現顯著關係，也就是當期的 PTT 正面情緒聲量則對於房屋議價空間有著正向的影響，當 PTT 正面情緒聲量上升，房屋議價空間也跟著上升。進一步檢視落後期對議價空間的影響力，在 Facebook 的方面其係數均不顯著，但在 PTT 方面，前一期至前兩期之總情緒聲量對當期的議價空間有負向顯著的影響，當總情緒聲量越高，議價空間越小，反映出景氣較佳，賣方不願意提供較大的議價空間。區分情緒後，則僅有落後二期的負面情緒聲量會對於議價空間產生顯著的影響。本文認為由於房地產市場資訊較不透明、異質性大，在房屋供給者具有價格優勢的情況下，非專業的投資人難以估計房屋的公允價值，無法取得較大的議價空間，故議價空間僅有限地取決於社群情緒聲量。

表 6 Facebook 與 PTT 對房屋流通天數之迴歸

		因變數：房屋流通天數 ($\Delta TDAY$)			
		Facebook		PTT	
	(1)	(2)	(3)	(4)	
ΔFH_ALL	-0.0000888 (-0.862)	-0.000522 (-0.716)	ΔPH_ALL -0.0000221 (-0.223)	ΔPH_POS -0.002033** (-2.267)	
ΔFH_ALL_{t-1}	-0.0000839 (-0.818)	0.000128 (0.266)	ΔPH_ALL_{t-1} -0.0000196 (-0.175)	ΔPH_NEG 0.000575* (1.909)	
ΔFH_ALL_{t-2}	0.0000137 (0.133)	-0.0000953 (-0.262)	ΔPH_ALL_{t-2} 0.000159 (1.299)	ΔPH_NEU -0.000301 (-1.369)	
ΔFH_ALL_{t-3}	0.0000696 (0.513)	0.000134 (0.197)	ΔPH_ALL_{t-3} 0.0000072 (0.065)	ΔPH_POS_{t-1} -0.000564 (-0.659)	
		ΔFH_NEG_{t-1} 0.000478 (0.903)	ΔPH_NEG_{t-1} 0.000596 (1.641)	ΔPH_NEG_{t-1} -0.00054* (-1.980)	
		ΔFH_NEU_{t-1} -0.000317 (-0.707)	ΔPH_NEU_{t-1} -0.000317 (-0.707)	ΔPH_POS_{t-2} 0.0000346 (0.041)	
		ΔFH_POS_{t-2} -0.000604 (-0.787)	ΔPH_POS_{t-2} -0.000604 (-0.787)	ΔPH_NEG_{t-2} 0.000106 (0.298)	
		ΔFH_NEG_{t-2} 0.0000715 (0.125)	ΔPH_NEG_{t-2} 0.0000715 (0.125)	ΔPH_NEU_{t-2} 0.000432 (1.625)	
		ΔFH_NEU_{t-2} 0.000273 (0.648)	ΔPH_NEU_{t-2} 0.000273 (0.648)	ΔPH_POS_{t-3} -0.000126 (-0.182)	
		ΔFH_POS_{t-3} -0.001114 (-1.047)	ΔPH_POS_{t-3} -0.001114 (-1.047)	ΔPH_NEG_{t-3} 0.000501* (1.721)	
		ΔFH_NEG_{t-3} 0.000677 (1.231)	ΔPH_NEG_{t-3} 0.000677 (1.231)	ΔPH_NEU_{t-3} -0.000316 (-1.331)	
		ΔFH_NEU_{t-3} -0.000125 (-0.271)	ΔPH_NEU_{t-3} -0.000125 (-0.271)		

表6 Facebook與PTT對房屋流通天數之迴歸(續)

	因變數：房屋流通天數 ($\Delta TDAY$)			
	Facebook		PTT	
	(1)	(2)	(3)	(4)
ΔMS	-3.345** (-2.028)	-3.389* (-1.788)	-3.975** (-2.371)	-4.215*** (-2.709)
ΔCC	1.440 (0.857)	1.336 (0.737)	1.665 (1.007)	1.353 (0.884)
Constant	0.009 (0.960)	0.010 (1.024)	0.008 (0.888)	0.009 (1.142)
Observation	56	56	56	56
Adj-R ²	0.037	0.103	0.067	0.293
F-statistics	1.350	1.449	1.656	2.629

(31)

註：1. 變數代號分別為房屋流通天數 (TDAY)、Facebook 總情緒聲量 (FH_ALL)、Facebook 正面情緒聲量 (FH_POS)、Facebook 負面情緒聲量 (FH_NEG)、Facebook 中立情緒聲量 (FH_NEU)、PTT 總情緒聲量 (PH_ALL)、PTT 正面情緒聲量 (PH_POS)、PTT 負面情緒聲量 (PH_NEG)、PTT 中立情緒聲量 (PH_NEU)、控制變數 (Control V.) 為貨幣供給額與營造工程物價指數、常數項為 Constant。

2. 以*、**、***分別表示 10%、5%、1%的顯著水準，() 內為 t 值。

表 7 Facebook 與 PTT 對房屋議價空間之迴歸

		因變數：房屋議價空間 (ΔBGP)			
		Facebook		PTT	
	(1)	(2)	(3)	(4)	
ΔFH_ALL	-0.0000217 (-0.599)	-0.000194 (-0.708)	ΔPH_ALL -0.0000343 (-1.009)	ΔPH_POS 0.000983*** (3.142)	
ΔFH_ALL_{t-1}	-0.0000054 (-0.149)	0.0000673 (0.372)	ΔPH_ALL_{t-1} -0.0000746* (-1.936)	ΔPH_NEG -0.000233** (-2.215)	
ΔFH_ALL_{t-2}	-0.0000046 (-1.265)	-0.000068 (-0.497)	ΔPH_ALL_{t-2} -0.000103** (-2.462)	ΔPH_NEU 0.0000123 (0.161)	
ΔFH_ALL_{t-3}	0.0000029 (0.607)	0.00015 (0.587)	ΔPH_ALL_{t-3} -0.0000397 (-1.058)	ΔPH_POS_{t-1} -0.000246 (-0.822)	
		ΔFH_NEG_{t-1} -0.000175 (-0.879)		ΔPH_NEG_{t-1} -0.00015 (-1.183)	
		ΔFH_NEU_{t-1} 0.000131 (0.777)		ΔPH_NEU_{t-1} 0.0000151 (0.159)	
		ΔFH_POS_{t-2} -0.0000805 (-0.279)		ΔPH_POS_{t-2} 0.000428 (1.439)	
		ΔFH_NEG_{t-2} -0.000252 (-1.171)		ΔPH_NEG_{t-2} -0.000255** (-2.055)	
		ΔFH_NEU_{t-2} 0.000116 (0.731)		ΔPH_NEU_{t-2} -0.0000534 (-0.576)	
		ΔFH_POS_{t-3} 0.0000403 (0.101)		ΔPH_POS_{t-3} -0.00031 (-1.282)	
		ΔFH_NEG_{t-3} 0.0000673 (0.325)		ΔPH_NEG_{t-3} -0.000143 (-1.412)	
		ΔFH_NEU_{t-3} -0.0000965 (-0.554)		ΔPH_NEU_{t-3} -0.0000453 (-0.546)	

表7 Facebook與PTT對房屋議價空間之迴歸(續)

	Facebook		PTT	
	(1)	(2)	(3)	(4)
ΔMS	-0.155 (-0.267)	-0.184 (-0.257)	0.173 (0.301)	0.415 (0.765)
ΔCC	0.325 (0.550)	0.227 (0.332)	0.085 (0.150)	0.114 (0.213)
Constant	-0.004 (-1.062)	-0.004 (-0.992)	-0.004 (-1.284)	-0.005 (-1.595)
Observation	56	56	56	56
Adj-R ²	-0.071	-0.142	0.015	0.228
F-statistics	0.396	0.511	1.142	2.157

註：1. 變數代號分別為房屋議價空間(BGP)、Facebook總情緒聲量(FH_ALL)、Facebook正面情緒聲量(FH_POS)、Facebook負面情緒聲量(FH_NEG)、Facebook中立情緒聲量(FH_NEU)、PTT總情緒聲量(PH_POS)、PTT正面情緒聲量(PH_POS)、PTT負面情緒聲量(PH_NEG)、PTT中立情緒聲量(PH_NEU)、控制變數(Control V.)為貨幣供給額與營造工程物價指數、常數項為Constant。

2. 以*、**、***分別表示10%、5%、1%的顯著水準，()內為t值。

三、社群情緒聲量與房市交易資訊之因果關係

(一)設定模型檢測

此部分利用模型 (2)，是基於向量自我迴歸模型 (VAR) 以檢視模型中情緒聲量指標對房市四變數之影響，加上兩個控制變數 (貨幣供給與營建成本)。首先透過 AIC 與 SBC 準則選取最適落後期，再以 Johansen 共整合檢定估計變數間的共整合關係，根據 Granger 呈現定理若變數間存在共整合關係則採用向量誤差修正模型 (VECM) 以捕捉短期與長期的均衡關係，若無存在共整合關係則使用向量自我迴歸模型 (VAR)。在運用 Johansen (1988) 共整合檢定後，則依系統是否有共整合現象，各自運用 VAR 或 VECM 模型估計 Granger 因果關係檢定值，了解變數之間的因果關係 (最後模型選擇請詳見附錄三)。

(二)因果關係檢測

藉由因果關係檢定產出的表 8 結果可以得知，在房價方面，Facebook 總情緒聲量與 PTT 總情緒聲量為房價指數之因，當社群總討論度越高時，將會帶動房價指數的上漲。將情緒聲量加以區分為正面、負面、中立後，可以發現 Facebook 正面情緒聲量、PTT 正面情緒聲量與房價指數互為因果關係，當社群正面情緒上漲，市場對未來持樂觀態度，市場參與者將會投入市場，帶動房價波動，再進一步影響社群情緒。另外房價指數為 Facebook 中立情緒聲量、PTT 負面情緒聲量之因，也就是當房價產生波動，會影響市場的情緒，改變大眾對市場的看法。

在房屋交易量方面，Facebook 正面情緒聲量與房屋交易量互為因果關係，當正面情緒聲量上升時，表示大眾對於房市持有樂觀的態度，此舉將會提高房屋交易量，而交易量的波動也會使大眾對於市場的看法改變。另外 Facebook 負面情緒聲量也是房屋交易量

變化之因。

在房屋流通天數方面，Facebook 與 PTT 之正面、負面、中立情緒聲量皆為房屋流通天數之因，代表社群不同情緒類別的討論增加時，會影響房屋流通天數。但房屋流通天數並不會反向影響到任何情緒聲量，這個應該是房屋流通天數的資訊在市場上是較缺乏的，所以看不到影響力。

最後在議價空間方面，社群情緒聲量幾乎與房屋議價空間並不存在因果關係。由於房地產市場資訊較不透明，房市四個指標中，房屋流通天數與議價空間皆是非專業的市場參與者難以得知的。

總結兩種社群媒體均與房價方面有較清楚的雙向因果關係，房屋交易量方面僅 Facebook 較清楚的雙向因果關係，流通天數方面兩種社群媒體有單向影響，而議價空間與社群媒體的因果則相當不明顯。

表 8 社群情緒聲量與房市交易資訊之因果關係

		Facebook		PTT		
聲量		Null Hypothesis	Chi-sq	Null Hypothesis	Chi-sq	
房價	總	ΔFH_ALL 不為 ΔHPI 之因	14.94**	ΔPH_ALL 不為 ΔHPI 之因	14.07**	
		ΔHPI 不為 ΔFH_ALL 之因	7.43	ΔHPI 不為 ΔPH_ALL 之因	8.94	
	正	ΔFH_POS 不為 ΔHPI 之因	11.15**	ΔPH_POS 不為 ΔHPI 之因	12.72**	
		ΔHPI 不為 ΔFH_POS 之因	15.74***	ΔHPI 不為 ΔPH_POS 之因	10.60*	
	負	ΔFH_NEG 不為 ΔHPI 之因	7.79	ΔPH_NEG 不為 ΔHPI 之因	3.57	
		ΔHPI 不為 ΔFH_NEG 之因	5.59	ΔHPI 不為 ΔPH_NEG 之因	9.58*	
	中立	ΔFH_NEU 不為 ΔHPI 之因	2.92	ΔPH_NEU 不為 ΔHPI 之因	6.06	
		ΔHPI 不為 ΔFH_NEU 之因	12.64**	ΔHPI 不為 ΔPH_NEU 之因	8.20	
	房屋 交易 量	總	ΔFH_ALL 不為 ΔVOL 之因	4.32	ΔPH_ALL 不為 ΔVOL 之因	1.17
			ΔVOL 不為 ΔFH_ALL 之因	4.11	ΔVOL 不為 ΔPH_ALL 之因	1.07
正		ΔFH_POS 不為 ΔVOL 之因	17.07**	ΔPH_POS 不為 ΔVOL 之因	1.20	
		ΔVOL 不為 ΔFH_POS 之因	15.51**	ΔVOL 不為 ΔPH_POS 之因	0.03	
負		ΔFH_NEG 不為 ΔVOL 之因	12.35*	ΔPH_NEG 不為 ΔVOL 之因	0.99	
		ΔVOL 不為 ΔFH_NEG 之因	4.23	ΔVOL 不為 ΔPH_NEG 之因	2.04	
中立		ΔFH_NEU 不為 ΔVOL 之因	2.48	ΔPH_NEU 不為 ΔVOL 之因	0.90	
		ΔVOL 不為 ΔFH_NEU 之因	3.30	ΔVOL 不為 ΔPH_NEU 之因	0.69	
流通 天數		總	ΔFH_ALL 不為 $\Delta TDAY$ 之因	1.46	ΔPH_ALL 不為 $\Delta TDAY$ 之因	0.56
			$\Delta TDAY$ 不為 ΔFH_ALL 之因	1.01	$\Delta TDAY$ 不為 ΔPH_ALL 之因	0.36
	正	ΔFH_POS 不為 $\Delta TDAY$ 之因	21.65***	ΔPH_POS 不為 $\Delta TDAY$ 之因	15.61**	
		$\Delta TDAY$ 不為 ΔFH_POS 之因	4.46	$\Delta TDAY$ 不為 ΔPH_POS 之因	4.61	
	負	ΔFH_NEG 不為 $\Delta TDAY$ 之因	25.61***	ΔPH_NEG 不為 $\Delta TDAY$ 之因	24.37***	
		$\Delta TDAY$ 不為 ΔFH_NEG 之因	7.30	$\Delta TDAY$ 不為 ΔPH_NEG 之因	3.11	
	中立	ΔFH_NEU 不為 $\Delta TDAY$ 之因	21.01***	ΔPH_NEU 不為 $\Delta TDAY$ 之因	21.69***	
		$\Delta TDAY$ 不為 ΔFH_NEU 之因	11.48	$\Delta TDAY$ 不為 ΔPH_NEU 之因	3.19	

表 8 社群情緒聲量與房市交易資訊之因果關係 (續)

聲量	Facebook		PTT	
	Null Hypothesis	Chi-sq	Null Hypothesis	Chi-sq
總	ΔFH_ALL 不為 ΔBGP 之因	0.01	ΔPH_ALL 不為 ΔBGP 之因	0.00
	ΔBGP 不為 ΔFH_ALL 之因	1.72	ΔBGP 不為 ΔPH_ALL 之因	0.26
正	ΔFH_POS 不為 ΔBGP 之因	0.96	ΔPH_POS 不為 ΔBGP 之因	2.43
	ΔBGP 不為 ΔFH_POS 之因	0.86	ΔBGP 不為 ΔPH_POS 之因	0.73
負	ΔFH_NEG 不為 ΔBGP 之因	0.92	ΔPH_NEG 不為 ΔBGP 之因	0.90
	ΔBGP 不為 ΔFH_NEG 之因	1.35	ΔBGP 不為 ΔPH_NEG 之因	0.00
中立	ΔFH_NEU 不為 ΔBGP 之因	0.07	ΔPH_NEU 不為 ΔBGP 之因	1.11
	ΔBGP 不為 ΔFH_NEU 之因	3.30*	ΔBGP 不為 ΔPH_NEU 之因	1.03

- 註：1. 變數代號分別為房屋流通天數 (TDAY)、Facebook 總情緒聲量 (FH_ALL)、Facebook 正面情緒聲量 (FH_POS)、Facebook 負面情緒聲量 (FH_NEG)、Facebook 中立情緒聲量 (FH_NEU)、PTT 總情緒聲量 (PH_ALL)、PTT 正面情緒聲量 (PH_POS)、PTT 負面情緒聲量 (PH_NEG)、PTT 中立情緒聲量 (PH_NEU)。
2. 以*、**、***分別表示 10%、5%、1% 的顯著水準。

四、社群情緒聲量對房市之衝擊

依據與上述因果關係檢定同樣的模型架構，我們再藉由衝擊反應分析了解社群情緒聲量發生一單位衝擊時，對於房地產交易資訊當期及未來的大小與快慢影響。

圖 3 呈現兩種社群情緒總聲量對房市四指標之衝擊反應，在衝擊反應函數曲線上下兩條虛線構成了 95% 信賴區間範圍。在應變數為房價的模型中，Facebook 總情緒聲量的 95% 信賴區間的兩條虛線在第 1~4 期沒有包含到對應 Y 軸為 0 的實線，表示在初期對於房價有顯著且正向的影響，但隨著時間增加，95% 信賴區間涵蓋到 0，顯示 Facebook 總情緒聲量對於房價的影響雖然呈現跳動性的正負波動，但約在第 5 期之後就不具統計上的顯著性；PTT 總情緒聲量的 95% 信賴區間的兩條虛線在 30 期的期間內均未包含 0，

表示 PTT 總情緒聲量對於房價在 30 期內有顯著且正向的影響。

在應變數為房屋議價空間的模型中，PTT 總情緒聲量的 95% 信賴區間的兩條虛線在 30 期的期間內均未包含 0，表示 PTT 總情緒聲量對於房屋議價空間在 30 期內有顯著且負向的影響；然而 Facebook 總情緒聲量對於房屋議價空間的衝擊影響並未顯著。在應變數為房屋交易量及流通天數的模型中，Facebook 和 PTT 總情緒聲量的衝擊反應函數均未在統計上呈現顯著的結果。

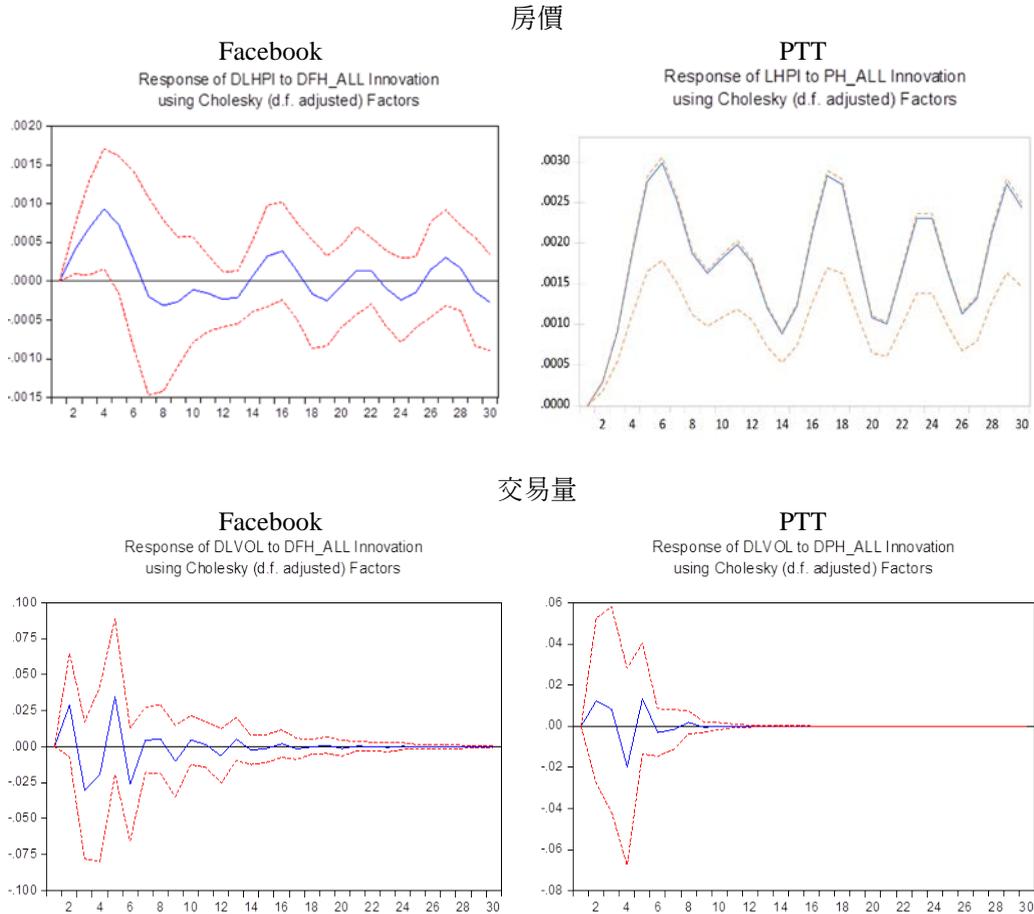


圖 3 社群情緒聲量對房市之衝擊反應

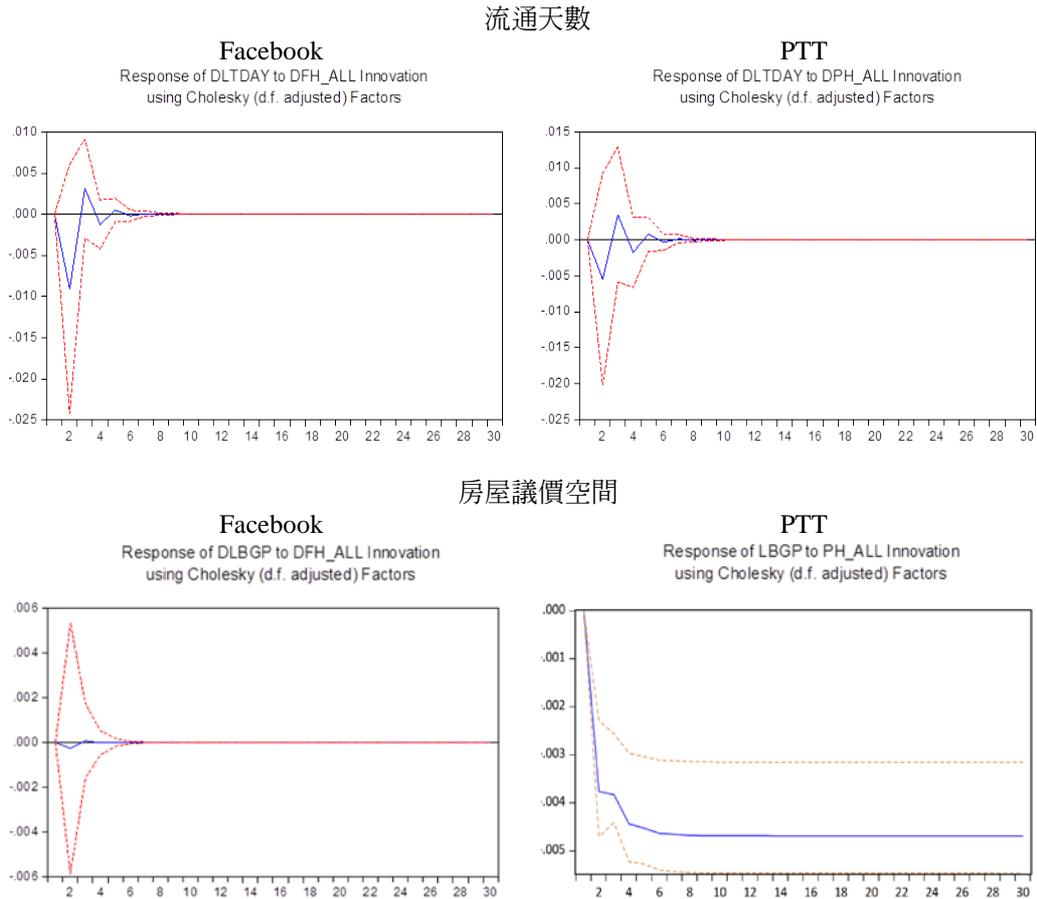


圖 3 社群情緒聲量對房市之衝擊反應 (續)

從衝擊反應函數的圖形可知，Facebook 總情緒聲量對於房價在衝擊發生的初期 (約 4 期內) 有顯著且正向的影響，而 PTT 總情緒聲量則是對於房價、議價空間在衝擊發生後的相對較長期間內 (30 期內) 有顯著且分別為正向、負向的影響。亦即，PTT 總情緒聲量對於房市價格面的衝擊影響較 Facebook 總情緒聲量來得更久。

伍、結論與建議

隨著時代的變遷，網路與社群已成為人們生活中不可或缺的一部分，上網爬文已成為協助決策之工具之一，故網路使用者於社群發布的貼文、意見、評論就更具影響力，近年房市熱絡，許多購屋團購的社團也越來越多，本文想了解社群網路所造成的渲染效果，是否會對於市場參與者的購買決策產生影響力，本文透過 OpView 社群口碑資料庫對台灣兩大社群媒體 Facebook 與 PTT 進行分析，由於 OpView 大多使用於消費性之研究，而本文將此平台應用於房地產市場，做一項探索性的研究，透過量化社群媒體情緒資訊以了解社群媒體對於房地產交易資訊的影響，目前在於提升對房地產交易資訊的估計，了解市場參與者的態度，以及掌握市場情況。

本文實證期間為 2016 年至 2020 年，透過 OpView 社群口碑資料庫建構出房市情緒聲量變數，結果顯示社群媒體情緒與房市變化之間是有關係的，迴歸分析實證中，本文發現量化的兩種 (Facebook 與 PTT) 社群情緒對四個房市指標 (價格、交易量、流通天數、議價空間) 都有某種程度的影響，此結果支持本文假說一。社群媒體對房價與房屋交易量多存在顯著的影響，當社群情緒聲量上升時，房價、房屋交易量會同向上升，社群情緒聲量對房屋流通天數與房屋議價空間則多存在不顯著的影響性，但符號符合多本文之預期，當市場參與者討論度增加，代表市場熱絡，成交速度加快，流通天數減少，議價空間減小。

其次，本文實證發現兩種不同類型的社群管道，對於房地產交易資訊有著不同的影響，結果是支持本文假說二。總括來說，在房價與交易量方面，Facebook 與 PTT 均能找出情緒聲量之顯著影響，但流通天數與議價空間方面雖然兩種媒體的顯著影響弱，但 PTT 稍能顯現出影響，可能此二變數都不是市場較快被揭示的資訊，故市場參與者得到這些資訊會是明顯低於房價與交易量資訊。以 Facebook 與 PTT 相較，如前述由於大多數的專

家學者都是由 Facebook 發布個人意見與想法，屬放射型傳播，而 PTT 擴展型傳播，可能 PTT 散播力較強。

若更仔細以正面、負面、中立後之實證，可以提供不同性質的情緒聲量對房地產交易資訊會有不同影響的證據，結果支持了本文假說三的成立。Facebook 方面，正面情緒對於房價有正向的顯著影響，也就是當市場參與者對市場持有保守至樂觀的意見，會使房價有著正向的變化，同時 Facebook 的正面情緒對房屋交易量也呈現正向的顯著影響性，對市場持有樂觀的看法，會使越來越多人參與房地產之交易，使交易量上升。在流通天數的部分，雖然僅有 PTT 被發現正面、負面、中立社群情緒有影響，但基本上符合本文之預期，在正面與負面情緒聲量上升時，代表市場參與者對於市場持有樂觀與悲觀的看法，當預期有樂觀的市場時，市場交易熱絡，房屋流通天數減少，反之，當預期市場態度較為悲觀時，房屋持有者會想要盡快的脫手房產，也會使流通天數降低。在議價空間的部分，與流通天數同樣屬 PTT 有較多變數係數達到統計上的顯著水準，但基本上也是符合本文之預期，議價空間有多有負向影響，也就是總情緒聲量越高，議價空間越小，反映出景氣較佳，賣方不願意提供較大的議價空間。

在檢驗社群情緒聲量與房地產交易資訊的關係之後，本文使用 Granger 因果關係檢定，探討兩者間的因果關係。研究發現 Facebook 與 PTT 的總與正面情緒聲量是房價之因，而房價會回饋到兩社群媒體的正面情緒，雙方互為因果。在房屋交易量的部分，研究也發現 Facebook 正面情緒聲量與房屋交易量互為因果關係。在房屋流通天數，社群媒體的正面、負面、中立情緒聲量單向影響房屋流通天數，但房屋流通天數沒有回饋到社群情緒。社群情緒與房屋議價空間有很弱的因果關係，但議價空間的變動會影響到 Facebook 的中立情緒，可能房市資訊較不透明，議價空間資訊較難以引起社群討論聲量。最後透過觀察衝擊反應函數，可發現 Facebook 對於房價的影響雖然呈現跳動性的正負波動，但僅在衝擊發生的初期（約 4 期內）有顯著且正向的影響，PTT 對於房價、議價空間在衝擊發生後的相對較長期間內（約 30 期內）有顯著且分別為正向、負向的影響，即 PTT 對於房市價格面的衝擊影響較 Facebook 來得更久。

總體而言以上實證結果可以得到社群媒體與房市交易有關聯的證據，分析與了解社群媒體情緒可以填補基本分析之不足，並且進一步捕捉波動性。本文證實採用現成的 OpView 社群口碑資料庫，發現這資料是有效可以幫助我們在房地產交易決策，利用此資料可以有效改善對市場的預測能力，未來應多藉由社群媒體情緒聲量資料以更能掌握市場動向。

附錄一：OpView 資料來源列表

來源	平台	說明
社群網站	Facebook、Instagram、 Youtube、Plurk、Twitter	<ol style="list-style-type: none"> 1. 基於網際網路，為用戶提供各種聯繫、交流的互動通路 (如聊天、寄信、影音、分享、加好友、追蹤)。 2. 社交性質高，透過互動可建立並展延出龐大人際關係網絡。
討論區	PTT、Mobile01、Dcard、 伊莉討論區、巴哈姆特哈拉區	<ol style="list-style-type: none"> 1. 由程式服務提供線上討論空間。 2. 依討論主題分成不同版塊；設有版主 (身分/權限) 管理討論版塊。 3. 因應鼓勵發文，延伸出會員等級和權限制度。
新聞	聯合新聞網、中時電子報、 中央通訊社、三立新聞網、 東森新聞雲、Line Today	<p>新聞類</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. 新消息、新訊、提供資訊。 2. 來自報社媒體、電視、或廣播媒體。 3. 包含原生或轉發新聞。 <p>專欄類</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. 具特定的主題、產業資訊曝光。 2. 有共同發聲方向 (特殊議題、評論)。 3. 共筆、固定作家 (包含雜誌)。
部落格	痞客邦、Blogger、癮科 技、Xuite 隨意窩、UDN Blog	由個人管理、張貼新的文章、圖片或影片的線上日記，用來紀錄或分享資訊的平台。
問答網站	Yahoo 奇摩知識+	<ol style="list-style-type: none"> 1. 發文性質為提出問題與解答。 2. 問題和回答的結果共享於網路，供類似問題獲取資訊。
加購資料源	地圖評論、海外資料源、 APP store 評論	

資料來源：OpView 社群口碑資料庫與本文整理。

附錄二：單根檢定結果

Variable	Level	1st difference
HPI	2.756	-3.699 ***
VOL	-4.823 ***	-14.000 ***
TDAY	-3.727 **	-9.667 ***
BGP	-0.278	-10.161 ***
FH_ALL	1.232	-7.399 ***
FH_POS	0.196	-3.657 ***
FH_NEG	0.480	-9.602 ***
FH_NEU	0.654	-8.442 ***
PH_ALL	-3.526 **	-10.554 ***
PH_POS	-2.402	-9.330 ***
PH_NEG	-3.443 **	-11.739 ***
PH_NEU	-2.449	-10.399 ***
MS	1.489	-7.837 ***
CC	-1.464	-6.832 ***

註：變數代號分別為房價指數 (HPI)、房屋交易量 (VOL)、房屋流通天數 (TDAY)、房屋議價空間 (BGP)、Facebook 總情緒聲量 (FH_ALL)、Facebook 正面情緒聲量 (FH_POS)、Facebook 負面情緒聲量 (FH_NEG)、Facebook 中立情緒聲量 (FH_NEU)、PTT 總情緒聲量 (PH_ALL)、PTT 正面情緒聲量 (PH_POS)、PTT 負面情緒聲量 (PH_NEG)、PTT 中立情緒聲量 (PH_NEU)、貨幣供給額 (MS) 與營造工程物價指數 (CC)。*、**、***分別表示 10%、5%、1% 的顯著水準。

附錄三：VAR 模型設定選擇

	内生變數	控制變數	採取模型
1 房價	Facebook 總情緒聲量		VAR
2 房價	Facebook 正負中立聲量		VECM
3 房價		PTT 總情緒聲量	VECM
4 房價		PTT 正負中立聲量	VECM
5 房屋交易量	Facebook 總情緒聲量		VAR
6 房屋交易量	Facebook 正負中立聲量		VECM
7 房屋交易量		PTT 總情緒聲量	VAR
8 房屋交易量		PTT 正負中立聲量	VECM
9 房屋銷售天數	Facebook 總情緒聲量	貨幣供給額及 營造工程物價 指數	VAR
10 房屋銷售天數	Facebook 正負中立聲量		VECM
11 房屋銷售天數		PTT 總情緒聲量	VAR
12 房屋銷售天數		PTT 正負中立聲量	VECM
13 議價空間	Facebook 總情緒聲量		VAR
14 議價空間	Facebook 正負中立聲量		VECM
15 議價空間		PTT 總情緒聲量	VECM
16 議價空間		PTT 正負中立聲量	VECM

參考文獻

一、中文部分

- 王亭茹，2015，「Facebook 與 PTT 的輿論結構研究」，國立清華大學服務科學研究所碩士論文。(Wang, T. J., 2015, *A Case Study of Facebook and PTT Opinion Structures*, Master's Thesis, Institute of Service Science, National Tsing Hua University.)
- 王賢，2020，「公務人員關注議題之文字探勘：以 PTT 公職板為例」，調查研究-方法與應用，45：119-154。(Wang, Mo., 2020, "A Computational Text Analysis on the Core Issues for Public Servants: Evidence from the PTT", *Survey Research—Method and Application*, 45: 119-154.)
- 朱芳妮與陳明吉，2018，「從行為經濟學看台灣不動產市場：羅伯特·席勒教授來台演講之省思與啓示」，住宅學報，27：111-128。(Chu, F. N. and M. C. Chen, 2018, "Examining the Taiwanese Real Estate Market from Behavioral Economics: Reflections and Implications from Professor Robert J. Shiller's Speech in Taiwan", *Journal of Housing Studies*, 27: 111-128.)
- 朱芳妮、楊茜文、蘇子涵與陳明吉，2020a，「情緒會影響房市嗎？指數編制與驗證」，住宅學報，29：35-68。(Chu, F. N., C. W. Yang, T. H. Su, and M. C. Chen, 2020a, "Will Sentiment Influence the Housing Market? Index Compilation and Verification", *Journal of Housing Studies*, 29: 35-68.)
- 朱芳妮、楊茜文、黃御維與陳明吉，2020b，「媒體傳播效應與房市變化關聯性之驗證」，管理學報，37：225-257。(Chu, F. N., C. W. Yang, Y. W. Huang, and C. M. Chen, 2020b, "An Examination of Media Effects on the Real Estate Market", *Journal of Management and Business Research*, 37: 225-257.)
- 江義平與賴欣怡，2014，「網路社群媒體使用者資訊分享行為探究」，創新與管理，11：

- 23-51。(Chiang, I. P. and H. Y. Lai, 2014, "Exploring Web Users' Information Sharing Behavior on Online Social Media", *Journal of Innovation and Management*, 11: 23-51.)
- 江義平、江孟璇與楊婉伶，2019，「社群媒體使用行為之構形探究」，電子商務研究，17：247-275。(Chiang, I. P., M. H. Chiang, and W. L. Yang, 2019, "Analyzing the Web Users' Usage among Various Online Social Media", *Electronic Commerce Studies*, 17: 247-275.)
- 沈中華、賴幸蓉與黃庭儀，2017，「網路品牌口碑是否有助於銀行的消費性金融業務的成長？」，兩岸金融季刊，5：23-41。(Shen, C. H., H. J. Lai, and T. Y. Hwang, 2017, "The Effect of Word of Mouth from Internet Media on Business of Financial Consumer in Banking", *Cross-Sreait Banking and Finance*, 5: 23-41.)
- 周美伶與張金鵬，2004，「購屋搜尋期間影響因素之研究」，管理評論，24：133-150。(Chou, M. L. and C. O. Chang, 2004, "Influential Factors of Home Buyers' Search Duration", *Management Review*, 24: 133-150.)
- 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，105：221-257。(Lin, T. C., 2019, "Predicting Housing Markets through the Searching Behavior on Internet", *Taiwan Journal of Applied Economics*, 105: 221-257.)
- 林思平，2020，「純粹社群、掛釘社群與網絡個人主義：以批踢踢八卦板(PTT Gossiping)為例」，資訊社會研究，38：127-161。(Lin, S. P., 2020, "Pure Community, Peg Community & Networked Individualism: A Study of PTT Gossiping", *Journal of Cyber Culture and Information Society*, 38: 127-161.)
- 林意仁，2010，「由 PTT Gossiping 看板看『網路公眾』」，文化研究月報，108：52-70。(Lin, Y. R., 2010, "Examining the 'Online Public' through PTT Gossiping Board", *Cultural Studies Monthly*, 108: 52-70.)
- 花敬群與張金鵬，1997，「住宅市場價量波動之研究」，住宅學報，5：1-15。(Hua, C. C. and C. O. Chang, 1997, "Housing Fluctuation Patterns between Transaction Price & Volume", *Journal of Housing Studies*, 5: 1-15.)
- 范清益，2010，「買屋賣屋「殺」很大！－議價空間與住宅不動產市場流動性之影響因

- 素分析」,土地問題研究季刊,9:82-91。(Fan, C. Y., 2010, “Intense Competition in Buying and Selling Houses – An Analysis of Factors Influencing Bargaining Space and Market Liquidity in the Residential Real Estate Market”, *Land Issues Research Quarterly*, 9: 82-91.)
- 殷志偉與劉正, 2020, 「非核家園的民眾意向: 網路輿論的大數據分析」, 選舉研究, 27: 49-92。(Ying, C. W. and J. Liu, 2020, “Public Orientation on the Nuclear-free Homeland Issue: A Big-Data Analysis of Online Comments”, *Journal of Electoral Studies*, 27: 49-92.)
- 程輝與劉雲, 2008, 「基於時間序列的網路輿情預測模型」, 網際網路技術學刊, 9: 429-432。(Cheng, H. and Y. Liu, 2008, “An Online Public Opinion Forecast Model Based on Time Series”, *Journal of Internet Technology*, 9: 429-432.)
- 楊立偉, 2020, 社群大數據: 網路聲量、口碑及輿情分析, 新北市: 前程文化。(Yang, L. W., 2020, *Social Big Data: Listening & Analytics*, New Taipei City: Future Career Publishing.)
- 楊茜文、朱芳妮、呂少毫與陳明吉, 2022, 「房市參與者之關注會影響房價嗎?」, 管理與系統, 29: 495-523。(Yang, C. W., F. N. Chu, S. H. Lu, and M. C. Chen, 2022, “Will Attention of Market Participants Influence Housing Prices?”, *Journal of Management & Systems*, 29: 495-523.)
- 意藍資訊, 2018, OpView Insight 服務說明書(v4.4), 意藍資訊。(Eland Information, 2018, *OpView Insight Instructions (v4.4)*, Eland Information)
- 劉振隆、張愷珉、吳芷軒、于采玉、李彥君與黃鈺珊, 2018a, 「政府資料開放平臺之 PM2.5 即時監測資料分析」, 管理資訊計算, 7: 1-12。(Liu, J. L., K. M. Chang, C. H. Wu, T. Y. Yu, Y. J. Li, and Y. S. Huang, 2018a, “PM2.5 Instant Monitoring Data Analysis of Government Open Data Platform”, *Management Information Computing*, 7: 1-12.)
- 劉振隆、郭庭瑜、黃滄宸與蔡佳潔, 2018b, 「以社群大數據為基礎之台灣民眾國外旅遊概況與觀光行為模式」, 觀光與休閒管理期刊, 6: 13-22。(Liu, J. L., T. Y. Guo, W. C. Huang, and J. J. Tsai, 2018b, “Overseas Tourist Profiles and Tourism Behavior Models of Taiwan People Based on Social Big Data”, *Journal of Tourism and Leisure Management*, 6:

13-22.)

蕭維傑與王維菁，2018，「動態消息演算法、能見度、與新聞經營：以 Facebook 平台為例」，*資訊社會研究*，34：63-104。(Xiao, W. J. and W. C. Wang, 2018, “The News Feed Algorithm, Visibility, and News Business: Using Facebook as an Example”, *Journal of Cyber Culture and Information Society*, 34: 63-104.)

二、英文部分

- Ahmed, B., 2020, “Understanding the Impact of Investor Sentiment on the Price Formation Process: A Review of the Conduct of American Stock Markets”, *The Journal of Economic Asymmetries*, 22: e00172.
- Ajjoub, C., T. Walker, and Y. Zhao, 2021, “Social Media Posts and Stock Returns: The Trump Factor”, *International Journal of Managerial Finance*, 17: 185-213.
- Akerlof, G. A. and R. J. Shiller, 2010, *Animal Spirits: How Human Psychology Drives the Economy, and Why It Matters for Global Capitalism*, Princeton: Princeton University Press.
- Bailey, M., R. Cao, T. Kochler, and J. Stroebel, 2018, “The Economic Effects of Social Networks: Evidence from the Housing Market”, *Journal of Political Economy*, 126: 2224-2276.
- Ball-Rokeach, S. J. and M. L. DeFleur, 1976, “A Dependency Model of Mass Media Effects”, *Communication Research*, 3: 3-21.
- Bartov, E., L. Faurel, and P. S. Mohanram, 2018, “Can Twitter Helps Predict Firm-level Earnings and Stock Returns?”, *The Accounting Review*, 93: 25-57.
- Bethke, S., M. Gehde-Trapp, and A. Kempf, 2017, “Investor Sentiment, Flight-to-Quality, and Corporate Bond Comovement”, *Journal of Banking & Finance*, 82: 112-132.
- Broadstock, D. C. and D. Zhang, 2019, “Social-media and Intraday Stock Returns: The Pricing Power of Sentiment”, *Finance Research Letters*, 30: 116-123.
- Chen, R., W. Boa, and C. Jin, 2021, “Investor Sentiment and Predictability for Volatility on Energy Futures Markets: Evidence from China”, *International Review of Economics &*

- Finance*, 75: 112-129.
- Chen, M. C. and K. Patel, 2002, "An Empirical Analysis of Determination of House Prices in the Taipei Area", *Taiwan Economic Review*, 30: 563-595.
- Dickey, D. A. and W. A. Fuller, 1981, "Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Econometrica*, 49: 1057-1072.
- Du, D., R. J. Gunderson, and X. Zhao, 2016, "Investor Sentiment and Oil Prices", *Journal of Asset Management*, 17: 73-88.
- Fang, L., H. Yu, and Y. Huang, 2018, "The Role of Investor Sentiment in the Long-term Correlation between U.S. Stock and Bond Markets", *International Review of Economics & Finance*, 58: 127-139.
- Granger, C. W. J., 1986, "Development in the Study of Cointegrated Economic Variables", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 48: 213-228.
- Granger, C. W. J., 1988, "Some Recent Developments in a Concept of Causality", *Journal of Econometrics*, 39: 199-211.
- Hu, L., S. He, Z. Han, H. Xiao, S. Su, M. Weng, and Z. Cai, 2019, "Monitoring Housing Rental Prices Based on Social Media: An Integrated Approach of Machine-learning Algorithms and Hedonic Modeling to Inform Equitable Housing Policies", *Land Use Policy*, 82: 657-673.
- Hu, M. R. and A. D. Lee, 2020, "Outshine to Outbid: Weather-Induced Sentiment and the Housing Market", *Management Science*, 66: 1440-1472.
- Johansen, S., 1988, "Statistical Analysis of Integration Vectors", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12: 231-254.
- Katz, E. and P. F. Lazarsfeld, 1964, *Personal Influence: The Part Played by People in the Flow of Mass Communications*, Piscataway, New Jersey: Transaction Publishers.
- Koupaei, D. M., T. Song, K. S. Cetin, and J. Im, 2020, "An Assessment of Opinions and Perceptions of Smart Thermostats using Aspect-based Sentiment Analysis of Online Reviews", *Building and Environment*, 170: 106603.
- Li, Y., H. Zhou, Z. Lin, Y. Wang, S. Chen, C. Liu, Z. Wang, D. Gifu, and J. Xia, 2020, "Investigation in the Influences of Public Opinion Indicators on Vegetable Prices by

- Corpora Construction and WeChat Article Analysis”, *Future Generation Computer Systems*, 102: 876-888.
- Lin, H. C., P. F. Bruning, and H. Swarna, 2018, “Using Online Opinion Leaders to Promote the Hedonic and Utilitarian Value of Products and Services”, *Business Horizons*, 61: 431-442.
- López-Cabarcos, M. Á., J. Piñeiro-Chousa, and A. M. Pérez-Pico, 2017, “The Impact Technical and Non-technical Investors have on the Stock Market: Evidence from the Sentiment Extracted from Social Networks”, *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 15: 15-20.
- Meen, G. P., 1990, “The Removal of Mortgage Market Constraints and The Implications for Econometric Modelling of UK House Prices”, *Oxford Bulletin Economics and Statistics*, 52: 1-23.
- Meen, G. P., 1993, “The Treatment of House Prices in Macroeconometric Models: A Comparison Exercise”, *Discussion Paper*, Department of the Environment, Housing and Urban Monitoring & Analysis, Great Britain.
- Ni, Y., Z. Su, W. Wang, and Y. Ying, 2019, “A Novel Stock Evaluation Index based on Public Opinion Analysis”, *Procardia Computer Science*, 147: 581-587.
- Piñeiro-Chousa, J., M. Á. López-Cabarcos, J. Caby, and A. Šević, 2021, “The Influence of Investor Sentiment on the Green Bond Market”, *Technological Forecasting and Social Change*, 162: 120351.
- Ruan, Y., A. Durresi, and L. Alfantoukh, 2018, “Using Twitter Trust Network for Stock Market Analysis”, *Knowledge-Based Systems*, 145: 207-218.
- Shiller, R. J., 2000, “Irrational Exuberance”, *Philosophy and Public Policy Quarterly*, 20: 18-23.
- Shiller, R. J., 2017, “Narrative Economics”, *American Economic Review*, 107: 967-1004.
- Siikanen, M., K. Baltakys, J. Kanninen, R. Vatrappu, R. Mukkamala, and A. Hussain, 2018, “Facebook Drives Behavior of Passive Households in Stock Markets”, *Finance Research Letters*, 27: 208-213.
- Tan, M. J. and C. H. Guan, 2021, “Are People Happier in Locations of High Property Value? Spatial Temporal Analytics of Activity Frequency, Public Sentiment and Housing Price

using Twitter Data”, *Applied Geography*, 132: 102474.

Zhang, W., P. Wang, X. Li, and D. Shen, 2018, “Twitter’s Daily Happiness Sentiment and International Stock Returns: Evidence from Linear and Nonlinear Causality Tests”, *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 18: 50-53.

Zhu, E., J. Wu, H. Liu, and K. Li, 2018, “A Sentiment Index of the Housing Market: Text Mining of Narratives on Social Media”, *SSRN Working Paper*, No. 3223566.

An Examination of the Relationship between Social Media Sentiment and Housing Market Information

Fang-Ni Chu^{*}, Chia-Lin Kao^{**}, Chih-Hsing Hung^{***}, and
Ming-Chi Chen^{****}

Abstract

Online social networks have become a popular channel through which individuals obtain opinions and evaluations that enable them to make informed decisions. Studies have determined that traditional media are a key factor influencing various markets. The present study explored the relationship between social media and housing market changes. The OpView database was searched to retrieve online responses posted between 2016 and 2020 on various social media platforms (i.e., Facebook and PTT). Social media sentiment indices, which were constructed on the basis of the collected online responses, were used to analyze the

* Associate Professor, Department of Land Economics, National Chengchi University.
Email: fnchu@nccu.edu.tw.

** Master, Department of Money and Banking, National Kaohsiung University of Science and Technology. Email: maybylinlin@yahoo.com.tw.

*** Professor, Department of Money and Banking, National Kaohsiung University of Science and Technology. Email: hunpeter65@nkust.edu.tw.

**** Professor, Department of Finance, National Chengchi University. Corresponding Author.
Email: mcmchen@nccu.edu.tw.

DOI: 10.53106/054696002023060113003

Received August 19, 2022; Revised October 28, 2022; Accepted April 28, 2023.

correlations of the responses with housing price, transaction volume, time-on-the-market, and price concessions. The results indicate that the general, positive, negative, and neutral online responses posted on Facebook and PTT significantly influenced both housing prices and transaction volume. However, only the online responses posted on PTT significantly affected time-on-the-market and price concessions. The results of a Granger causality test revealed the two-way causal relationships of housing prices and transaction volume with online responses, indicating the presence of a feedback mechanism. However, online responses only affected time-on-the-market in one direction, and their causal relationship with price concessions was weak. The results obtained using the impact response function indicate that the effect of Facebook online responses on housing prices was only significant and positive during the initial period of shock. By contrast, the positive and negative effects of PTT online responses on housing prices and price concessions, respectively, persisted for a longer period. We determined that online social media responses influenced the housing market. Through an analysis of social media sentiment, we obtained a clearer understanding of housing market fluctuations.

Keywords: Social Media Sentiment, Housing Market, Online Response, Facebook, Internet Forum

JEL Classification: E3, G4, R0