

學術論著

# 市場關注與房市變化關聯性之驗證

## An Examination of Market Attention in the Real Estate Market

朱芳妮\*

Fang-Ni Chu\*

### 摘 要

心理學相關研究指出人對於訊息的處理能力是有限的，因此關注在何處以及關注的程度對於決策過程會產生重要的影響。有限的關注常使得人忽略一些有用的資訊，進而造成對市場做出過度或不足的判斷。本研究採用Google搜尋引擎的關鍵字搜尋量作為市場關注的代理變數，探討關注與房市價格、交易量、銷售天數及議價空間等四項指標間之關係。基本線性迴歸實證結果顯示，關注對此四項房市指標的影響在同期與落後一期是顯著的且估計係數的符號與理論相符，然而整體市場關注落後到兩期對房價的影響會出現反轉。關注門檻效果實證顯示，關注對房價、銷售天數與議價空間具有門檻效果。當整體房市關注在較低程度時，即會造成銷售天數與議價空間出現非線性變化；而住宅成屋關注在較低程度時，會使銷售天數產生非線性變化，然需累積到較高程度後，始造成房價的非線性變化。因果關係檢定發現整體房市關注與房價之間具有雙向因果關係，住宅成屋關注與交易量之間亦具有雙向因果關係。本研究成果應有助於了解市場參與者的心理因素與其如何影響房市之變化。

**關鍵詞：**關注、谷歌搜尋、心理因素、房市

(本文於2021年10月28日收稿，2022年2月22日審查通過，實際出版日期2022年12月)

\* 國立政治大學地政學系副教授

Associate Professor, Department of Land Economics, National Chengchi University, Taipei, Taiwan.

E-mail: fnchu@nccu.edu.tw

本研究感謝科技部專題研究計畫補助，編號107-2410-H-992-047-MY2。感謝兩位匿名審查委員與編輯委員對於文章的指正與寶貴建議。

## ABSTRACT

Psychological research indicates that people's ability to process information is limited, so where and how much attention is paid will have an important impact on the decision-making process. Limited attention often makes people ignore some useful information and leads to excessive or insufficient judgments regarding the market. This study uses Google search volume as a proxy variable for market attention, and explores the relationship between market attention and four indicators, namely, housing prices, transaction volume, time-on-the-market and price concession. The empirical evidence obtained from basic linear regression shows that the impact of market attention on these four market indicators is significant during the corresponding period and lagged one period, and the signs of the regression coefficients are consistent with the theory. However, the direction of the relationship between the overall market attention and the housing price indicator is reversed when the variables are lagged two periods. The empirical findings of the threshold effect tests show that the attention has a significant threshold effect on housing prices, time-on-the-market and price concession. When the overall market attention accumulates to a relatively low level, it will cause time-on-the-market and price concession to have nonlinear changes. When the attention of the existing housing market accumulates to a relatively low level, it will cause a nonlinear change in time-on-the-market. However, only when the attention of the existing housing market accumulates to a relatively high level will it lead to nonlinear changes in housing prices. The VECM Granger causality tests show that there is a two-way relationship between the overall market attention and housing prices, and there is also a two-way relationship between the attention of the existing housing market and transaction volume. The findings of this study should contribute to a better understanding of the psychological factor of market participants and how it affects changes in the real estate market.

**Key words: attention, Google search, psychological factors, real estate market**

### 一、緒論

行為經濟學於近代已受到相關學術領域之高度重視，尤其對於傳統經濟學難以解釋之市場現象，可提供不同層面的學理基礎與有效的分析角度。

傳統經濟學理論認為市場是有效率的且市場參與者均是理性的，非理性投資人對於市場價格不具系統性的影響力(Fama, 1970)，然而許多研究均發現真實市場不若理論上的完美，常發生違反效率市場假說的異常現象，市場價格往往會偏離真實價值。Kahneman & Tversky(1979)提出的展望理論(prospect theory)開啟此方面研究的新方向，從人類決策行為出發，結合古典經濟學、財務與心理學，嘗試對市場提出新的思考方向與詮釋方式。近代諾貝爾經濟學獎也陸續頒發給長期致力於行為經濟與財務研究的學者，從2002年Daniel Kahneman在展望理論的貢獻，到近期2013年Robber J. Shiller與2017年Richard Thaler兩位得主，均是因此方面的卓越研究而著稱。行為經濟學從心理學和行為認知學角度出發，對投資人的理性決策偏差提供了合理解釋。

關於投資人心理的研究，早期多著眼於「情緒」(sentiment)的概念，心理學者普遍支持情緒對於決策具有重要影響。許多研究試圖分析心理對市場的影響，例如Shleifer & Vishny(1997)

研究指出，投資人情緒會造成效率市場出現異常現象，尤其雜訊交易者的情緒可能會推動價格遠離基本面，資產價格的高波動性將阻止套利活動，使得套利無法完全消除市場的異常現象。近年學者們對於「關注」(attention)的課題有更多的研究。關注被認為是一個珍貴的認知資源(Kahneman, 1973)，過去大量心理學研究說明人腦的中樞認知處理能力是有限的，對於大量訊息的關注必然是有限且是選擇性的，因此人們將其關注的重點置放於何處將成為決策的重要影響因素。有限關注(limited attention)使得投資人容易忽略部分有用的資訊，對市場的判斷產生過度或不足的問題，進而加強行為偏誤，造成資產價格出現更大的異常波動。Cohen & Frazzini(2008)探討在投資人受限於有限關注的情況下，對於股票報酬的可預測性會產生何種影響，文中並提及已有相當多心理學文獻討論個人如何配置自己的關注，亦有不少關於財務的研究探討投資人的有限關注或選擇性關注(selective attention)。雖然過去有文獻從經濟和心理面分析有限關注，但尚未能充分瞭解有限關注是如何對金融市場產生衝擊(Corwin & Coughenour, 2008)，此應與關注是心理面因素且難以進行量化研究有關。Barber & Odean(2008)研究指出，股價會受到投資人關注的影響，尤其個人投資者會表現出受有限關注所驅動的股票購買行為，作者認為股票的異常交易量反映投資人較平常投入了更多的關注，且投資人會特別注意新聞媒體報導有極端報酬表現的股票或者新聞有報導的上市公司股票。Michaely et al.(2013)認為DellaVigna & Pollet(2009)使用股票交易量做為週五盈餘訊息公告的關注代理變數並不適當，其實證結果並非受到投資人關注的影響，而僅是公司的異質性所造成。由此可知，若使用不適當的代理變數進行實證分析，將難以確認變數間的因果關係，而早年的相關研究要尋找適當的投資人心理代理變數實屬不易。

由於資訊科技的發達以及網際網路與資訊設備的普及，全球資訊網每秒產生大量的數據回饋，因此在大數據時代興起後，有更多使用大數據資料進行產業分析與學術研究的可能性。近年來有不少研究利用在搜尋引擎、社群媒體或網路平台(如Facebook、Twitter、Instagram或BBS)所蒐集到的網路資訊來分析消費者行為，而關於投資人心理的研究亦有使用大數據資訊分析的趨勢。由於網路資訊搜尋是當前人們獲取資訊的主要管道，當關心某特定問題或事件時，人們若想進一步搜尋有關資訊，通常會先選擇便利的網路搜尋方式，而搜尋量的多寡可視為人們對此問題關注的程度。使用搜尋量衡量投資人關注有很多優點，首先是數據資料庫很大、取得容易且更新速度快、數據頻率高；其次，某種程度上解決了與早年關注衡量方式有關的多數問題，因為數據是從非常大的網路搜尋樣本中所蒐集而來，為人們對於關注的問題或事件的實際反應，且是從人們自發行爲而不是從陳述中所提供的；再者，相較於間接測量的方式，這種透過網路蒐集數據的測量方式避免了與市場和經濟活動內生性有關的關注指標代理變數問題。在許多搜尋引擎中，Google於2006年推出Google Trends服務(舊稱Google Insights for Search)，透過關鍵字的搜尋量統計，分析各種關鍵字在Google上被全球使用者搜尋的次數，提供搜尋量指數(Google Search Volume Index, Google SVI)，可藉以分析一般大眾使用Google搜尋引擎，在某一段期間內，對某一關鍵字(可能關於個人、事物或議題)所查詢的搜尋量，可反映一般大眾對該關鍵字的關注程度。自從Google Trends推出後，有很多研究使用此資料進行實證分析，例如分析該搜尋量對於失業率及新車銷售的即時預報(nowcasting)能力(Barreira et al., 2013)、建立BUSE指標以對美國房市進行即時預報與監測(Askitas, 2016)、建立短期航空旅客需求預測模型(Kim & Shin, 2016)等。

與關注有關的學術研究，多自2000年後開始，特別是近年有較多財金領域學者運用搜尋引擎的資料，對投資人關注進行研究，例如Hamid & Heiden(2015)、Vakrman & Kristoufek(2015)、Caporin & Poli(2017)均以搜尋引擎的搜尋量作為關注的代理變數，對股市進行研究。亦有一些文獻比較了以不同社群媒體或搜尋引擎建立關注或情緒指標的差異，例如D'Avanzo et al.(2017)同時使用Google Trends與Twitter分析情緒對於決策的影響，Elshendy et al.(2018)分別使用Twitter、Google Trends、Wikipedia以及GDELT四種網路媒體資料來預測原油價格。

經由過去文獻的實證結果可知，由於關注是影響決策的關鍵因素，關於心理面因素如何影響市場運作的課題仍有相當的研究空間。在網路資料持續地累積之下，可供運用的資料期間逐漸拉長，將能支持更豐富及更深入的市場心理研究。雖然學術界已有使用搜尋引擎資料對關注進行研究，應用至房地產市場方面的研究仍相當有限，而臺灣更有房市關注的相關研究，是故本研究探討臺灣房市關注的相關課題，嘗試分析市場關注與房屋價格、交易量、銷售天數、議價空間等四項可代表房市變化指標之間的關係，並運用Google搜尋引擎編制不同的關注指標。本研究欲探討的課題，首先，市場關注與房市變化是否具有關係？相關文獻證實Google搜尋量可預測房價(如Wu & Deng, 2015; Oestmann & Bennöhr, 2015)、交易量(如Hohenstatt et al., 2011)，臺灣是否有類似的情形？此外，文獻較少提及的銷售天數與議價空間等指標，是否亦會受到關注的影響？第二，如行為經濟相關文獻所述，關注會造成投資者產生更大的過度自信或自信不足，進而加強行為偏誤，且Google搜尋量與房價之間具有非線性關係(如Hamid & Heiden, 2015; Andrei & Hasler, 2015; Vakrman & Kristoufek, 2015)，關注對於臺灣房市指標之影響是否亦有門檻效果？第三，若市場關注會影響房市，房市是否也會回饋影響市場關注？

本研究的貢獻在於運用Google搜尋量的資訊內涵，分析關注是否會影響房市交易價格、買賣交易量、銷售決策期間長短與議價空間高低，也進一步分析不同程度的關注是否對房市有不同程度的非線性影響，最後再分析關注與房市指標之間是否具有雙向因果關係，希望研究成果能補充過去文獻之不足。

## 二、文獻回顧

本研究從探討投資人關注之文獻、使用網路資訊作為關注代理變數之研究，以及使用Google搜尋量分析房市之文獻等數種研究層面進行文獻回顧與討論。

### (一) 投資人關注

自2000年後開始有較多關於投資人關注的研究，較常被引用為Barber & Odean(2008)分析個人投資人是否有購買受到關注的股票之行為，作者認為受關注驅動的購買行為源自於投資人難以搜尋他們可能購買的數千隻股票，並假設許多投資人僅考慮購買最先引起他們注意的股票。因此，在關注決定選擇集後，再由偏好決定其選擇。作者以有被新聞報導、異常的高交易量和極端單日報酬的股票作為受關注股票的代理變數，且同時考慮機構投資人與個人投資人之差異。實證結果顯示個人投資人有受關注驅動的購買行為，而機構投資人則沒有表現出此種購買行為。

近期多有使用網路資料分析市場關注，例如Bank et al.(2011)認為Google搜尋量不僅可作為整體公司認同度的直觀代理指標，還可反映股市投資人的關注，其研究顯示，搜尋量的增加與交易活動和股票流動性的提升有關，作者認為資訊不對稱成本的降低可以改善股票的流動性，並得出搜尋量可以用來衡量缺乏資訊的投資人關注之結論，此外也證實了搜尋量的增加與暫時性的較高未來報酬有關。Da et al.(2011)也使用Google搜尋量指數(SVI)直接衡量投資人關注，在2004年至2008年的Russell 3000股票樣本中，作者發現SVI能夠更即時地反映出投資人的關注，且可能衡量個人(散戶)投資人的關注，SVI的上漲可預測未來兩週股價將上漲並在一年內可能會出現價格翻轉的狀況。另Hamid & Heiden(2015)透過使用搜尋引擎資料來衡量投資人對股價指數的關注，進而預測每週波動率，實證結果證實樣本外預測的架構相較於傳統時間序列模型有顯著更佳表現，特別是在高波動性的市場階段，預測準確性會隨著投資人關注的增加而提升。Jacobs(2015)研究投資人關注對市場參與者的個人決策和經濟總量的影響。作者認為投資人關注會影響資產價格形成的過程，若研究人員及從業人員能考慮市場參與者的有限關注，便能更好地理解投資人在現實金融市場中的決策過程。最近更有分析新冠肺炎時期投資人對與疫情相關的股票之關注，如Jiang et al.(2021)建構GARCH延伸模型來預測疫情概念股的報酬，模型中包含了以百度指數做為投資人對中國疫情概念股關注的代理變數，實證發現包括百度指數變數在內的預測模型明顯優於不包括百度指數變數的基準模型。

## (二) 投資人關注與市場不對稱關係

關注與市場間之不對稱關係也有不少研究，如Andrei & Hasler(2015)分析了投資人對新聞的關注及不確定因素在決定資產價格方面所發揮的聯合作用，作者認為股票報酬變異數和風險溢酬會隨著關注和不確定性的增加而增加，且這種增加的關係是非線性的，實證結果顯示關注和不確定性是決定資產價格的關鍵因素，但上述非線性關係在實證中所獲得的結果並不一致，僅得到部分的支持。Vakrman & Kristoufek(2015)以投資人關注解釋IPOs折價和長期表現欠佳的問題，作者使用Google網路搜尋量，做為在IPO之前及IPO期間的投資人關注代理變數，發現受高度關注的IPO與低度關注的IPO具有不同的特徵，也發現投資人關注—主要在高情緒時期—是高初始報酬(折價)的強大組成部分，作者也證明投資人關注部分解釋了過度樂觀的市場反應，因此亦可部分解釋長期的表現不佳。Swamy et al.(2019)指出，過去文獻認為較高的GSVI可以預測前一或兩週會有較高報酬，但隨後會出現價格反轉情況，作者以Google搜尋量指數(GSVI)衡量投資人關注能否有效預測股票報酬，並使用2012~2017年印度S&P BSE 500公司的證券資料與分量迴歸方法，實證結果顯示，較高的GSVI可預測隨後的第一週和第二週會有正向且顯著的報酬，較高的GSVI分位數會預測出較高的超額報酬；此外，相較於沒有使用GSVI的模型，有使用GSVI的模型對於超額報酬變動的方向和幅度有較佳的預測效果。Lee et al.(2021)探討投資人關注與ETF報酬之間的關係，採用Google搜尋量指數作為投資人關注之代理變數，檢驗投資人關注與國家特定因素(如經濟成長、醫療、教育、公共建設等)對不同分量的ETF報酬之影響，研究發現相較於美國投資人關注，中國投資人關注與ETF的中低報酬有高度相關，因此支持了投資人關注會造成短期價格上漲壓力，即Barber & Odean(2008)提出的由關注引起之價格壓力假說(attention-induced price pressure hypothesis)是受到證實的。

### (三) 關注之其他衡量

近期相當多文獻使用Google或百度等搜尋引擎的搜尋量作為關注的代理變數並據以分析，但也有一些研究使用了其他網路資訊，如社群媒體資訊。Elshendy et al.(2018)從Twitter、Google Trends、Wikipedia及GDELT四大社群媒體提取了多個預測指標，分析這些指標與西德州中級原油(WTI)價格日變動的關係。作者使用語意分析來研究用語言的情感、情緒和複雜性，並使用ARIMAX模型預測，結果發現四大社群媒體平台的結合分析在財務預測中可提供有價值的資訊，Twitter語言的複雜性、GDELT的文章數量和Wikipedia頁面讀取則具有最高的預測能力。

### (四) Google搜尋量與房市之研究

由於Google在2006開始發布搜尋量指數，在2010年代開始出現使用搜尋引擎資料探討房市課題之研究，Hohenstatt et al.(2011)為較早期應用Google計量經濟學(Geco)並使用Google Insights for Search(I4S)的搜尋資料進行不動產市場的研究，實證結果發現Google搜尋資料與未來房價及交易量顯著相關，子類別關鍵字「房仲」是交易量的有效指標，「住宅融資」對於住宅市場不同的融資面向產生令人關注的意涵，作者認為使用Google搜尋資料可增進模型的解釋能力，對於推論近期的未來是相當有價值的，從而有助於提高相對不完全市場的資訊效率。在2015年之後有更多的文獻出現，例如Oestmann & Bennöhr(2015)將Google搜尋引擎資料納入傳統模型中，試圖捕捉過去難以衡量甚至無法觀察的房地產價格影響因素，作者使用歐盟統計局發布的房價指數來分析14個歐洲國家房價動態行為之決定因素，實證結果發現使用Google數據所產製的單一綜合衡量指標在解釋房價發展中扮演著重要的角色。Wu & Deng(2015)對中國房市如北京、上海等超級明星都市以及天津、重慶等明星都市，蒐集Google搜尋量中的房價訊息，基於Granger因果檢定以及轉折點檢測分析的實證結果證明，資訊擴散是短期內影響都市房價的關鍵。Dietzel(2016)同樣是探討Google搜尋量是否能準確預測房市轉折點，作者將搜尋量數據當作領先情緒指標以預測美國房市的轉折點，作者從七個與不動產相關的Google搜尋量指數開始，在選擇模式中套用probit模型，並對最佳模型進行樣本內及樣本外預測能力的檢驗，研究結果顯示該模型可以正確預測每月價格變化的方向，樣本外檢驗結果顯示該模型雖然在時間方面不一定是準確的，但在預測即將到來的轉折點時，其信號總是正確的。

Askitas(2016)使用了Google每週搜尋量並命名為Google美國房市BUSE指數，此指數表示每一筆「出售」搜尋的「購買」搜尋次數，在網路使用者的分佈有某種規律(均勻)性的假設下，此可預測未來房市參與者中每位潛在賣家的潛在買家數量。作者使用的BUSE指數可視為行為性(behavioral)總體經濟指數，具獨特性，相當有助於預測並了解美國房市。由於Google趨勢是每週、短期的房市近期預報，故BUSE指數可以更即時的監測不動產市場狀況。

Damianov et al.(2021)探討對於「抵押貸款援助」和「房貸違約協助 foreclosure help」的Google搜尋行為是否匯總於Chauvet et al.(2016)所提出之抵押貸款違約風險指標(MDRI)，並進一步將房價分解為基本價值成分和泡沫價值成分，研究發現MDRI抑制了這兩個房價的成分，也發現較高強度的線上搜尋與較低的未來房貸違約率相關，此論文顯示以Google搜尋量所建立的家戶情緒指標對於當地房市價格和房貸違約率具有預測能力。另一篇與前面文獻的結論較

為不同的研究，Limnios & You(2021)分析Google搜尋量是否能提高房市線性價格模型之預測能力，估計包含與不包含Google搜尋量資訊的兩組模型並評估統計適合度，再以多種模型效果指標來比較基本模型與增強版線性模型的樣本外動態預測能力，但發現包含Google趨勢資訊的模型之預測能力並無顯著提升。

在臺灣房市方面之研究，近期有林左裕(2019)測試Google Trends搜尋引擎指數是否可作為預測房地產市場價格與交易量之有效變數，而楊茜文等(2022)測試Google Trends之關鍵字搜尋量是否有助於對房價的預測，均是從改進房價、交易量預測能力之觀點出發。

上述與網路搜尋量相關的文獻焦點多是在探討對房價與交易量的預測能力，較偏技術上的研究，較少著墨在網路搜尋量的理論基礎，以及對銷售時間、議價空間等房市相關指標之影響。

### 三、研究設計與資料

#### (一) 研究假設

基於上述與投資人關注有關之文獻，許多文獻(Bank et al., 2011; Da et al., 2011; Hamid & Heiden, 2015; Jiang et al., 2021等)均認為可將Google、百度(Baidu)搜尋量作為資產市場投資人關注的代理變數。關於房價方面，亦有不少文獻(Hohenstatt et al., 2011; Oestmann & Bennöhr, 2015; Wu & Deng, 2015; Dietzel, 2016; Askitas, 2016; Damianov et al., 2021; Limnios & You, 2021等)將Google、百度搜尋量當作預測房價的指標變數，楊茜文等(2022)也發現臺灣房市參與者之關注會影響房價。這些文獻普遍證實關注會與房價、交易量呈現正向關係，但與市場主要參與者-買賣雙方的買賣行為有關、且能反映市場交易熱度的銷售天數(time-on-the-market)及議價空間(price concession)，則少有經由實證分析來驗證與關注之間的關係。銷售天數係指房屋從待售至成交所需時間，當銷售天數愈長，不論是賣方或不動產經紀人均會承擔更多的成本(Miceli, 1989)；對於買方而言，根據自身購屋偏好找到最理想房屋所需要的搜尋成本是相當高的(Anglin, 1997)。因此，本研究認為，買賣雙方均會希望盡快完成交易，買方會透過各種方式(如諮詢不動產經紀人或採用成本較低且多元的搜尋管道)提高搜尋資訊的效率、縮短搜尋時間，以降低搜尋成本；不論是委託不動產經紀人銷售或自售，賣方會希望減少待售成本，若賣方最初設定的表價過高，將造成銷售天數愈長(Miller, 1978)，因此賣家會格外注意市場動態與趨勢，以避免設定過高的表價。對於房市訊息關注程度愈高，愈容易促成待售物件的媒合，有助於縮短銷售天數。議價空間乃賣方願意給予買方的折扣，為實際成交價與表價之間的差距，實務上多採議價空間率進行分析。當議價空間愈大，對於最終成交價格具有負向影響(彭建文與賴鳴美，2006)，且議價空間較大通常是表價訂定過高的結果(Asabere & Huffman, 1993)，因此本文認為，為使表價訂定更合理且精準，賣家應會搜尋與關注市場行情等相關資訊，使得議價空間較小。基於上述，本研究對臺灣房市與市場關注提出第一個假說如下：

H1. 市場關注除了與房價(+)、交易量(+)有關聯，亦與銷售天數(-)、議價空間(-)有關聯。

Namouri et al.(2018)分析七大工業國組織成員國的股票報酬與投資人情緒之間的門檻效果，實證結果指出，投資人情緒對股票報酬的影響是顯著且非線性的，但其影響會因市場情況而異。另如本研究第二部分房市文獻Andrei & Hasler(2015), Vakrman & Kristoufek(2015),

Swamy et al.(2019)等提到房市非對稱變化，亦有文獻提及臺灣房市之不對稱情況，如買賣雙方資訊的不對稱、價格上漲與下跌的不對稱(蔡怡純與陳明吉，2008)、購屋人追漲不追跌之不對稱(如朱芳妮與陳明吉，2018)等。Chen, et al.(2012)發現貨幣供給量對臺灣房價有門檻效果，當貨幣供給量年增率超過門檻值時，股價和通貨膨脹率對於房價變動的影響性將會提高。因此本研究提出以下第二個假說：

H2. 市場關注對於房市變化具有門檻效果(threshold effects)，即市場關注對於房市具有非線性的影響。

再者，過去許多文獻已驗證臺灣房價與總體影響因素之間有雙向因果關係(Chen & Patel, 1998)，朱芳妮等(2020a)的實證也顯示媒體情緒會影響房市變化，房市變化也會回饋到媒體情緒，因此市場關注與房市亦可能有雙向回饋關係，即房市變化會回饋引發投資人的關注。所以本研究提出以下第三個假說：

H3. 市場關注與房市有雙向因果關係，即關注影響房市，房市亦會回饋影響關注。

## (二) 研究模型與方法

本研究採用的模型主要依據Chen & Patel(2002)對臺灣房價的研究所提出的實證模型，再參考房市相關研究(朱芳妮等，2020a、2020b；楊茜文等，2022)，加上編制的關注指標：

$$Y_t = \alpha + \beta_1 ATTN_t + \gamma \sum X_t + \varepsilon_t \dots\dots\dots (1)$$

上式(1)作為本研究實證之基本迴歸模型，應變數 $Y$ 有四項，分別是房價( $HP$ )、交易量( $VOL$ )、銷售天數( $TOM$ )與議價空間( $CON$ )， $ATTN$ 為本研究建構的關注指標，包括整體房市關注( $ATTN\_ALL$ )與住宅成屋關注( $ATTN\_OLD$ )兩種，而 $X$ 為控制變數，包括貨幣供給量( $M2$ )、臺灣加權股價指數( $SPI$ )、營造工程物價指數( $CC$ )。此部分主要在驗證假說H1。

為進一步測試變數間是否具有非線性關係，如假說H2所述，本研究採用門檻自我迴歸模型(threshold autoregressive model, TAR) (Hansen, 2011)。門檻自我迴歸模型是探討當某一解釋變數(門檻變數)的數值大於門檻值(threshold value)時，模型內解釋變數之估計係數改變情形。在過去研究結構性轉變時，常需主觀切割樣本，但如此會造成模型設定與統計檢定之瑕疵，而TAR模型可依據某一分類標準來分割迴歸樣本，避免主觀決定分段點的問題。通常一個門檻值情況下之TAR模型可表示如下：

$$Y_i = \begin{cases} A_1'X_i + u_i & \text{if } x_i < \gamma, \\ A_2'X_i + u_i & \text{if } x_i \geq \gamma, \end{cases} \dots\dots\dots (2)$$

其中解釋變數 $X_i = (c, x_1, x_2, \dots, x_t)$ ， $x_t$ 是門檻變數， $\gamma$ 是門檻參數。當 $x_t < \gamma$ 時，模型為 $Y_t = A_1'X_t + u_t$ ，而當 $x_t \geq \gamma$ 時，模型為 $Y_t = A_2'X_t + u_t$ 。在本研究中， $Y$ 為房市四項指標，門檻變數為關注指標，其他變數為控制變數。

最後為探討關注與房市兩者之因果關係，如假說H3所述，本研究採用Granger(1969)提出的概念並經改良的Granger causality因果關係檢定，此因果關係檢驗方法乃依據Engle & Granger(1987)之研究，當變數間具有長期均衡關係之共整合(cointegration)理論與誤差修正模型

(error correction model)，所以須先作共整合檢定(Johansen & Juselius, 1990)以確認變數間是否有長期均衡關係。若有，採向量誤差修正模型(vector error correction model, VECM)，若無，則採用原始的向量自我迴歸模型(vector autoregression model, VAR)，最後再藉由Granger因果關係檢定(VECM Granger causality/block exogeneity Wald test)來驗證房市與市場關注之因果關係。

### (三) 房市關注指標之建構

關注的代理變數有許多建構方式，由於網路搜尋引擎已成為大眾普遍使用的工具，故本研究採用目前臺灣使用率最高的Google搜尋服務Google Trends，(註1)此服務提供了一個指標Google Search Volume Index (SVI)，乃依據使用者輸入搜尋字詞或主題名稱等關鍵字來編製，代表不同關鍵字的搜尋量趨勢變化及相對數值大小。以月頻率為例，SVI的計算方式乃先將每月內的搜尋量加總為該月的aggregated search volume，再除上期間所有aggregated search volume的最大值，其公式如下：

$$SVI_t = (\text{aggregated search volume}) / (\text{max aggregated search volume for a given period})$$

Google SVI為給定時間區間內依據搜尋關鍵字所計算出介於 0 至 100 的數值，因此Google SVI會隨不同時間的設定讓同一時間點的SVI值有所不同。

楊茜文等(2022)指出過去不動產研究所建構的搜尋量指數有三種，第一種是直接使用Google內建分類的搜尋量數據，如Wu & Brynjolfsson(2015)直接使用內建分類「real estate」類別搜尋量來衡量美國投資人對房市的關注，也使用子類別「real estate agency」搜尋量與美國房屋銷售量的趨勢進行比較。第二種是自行設定關鍵字後抓取相應的搜尋量，如Beracha & Wintoki(2013)測試網路搜尋量對美國房價的預測能力，使用「real estate地區名」和「rent地區名」作為關鍵字。第三種為合併使用以上兩種做法，如Hohenstatt et al.(2011)與Dietzel et al.(2014)分析投資人關注與房屋價格及數量的關聯性，建立關鍵字的方式是先採內建分類、後採關鍵字，即先選定「real estate」類別以及「real estate」類別下的子類別，最後再設定關鍵字。

為避免建構太複雜的關注指標而產生爭議，以致於難以認定關注與房市的關係，本研究第一種建構關注的方式是直接使用Google內建分類「房地產」的搜尋量，此搜尋量可認為是對臺灣房市的市場關注，取名為「整體房市關注」。由於市場參與者若要投資房市，應會首先考慮整體房市的狀況，再進一步分析感興趣的房市次市場，因此本研究採用住宅成屋次市場的搜尋量編製第二個關注指標，取名為「住宅成屋關注」。

本研究的實證資料係採用臺北市成屋市場交易數據，此因臺北市是臺灣房市動向的指標市場，是大眾與媒體關注的焦點，應是對房市投資有興趣者最先想瞭解的，所以上述Google內建分類「房地產」的搜尋量有設定關鍵字為「臺北+臺北市」，以建立整體房市關注指標。其次在住宅成屋次市場方面，本研究使用的關鍵字為臺北市房屋仲介業者名稱的集合，(註2)因為房市參與者若對成屋市場有興趣，無論是買或賣，通常會從仲介業者的網站上搜尋資訊，且目前房屋仲介業已是臺灣成屋市場交易的主要管道，所以透過以仲介業者名稱的集合作為關鍵字可編製買賣雙方或房市參與者對成屋住宅市場的關注指標，以上兩個關注指標的編制方式同楊茜文等(2022)之作法。

#### (四) 資料來源

由於臺北市房市最受到臺灣大眾的關注，本研究以臺北市為分析對象，樣本期間為2006年1月至2020年12月，變數與資料來源列於表一，名目貨幣資料經物價指數平減為實質。

表一 變數定義與資料來源(樣本期間：2006M1~2020M12)

變數名稱	代號	資料內容	資料來源	資料頻率
<b>被解釋變數</b>				
房價	<i>HP</i>	信義房價指數	信義房屋	月資料
交易量	<i>VOL</i>	建物所有權買賣移轉登記棟數	內政部地政司	月資料
銷售天數	<i>TOM</i>	委託銷售至成交簽約之天數	信義房屋	月資料
議價空間	<i>CON</i>	賣方開價與成交價的價差，除以賣方開價(單位為比率)	信義房屋	月資料
<b>關注指標</b>				
整體房市關注	<i>ATTN_ALL</i>		Google Trend	月資料
住宅成屋關注	<i>ATTN_OLD</i>		Google Trend	月資料
<b>控制變數</b>				
貨幣供給量	<i>M2</i>	廣義貨幣總計數(M2)	中央銀行	月資料
股價指數	<i>SPI</i>	臺灣加權股價指數	中央銀行	月資料
營建成本	<i>CC</i>	臺北市營造工程物價指數	臺北市政府	月資料

## 四、實證分析

### (一) 資料分析

#### 1. 敘述統計

變數之基本敘述統計結果呈現於表二。關於四項房市指標應變數，房價指數在2006年至2020年樣本期間內最低值與最高值差距達一倍，房屋交易量平均每月有3,759棟，最低值與最高值差距達六倍，銷售天數平均約73天，最短約33天、最長約129天，而議價空間約在一成至兩成之間。兩項關注變數的數值介在0至100區間，其中以整體房市關注有較大的範圍變化，住宅成屋關注範圍變化較小，標準差也較小。關於三個控制變數，貨幣供給量在樣本期間之變化在27,593百萬至48,409百萬之間，股價指數(臺灣加權股價指數)最低約4,700點，最高近14,000點，營建成本(臺北市營造工程物價指數)最低與最高差距有近40%。為呈現較容易判斷的統計表，各項變數在表二是依據原始數值計算，於實證分析僅議價空間(單位為比率)與關注變數(為1至100數字)採原始數據，其餘變數均採自然對數。

#### 2. 單根檢定

由於本研究採用時間序列資料，為了避免變數因具有單根而產生假性迴歸問題，首先對所有變數進行Augmented Dickey-Fuller單根檢定以確定變數的平穩性，其結果列於表三。表中變數之水準值除了營建成本是定態數列，其他變數在經過一階差分後均能達到定態。

表二 研究變數敘述統計表

變數(2006M1~2020QM12)					
應變數	觀察值	平均數	標準差	最小值	最大值
房價	180	104.76	22.75	59.07	136.51
交易量	180	3,759.56	1,584.75	1,062	7,218
銷售天數	180	72.84	27.64	33.17	129.18
議價空間	180	0.133	0.015	0.107	0.193
關注變數					
整體房市關注	180	49.05	18.571	9	100
住宅成屋關注	180	57.02	17.400	29	100
控制變數					
貨幣供給量	180	36,222	5,931	27,593	48,409
股價指數	180	8,950	1,480	4,747	13,900
營建成本	180	101.72	5.98	81.45	113.34

註：以上是原始水準值經平減計算。

表三 單根檢定

變數 (2006M1~2020QM12)	水準值	一階差分
應變數	t-Statistics	t-Statistics
房價	-2.345	-6.713 ***
交易量	-1.604	-10.276 ***
銷售天數	-1.633	-19.176***
議價空間	0.133	-10.865 ***
關注變數		
整體房市關注	-2.234	-11.765***
住宅成屋關注		
控制變數		
貨幣供給量	-0.240	-7.696***
股價指數	-1.961	-9.152***
營建成本	-3.245**	-6.231***

註：單根檢定之虛無假設為資料具有單根。\*、\*\*、\*\*\*分別代表10%、5%、1%的顯著水準。

## (二) 市場關注與房市關聯性之探討

為了解市場關注與房市變化之間的關聯性，本研究首先使用基本線性迴歸檢視四項房市指標是否受到所建構的兩項關注指標之影響，實證結果列於表四。表中Panel A、B、C、D的應變數分別為房價指數、房屋交易量、銷售天數、議價空間，左邊欄位模型之關注(自)變數為整體房市關注，右邊欄位模型之關注(自)變數為住宅成屋關注。由於市場關注與購屋決策之

表四 關注指標對房市之基本迴歸

Panel A：應變數：房價( $\Delta H P$ )							
	整體房市關注				住宅成屋關注		
	(1)	(2)	(3)		(1)	(2)	(3)
$\Delta A T T N_{A L L t}$	0.003 (0.63)	0.004 (0.86)	0.003 (0.63)	$\Delta A T T N_{O L D t}$	0.012** (2.08)	0.018*** (2.77)	0.019*** (2.88)
$\Delta A T T N_{A L L t-1}$		0.004 (0.96)	0.002 (0.33)	$\Delta A T T N_{O L D t-1}$		0.015** (2.45)	0.016** (2.26)
$\Delta A T T N_{A L L t-2}$			-0.008* (-1.84)	$\Delta A T T N_{O L D t-2}$			-0.005 (-0.84)
Constant	●	●	●	Constant	●	●	●
Control V.	●	●	●	Control V.	●	●	●
Observations	179	178	177	Observations	179	178	177
Adj. R <sup>2</sup>	0.104	0.101	0.113	Adj. R <sup>2</sup>	0.124	0.147	0.152
DW statistic	1.838	1.817	1.797	DW statistic	1.852	1.806	1.817
F-statistic	6.17	4.99	4.75	F-statistic	7.29	7.09	6.26
Panel B：應變數：交易量( $\Delta V O L$ )							
	整體房市關注				住宅成屋關注		
	(1)	(2)	(3)		(1)	(2)	(3)
$\Delta A T T N_{A L L t}$	-0.018 (-0.24)	0.052 (0.68)	0.051 (0.66)	$\Delta A T T N_{O L D t}$	0.086 (0.85)	0.216** (2.03)	0.209 (1.89)
$\Delta A T T N_{A L L t-1}$		0.179** (2.40)	0.172** (2.16)	$\Delta A T T N_{O L D t-1}$		0.255** (2.46)	0.287** (2.48)
$\Delta A T T N_{A L L t-2}$			0.022 (0.30)	$\Delta A T T N_{O L D t-2}$			0.165 (1.59)
Constant	●	●	●	Constant	●	●	●
Control V.	●	●	●	Control V.	●	●	●
Observations	179	178	177	Observations	179	178	177
Adj. R <sup>2</sup>	0.003	0.034	0.024	Adj. R <sup>2</sup>	0.007	0.045	0.040
DW statistic	2.815	2.839	2.853	DW statistic	2.822	2.871	2.903
F-statistic	1.15	2.24	1.71	F-statistic	1.32	2.68	2.23
Panel C：應變數：銷售天數( $\Delta T O M$ )							
	整體房市關注				住宅成屋關注		
	(1)	(2)	(3)		(1)	(2)	(3)
$\Delta A T T N_{A L L t}$	0.052 (1.29)	0.027 (0.66)	0.019 (0.46)	$\Delta A T T N_{O L D t}$	0.072 (1.33)	0.011 (0.18)	0.007 (0.12)
$\Delta A T T N_{A L L t-1}$		-0.038 (-0.93)	-0.060 (-1.38)	$\Delta A T T N_{O L D t-1}$		-0.103* (-1.82)	-0.112* (-1.76)
$\Delta A T T N_{A L L t-2}$			-0.070* (-1.68)	$\Delta A T T N_{O L D t-2}$			-0.022 (-0.39)

表四 關注指標對房市之基本迴歸(續)

Panel C：應變數：銷售天數( $\Delta TOM$ )							
	整體房市關注				住宅成屋關注		
	(1)	(2)	(3)		(1)	(2)	(3)
Constant	●	●	●	Constant	●	●	●
Control V.	●	●	●	Control V.	●	●	●
Observations	179	178	177	Observations	179	178	177
Adj. R <sup>2</sup>	0.007	-0.001	0.009	Adj. R <sup>2</sup>	0.007	0.011	0.005
DW statistic	2.697	2.744	2.737	DW statistic	2.686	2.730	2.736
F-statistic	1.30	0.97	1.26	F-statistic	1.32	1.40	1.15
Panel D：應變數：議價空間( $\Delta CON$ )							
	整體房市關注				住宅成屋關注		
	(1)	(2)	(3)		(1)	(2)	(3)
$\Delta ATTN\_ALL_t$	-0.002 (-0.90)	-0.002 (-1.06)	-0.002 (-1.21)	$\Delta ATTN\_OLD_t$	-0.002 (-0.89)	-0.003 (-1.32)	-0.004* (-1.69)
$\Delta ATTN\_ALL_{t-1}$		-0.002 (-1.29)	-0.003 (-1.64)	$\Delta ATTN\_OLD_{t-1}$		-0.006** (-2.44)	-0.008*** (-2.88)
$\Delta ATTN\_ALL_{t-2}$			-0.002 (-1.21)	$\Delta ATTN\_OLD_{t-2}$			-0.003 (-1.07)
Constant	●	●	●	Constant	●	●	●
Control V.	●	●	●	Control V.	●	●	●
Observations	179	178	177	Observations	179	178	177
Adj. R <sup>2</sup>	0.186	0.187	0.190	Adj. R <sup>2</sup>	0.186	0.206	0.212
DW statistic	1.966	1.981	1.992	DW statistic	1.991	2.018	2.047
F-statistic	11.15	9.15	7.87	F-statistic	11.15	10.19	8.91

註：\*、\*\*、\*\*\*分別代表10%、5%、1%的顯著水準。●表示常數項及控制變數(貨幣供給量、股價指數、營建成本)在模型中有納入估計，惟因非主要的分析變數，為簡化表格內容而未呈現其估計結果。

間應該會相當即時，或許會有所延遲，但也不至於過久，因若過久，則關注對於購屋決策、對市場的影響應會消逝，是以關注變數測試落後到兩期，故各有模型(1)的當期、模型(2)的落後一期、模型(3)的落後兩期共三個模型。在所有模型中均以貨幣供給量( $\Delta M2$ )、股價指數( $\Delta SPI$ )、營建成本( $\Delta CC$ )作為控制變數(control v.)。

首先Panel A是探討關注指標對於房價的影響，預期關注指標與房價指數之間應為正向關係，實證發現住宅成屋關注模型在同期與落後一期均對房價有與理論相符之正向且顯著影響。雖然整體市場關注在同期與落後一期是正向卻無顯著影響房價，但到落後至兩期則有反轉成負向之顯著影響。Panel B是分析關注指標與交易量的關係，理論上關注指標與交易量應具正向關係，可發現整體房市關注在落後一期有對交易量有正向且顯著的影響，而住宅成屋關注是同期與落後一期均對交易量有正向且顯著影響，均符合預期。Panel C是評估關注指標是否對銷售天數產生影響，理論上關注指標與銷售天數應具負向關係，結果顯示整體房市關

注在落後兩期對銷售天數有顯著負向影響，而住宅成屋關注是落後一期對銷售天數有顯著負向影響，均符合預期。Panel D是解析關注指標與議價空間的關係，預期關注指標與議價空間應具負向關係，實證結果顯示整體房市關注對議價空間無顯著之影響，然而住宅成屋關注對議價空間則在同期與落後一期均有與理論相符之顯著負向影響。

上述結果基本上幾乎均支持本研究假說H1，關注與四個房市指標的關係在同期與落後一期是顯著的且與理論相符，且落後一期顯著的比同期多。進一步發現不同於假說H1之處，為在整體房市關注模型中，變數落後到兩期會出現符號反轉且顯著之情形，在Da et al.(2011)及Swamy et al.(2019)的研究中同樣發現符號在短期與理論相符，但在長期則有反轉情況。在四個房市指標模型中，房價與議價空間模型的解釋能力較高，銷售天數與交易量模型解釋能力較低，表示關注應較能解釋價格變化。

若比較整體房市關注與住宅成屋關注兩類模型結果，可發現住宅成屋關注模型的解釋能力比整體房市關注模型更高，此結果尚屬合理，因所採用之信義房屋資料為住宅成屋樣本，因而住宅成屋關注與信義房屋資料可較完整對應；整體房市關注的涵蓋範圍包含整體不動產而不僅是住宅，因而整體房市關注模型的解釋能力會相對較弱。

### (三) 檢測市場關注對房市變化之非線性影響

#### 1. 關注之門檻效果檢定

為驗證假說H2，了解市場參與者之心理是否會因為關注狀況改變而產生對房市決策更大或更小的非線性影響，可透過門檻模型檢驗。本研究使用關注做為門檻變數。由於前一節的實證結果顯示關注是落後一期的顯著情況較多，故門檻變數的設定為落後一期，結果呈現於表五。從此表得知，部分模型有顯著門檻效果，Panel A的門檻變數為整體房市關注，在應變數為銷售天數和議價空間的模型中有顯著的關注門檻效果；Panel B的門檻變數為住宅成屋關注，則是應變數為房價與銷售天數的實證模型有顯著關注門檻效果。

表五 關注之門檻效果檢定

Null Hypothesis: 0 vs. 1	
Panel A	Scaled F-statistic
應變數	門檻變數：整體房市關注( $ATTN\_ALL_{t-1}$ )
房價	15.049
交易量	11.901
銷售天數	23.648*
議價空間	22.850*
Panel B	Scaled F-statistic
應變數	門檻變數：住宅成屋關注( $ATTN\_OLD_{t-1}$ )
房價	21.726*
交易量	4.881
銷售天數	17.137*
議價空間	11.954

註：1. 模型含控制變數貨幣供給量、股價指數、營建成本。

2. Critical Value (Bai & Perron, 2003) is 16.19 at 0.05 significant level.

## 2. 關注之門檻迴歸

為進一步了解關注門檻效果對房市指標在何種關注情況下產生影響，本研究依據前面的門檻效果檢定，估計門檻迴歸模型，即分別使用整體房市關注與住宅成屋關注當門檻變數並假設僅有一個門檻值，以門檻值作為區分關注程度高與低兩種狀況。表六呈現四項房市指標在高關注與低關注門檻值下的迴歸模型結果。

首先檢視Panel A，當應變數為房價時，整體房市關注門檻值為57，而當應變數為交易量、銷售天數、議價空間時，門檻值在29~35。此隱含當整體房市關注提高到30上下，市場參與者就會對交易量、銷售天數與議價空間的決策方式有所改變，但關注值要超過57才會使得價格的決策有所改變，即整體房市關注對交易量、銷售天數與議價空間影響的轉變較快，但對價格影響的轉變較慢，然僅銷售天數與議價空間的檢定為顯著。在Panel B，住宅成屋關注對房價與議價空間影響的轉變，門檻值為66~68，而交易量與銷售天數之關注門檻值在37~39，隱含住宅成屋關注對房價與議價空間影響的轉變較慢，而對交易量與銷售天數影響的轉變較快，惟僅房價與銷售天數的檢定為顯著。

表六 關注對房市之門檻迴歸

Panel A								
應變數	房價		交易量		銷售天數		議價空間	
	低關注	高關注	低關注	高關注	低關注	高關注	低關注	高關注
整體房市關注門檻值	≤57	>57	≤29	>29	≤31*	>31*	≤35*	>35*
控制變數								
貨幣供給量	0.437**	0.546**	7.763***	2.064	-0.377	0.963	-0.228**	0.080
股價指數	0.045	-0.039	1.446	0.411	-0.918***	0.226	-0.070***	-0.038***
營建成本	0.278	0.279	7.980***	1.561	0.989	-2.699***	-0.112	-0.043
常數項	0.005***	-0.003	-0.151***	-0.000	0.036**	-0.002	0.002	-0.000
樣本數	178	178	178	178	178	178	178	178
R <sup>2</sup>	0.152		0.023		0.027		0.230	
Panel B								
應變數	房價		交易量		銷售天數		議價空間	
	低關注	高關注	低關注	高關注	低關注	高關注	低關注	高關注
住宅成屋關注門檻值	≤66*	>66*	≤39	>39	≤37*	>37*	≤68	>68
控制變數								
貨幣供給量	0.576***	0.717***	10.826**	1.450	-4.218**	1.804	-0.085	0.173**
股價指數	0.013	0.027	0.274	0.486	0.592	-0.201	-0.044***	-0.070***
營建成本	0.520***	0.100	10.828	1.496	-7.520	-1.052	-0.164***	0.046
常數項	-0.001	0.010***	-0.057**	-0.015	0.055**	-0.004	0.000	-0.001
樣本數	178	178	178	178	178	178	178	178
R <sup>2</sup>	0.191		0.013		0.010		0.203	

註：\*\*\*代表P<0.01，\*\*代表P<0.05，\*代表P<0.1。

觀察表六控制變數的估計係數，可發現貨幣供給量在Panel A和Panel B模型中多數具顯著影響。關於房價模型，當關注度較高時(如市場上有較多人搜尋房市資訊或較多搜尋次數時)，貨幣供給量對房價影響的估計係數，整體房市與住宅成屋高關注各為(0.546, 0.717)，關注度較低時的係數值各為(0.473, 0.576)，反映在不同市場關注度之下，貨幣供給量對房價的驅動力道會存在差異，此結果可呼應較早期文獻Chen et al.(2012)的發現，貨幣供給量變數對房價有門檻效果。

此外，多數門檻模型的解釋能力高於前述基本迴歸模型的解釋能力，此隱含非線性模型更能捕捉房市變化，此結果呼應如蔡怡純與陳明吉(2008)、Chen et al.(2012)等認為採用非線性模型更能描繪臺灣房價的變動情形。綜合上述，市場關注對臺灣房市存有非對稱性的影響，尤其住宅成屋關注門檻模型顯示，關注度較高時，對房價的影響才會發生轉變。此實證結果亦支持過去研究(如Andrei & Hasler, 2015; Hamid & Heiden, 2015; Vakrman & Kristoufek, 2015; Namouri et al., 2018)等認為關注與資產價格具有非線性的關係。

#### (四) 驗證關注與房市之雙向因果關係

為驗證假說H3，探討市場關注與房市變化是否具有雙向因果關係，本研究以VECM Granger causality之方法檢定，分別建立房價、交易量、銷售天數、議價空間與控制變數貨幣供給量、股價指數、營建成本之VECM模型，因果關係檢定結果僅呈現四項房市指標與關注，三項控制變數之檢定結果限於篇幅予以省略，結果如表七。

表七 關注與房市因果檢定(VECM Granger Causality/Block Exogeneity Wald Test)

Panel A：整體房市關注		
虛無假設	Chi-Squared	P-value
$\Delta ATTN\_ALL$ 不為 $\Delta HP$ 之因	11.413***	0.009
$\Delta HP$ 不為 $\Delta ATTN\_ALL$ 之因	9.168**	0.027
$\Delta ATTL\_ALL$ 不為 $\Delta VOL$ 之因	9.370**	0.025
$\Delta VOL$ 不為 $\Delta ATTN\_ALL$ 之因	4.413	0.220
$\Delta ATTL\_ALL$ 不為 $\Delta TOM$ 之因	7.195*	0.066
$\Delta TOM$ 不為 $\Delta ATTN\_ALL$ 之因	0.690	0.875
$\Delta ATTL\_ALL$ 不為 $\Delta CON$ 之因	2.412	0.491
$\Delta CON$ 不為 $\Delta ATTN\_ALL$ 之因	3.758	0.288
Panel B：住宅成屋關注		
虛無假設	Chi-Squared	P-value
$\Delta ATTN\_OLD$ 不為 $\Delta HP$ 之因	12.037***	0.007
$\Delta HP$ 不為 $\Delta ATTN\_OLD$ 之因	2.937	0.401
$\Delta ATTL\_OLD$ 不為 $\Delta VOL$ 之因	27.791***	0.000
$\Delta VOL$ 不為 $\Delta ATTN\_OLD$ 之因	30.550***	0.000
$\Delta ATTL\_OLD$ 不為 $\Delta TOM$ 之因	2.242	0.523
$\Delta TOM$ 不為 $\Delta ATTN\_OLD$ 之因	3.190	0.363
$\Delta ATTL\_OLD$ 不為 $\Delta CON$ 之因	5.742	0.128
$\Delta CON$ 不為 $\Delta ATTN\_OLD$ 之因	7.527*	0.057

註：1. Lag採用三期，上述變數分別為整體房市關注( $ATTN\_ALL$ )、住宅成屋關注( $ATTN\_OLD$ )、房價( $HP$ )、交易量( $VOL$ )、銷售天數( $TOM$ )、議價空間( $CON$ )。

2. 模型含控制變數貨幣供給量、股價指數、營建成本。

3. 表中\*\*\*、\*\*與\*分別代表 $P < 0.01$ 、 $P < 0.05$ 與 $P < 0.1$ 。

在Panel A，本研究發現整體房市關注會顯著影響房價、交易量與銷售天數，而房價會回饋到市場參與者對整體房市關注。在Panel B，住宅成屋關注會顯著影響房價與交易量，而交易量與議價空間會回饋影響住宅成屋關注。綜上所述，本研究因果檢定結果顯示整體房市關注與房價之間具有雙向因果關係，住宅成屋關注與交易量之間亦具有雙向因果關係。

## 五、結論與建議

雖然Kahneman早在1973年即提出有限關注理論，但遲至近年受惠於豐富的網路資訊，始能藉以產製較適當的變數以代理投資人關注心理。有限關注理論認為，人對於大量訊息資料的關注必然是有限且是選擇性的，而有限的關注力反映投資人對資訊處理的能力是有限的，故有限關注會加強行為偏誤，產生更大的過度自信或自信不足，造成價格更大的異常變動。於此背景下，本研究探討關注與房市的關係，首先藉由Google搜尋引擎製作房市關注變數，進而檢驗關注是否會影響到房市的價格、交易量、銷售天數及議價空間，並進一步檢驗關注與房市是否有非線性的門檻關係，最後再分析關注與房市是否具有雙向因果關係，以了解房市變化是否會回饋影響到市場關注。

本研究實證結果顯示，以Google搜尋量編製的關注指標與房市變化之間具顯著關係。四項房市指標(房價、交易量、銷售天數、議價空間)的基本線性迴歸均發現市場關注對此四項房市指標的影響，在同期與落後一期是顯著的且與理論相符，然而整體市場關注落後到兩期對房價的影響出現符號反轉的現象。房價與議價空間模型的解釋能力較高，銷售天數與交易量模型解釋能力較低。關於關注門檻效果檢驗，研究發現關注會引發部分房市指標非線性的變化，如房價、銷售天數與議價空間，但沒有發現交易量有非線性變化的顯著證據。比較市場關注對房市指標的反應情況，當整體房市關注在較低程度時，即會造成銷售天數與議價空間出現非線性變化；而住宅成屋關注在較低程度時，會使銷售天數產生非線性變化，然需累積到較高程度後，始造成房價的非線性變化。最後關於因果關係檢定，發現整體房市關注與房價之間具有雙向因果關係，住宅成屋關注與交易量之間亦具有雙向因果關係。

本研究的貢獻在於了解運用與分析Google trends搜尋量的資訊內涵，發現其可作為研究市場心理的一個有效方式，提供傳統經濟學對市場異常難以完整解釋的一個補充，然量化心理因素以找出代理變數實屬不易，後續有待進一步研究。

## 註 釋

- 註1：Google Trends的前身為Google Insights for Search，從2006年Google開始線上提供關鍵字搜尋量的服務。
- 註2：本研究採用臺北市主要的仲介業者名稱的集合：臺北房屋仲介+臺北市房屋仲介+永慶不動產+有巢氏房屋+台慶不動產+住商不動產+大家房屋+台灣房屋+優美地產+中信房屋+東森房屋+太平洋房屋+全國不動產+東隆不動產。

## 參考文獻

## 中文部份：

朱芳妮、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啟示〉《住宅學報》27(2)：111-128。

Chu, F. N. & 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(2): 111-128.

朱芳妮、楊茜文、黃御維、陳明吉

2020a 〈媒體傳播效應與房市變化關聯性之驗證〉《管理學報》37(3)：225-257。

Chu, F. N., C. W. Yang, Y. W. Huang & M. C. Chen

2020a “An Examination of Media Effects on the Real Estate Market,” *Journal of Management and Business Research*. 37(3): 225-257.

朱芳妮、楊茜文、蘇子涵、陳明吉

2020b 〈情緒會影響房市嗎？指數編制與驗證〉《住宅學報》29(2)：35-68。

Chu, F. N., C. W. Yang, T. H. Su & M. C. Chen

2020b “Will Sentiment Influence the Housing Market? Index Compilation and Verification,” *Journal of Housing Studies*. 29(2): 35-68.

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.

彭建文、賴鳴美

2006 〈賣方訂價策略對成交價格之影響分析〉《住宅學報》15(1)：1-20。

Peng, C. W. & M. M. Lai

2006 “The Effects of Pricing Strategy on Selling Price,” *Journal of Housing Studies*. 15(1): 1-20.

楊茜文、朱芳妮、呂少毫、陳明吉

2022 〈房市參與者之關注會影響房價嗎？〉《管理與系統》29(4)：495-523。

Yang, C. W., F. N. Chu, S. H. Lu & M. C. Chen

2022 “Will Attention of Market Participants Influence Housing Prices?” *Journal of Management & Systems*. 29(4): 495-523.

蔡怡純、陳明吉

2008 〈台北地區不動產價格波動之不對稱性探討〉《住宅學報》17(2)：1-11。

Tsai, I. C. & M. C. Chen

- 2008 “An Analysis of the Asymmetric Volatility of Real Estate Price in the Taipei Area,” *Journal of Housing Studies*. 17(2): 1-11.

英文部份：

Andrei, D. & M. Hasler

- 2015 “Investor Attention and Stock Market Volatility,” *The Review of Financial Studies*. 28(1): 33-72.

Anglin, P. M.

- 1997 “Determinants of Buyer Search in a Housing Market,” *Real Estate Economics*. 25(4): 567-589.

Asabere, P. K. & F. E. Huffman

- 1993 “Price Concessions, Time on Market, and the Actual Sale Price of Homes,” *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. 6(2): 167-174.

Askitas, N.

- 2016 “Trend-Spotting in the Housing Market,” *Cityscape: A Journal of Policy Development and Research*. 18(2): 165-177.

Bai, J., & P. Perron

- 2003 “Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models,” *Journal of Applied Econometrics*. 18(1): 1-22.

Bank, M., M. Larch & G. Peter

- 2011 “Google Search Volume and Its Influence on Liquidity and Returns of German Stocks,” *Financial Mark Portfolio Management*. 25(3): 239-264.

Barber, B. M. & T. Odean

- 2008 “All That Glitters: The Effect of Attention and News on the Buying Behavior of Individual and Institutional Investors,” *The Review of Financial Studies*. 21(2): 785-818.

Barreira, N., P. Godinho & P. Melo

- 2013 “Nowcasting Unemployment Rate and New Car Sales in Southwestern Europe with Google Trends,” *NETNOMICS: Economic Research and Electronic Networking*. 14(3): 129-165.

Beracha, E. & M. B. Wintoki

- 2013 “Forecasting Residential Real Estate Price Changes from Online Search Activity,” *Journal of Real Estate Research*. 35(3): 283-312.

Caporin, M. & F. Poli

- 2017 “Building News Measures from Textual Data and an Application to Volatility Forecasting,” *Econometrics*. 5(3): 1-46.

Chauvet, M., S. Gabriel & C. Lutz

- 2016 “Mortgage Default Risk: New Evidence from Internet Search Queries,” *Journal of Urban Economics*. 96: 91-111.

- Chen, M. C. & K. Patel  
1998 "House Price Dynamics and Granger Causality: An Analysis of Taipei New Dwelling Market," *Journal of the Asian Real Estate Society*. 1(1): 101-126.  
2002 "An Empirical Analysis of Determination of Housing Prices in the Taipei Area," *Taiwan Economic Review*. 30(4): 563-595.
- Chen, M. C., C. O. Chang, C. Y. Yang & B. M. Hsieh  
2012 "Investment Demand and Housing Prices in an Emerging Economy," *Journal of Real Estate Research*. 34(3): 345-374.
- Cohen, L. & A. Frazzini  
2008 "Economic Links and Predictable Returns," *The Journal of Finance*. 63(4): 1977-2011.
- Corwin, S. A. & J. F. Coughenour  
2008 "Limited Attention and the Allocation of Effort in Securities Trading," *The Journal of Finance*. 63(6): 3031-3067.
- D'Avanzo, E., G. Pilato & M. Lytras  
2017 "Using Twitter Sentiment and Emotions Analysis of Google Trends for Decisions Making," *Program: electronic library and information systems*. 51(3): 322-350.
- Da, Z., J. Engelberg & P. Gao  
2011 "In Search of Attention," *The Journal of Finance*. 66(5): 1461-1499.
- Damianov, D. S., X. Wang & C. Yan  
2021 "Google Search Queries, Foreclosures, and House Prices," *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. 63: 177-209.
- DellaVigna, S. & J. M. Pollet  
2009 "Investor Inattention and Friday Earnings Announcements," *The Journal of Finance*. 64(2): 709-749.
- Dietzel, M. A.  
2016 "Sentiment-Based Predictions of Housing Market Turning Points with Google Trends," *International Journal of Housing Markets and Analysis*. 9(1): 108-136.
- Dietzel, M. A., N. Braun & W. Schäfers  
2014 "Sentiment-Based Commercial Real Estate Forecasting with Google Search Volume Data," *Journal of Property Investment & Finance*. 32(6): 540-569.
- Elshendy, M., A. Fronzetti Colladon, E. Battistoni & P. A. Gloor  
2018 "Using Four Different Online Media Sources to Forecast Crude Oil Price," *Journal of Information Science*. 44(3): 408-421.
- Engle R. F. & C. W. J. Granger  
1987 "Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing," *Econometrica*. 55(2): 251-276.

Fama, E. F.

1970 "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work." *The Journal of Finance*. 25(2): 383-417.

Granger, C. W. J.

1969 "Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods," *Econometrica*. 37(3): 424-438.

Hamid, A. & M. Heiden

2015 "Forecasting Volatility with Empirical Similarity and Google Trends," *Journal of Economic Behavior & Organization*. 117: 62-81.

Hansen, B. E.

2011 "Threshold Autoregression in Economics," *Statistics and Its Interface*. 4(2): 123-127.

Hohenstatt, R., M. Käsbauer & W. Schäfers

2011 "'Geco' and Its Potential for Real Estate Research: Evidence from the US Housing Market," *Journal of Real Estate Research*. 33(4): 471-506.

Jacobs, H

2015 "The Role of Attention Constraints for Investor Behavior and Economic Aggregates: What Have We Learnt so Far?" *Management Review Quarterly*. 65(4): 217-237.

Jiang, B., H. Zhu, J. Zhang, C. Yan & R. Shen

2021 "Investor Sentiment and Stock Returns During the COVID-19 Pandemic," *Frontier in Psychology*. 12: 1-5.

Johansen, S. & K. Juselius

1990 "Maximum Likelihood Estimation and Inferences on Cointegration-with Applications to the Demand for Money," *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. 52(2): 169-210.

Kahneman, D.

1973 *Attention and Effort*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.

Kahneman, D. & A. Tversky

1979 "Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk," *Econometrica*. 47(2): 263-291.

Kim, S. & D. H. Shin

2016 "Forecasting Short-Term Air Passenger Demand Using Big Data from Search Engine Queries," *Automation in Construction*. 70: 98-108.

Lee, C. C., M. P. Chen & C. C. Lee

2021 "Investor Attention, ETF Returns, and Country-Specific Factors," *Research in International Business and Finance*. 56: 1-19.

Limnios, A. C. & H. You

2021 "Can Google Trends Improve Housing Market Forecasts?" *Curiosity: Interdisciplinary Journal of Research and Innovation*. 1(2): 1-17.

- Michaely, R., A. Rubin & A. Vedrashko  
2013 “Firm Heterogeneity and Investor Inattention to Friday Earnings Announcements,”  
Conference Paper. Northern Finance Association, Quebec City.
- Miceli, T. J.  
1989 “The Optimal Duration of Real Estate Listing Contracts,” *AREUEA Journal*. 17(3): 267-277.
- Miller, N. G.  
1978 “Time on the Market and Selling Price,” *AREUEA Journal*. 6(2): 164-174.
- Namouri, H., F. Jawadi, Z. Ftiti & N. Hachicha  
2018 “Threshold Effect in the Relationship Between Investor Sentiment and Stock Market Returns: A PSTR Specification,” *Applied Economics*. 50(5): 559-573.
- Oestmann, M. & L. Bennöhr  
2015 “Determinants of House Price Dynamics. What Can We Learn from Search Engine Data?” *Review of Economics*. 66(1): 99-127.
- Shleifer, A. & R. W. Vishny  
1997 “The Limits of Arbitrage,” *The Journal of Finance*. 52(1): 35-55.
- Swamy, V., M. Dharanib & F. Takedac  
2019 “Investor Attention and Google Search Volume Index: Evidence from an Emerging Market Using Quantile Regression Analysis,” *Research in International Business and Finance*. 50: 1-17.
- Vakrman, T. & L. Kristoufek  
2015 “Underpricing, Underperformance and Overreaction in Initial Public Offerings: Evidence from Investor Attention Using Online Searches,” *SpringerPlus*. 4(84): 1-11.
- Wu, J. & Y. Deng  
2015 “Intercity Information Diffusion and Price Discovery in Housing Markets: Evidence from Google Searches,” *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. 50(3): 289-306.
- Wu, L. & E. Brynjolfsson  
2015 *The Future of Prediction: How Google Searches Foreshadow Housing Prices and Sales, Economic Analysis of the Digital Economy*. University of Chicago Press.

