

應用網路搜尋行為預測房地產市場^{*}

林左裕^{**}

摘 要

隨著網路時代的來臨，人們透過網路搜尋資訊及交易的頻率大為增加，相關數據之數量及種類也大幅成長，這些數據雖細碎龐雜，卻記錄著人們自搜尋、瀏覽至交易行為決策之過程。以往我國之不動產研究或政策擬定，資料來源多來自官方、民間企業或學術統計為主，這些資訊雖給予政府或企業分析、預估市場一定程度之基礎，然其資料背景不同且發布時間落後，於資料使用上仍存有諸多限制。而搜尋引擎具有即時性、隱含潛在經濟活動意象之特性，應可補足過去統計資料之不足，提供不動產市場更即時、精確之預估。

本研究以自 Google Trends 搜集之搜尋引擎指數作為自變數，加入傳統不動產市場之計量模型，同時探討其與住宅交易量與價格間之關係。結果發現 Google Trends 指數對於房地產之價格及交易量均存在顯著領先之關係。研究建議未來分析可藉瞭解搜尋引擎之大數據與房地產市場間之關聯，可提升在不動產市場資訊或預估之即時掌握，俾供政府擬定政策或企業、民眾決策時之參考。

關鍵詞：搜尋引擎、搜尋行為、住宅價格、住宅交易量、大數據、Google 搜尋趨勢

JEL 分類代號：C53, E37, O32, R21, R51

^{*} 本研究為科技部補助研究案 (MOST 105-2410-H-004-168) 部分成果，謹致謝忱，並感謝當時之碩士生研究助理林筱真及江佳玟協助資料蒐集及文書整理等工作。

^{**} 國立政治大學地政系教授。電話：(02)29393091ext.50605，Email：tsoyulin@nccu.edu.tw。

DOI: 10.3966/054696002019060105006

應用網路搜尋行為預測房地產市場

林左裕

壹、緒論

一、研究背景

2012 年 2 月，紐約時報一篇專欄論述《The Age of Big Data》(Lohr, 2012) 引起全世界更多關於「大數據」(Big Data) 資訊的探討。所謂「大數據」，是指數量 (Volume) 龐大、種類 (Variety) 多元、累積或處理速度 (Velocity) 快且真實 (Veracity) 紀錄之「4V」資料特性。隨著網路時代的來臨，人們透過網路搜尋資訊、交易的頻率大為增加，筆記型電腦與智慧型手機的普遍，更使網路社群、線上購物隨手可得。人們依賴網路與新興科技，數據之數量遂大幅增加，這些數據雖細碎龐雜，卻記錄著人們自搜尋、瀏覽乃至決策行為之過程。

對於不動產市場而言，依據台灣網路資訊中心 (2018) 統計資料顯示，在台灣 12 歲以上個人上網率達八成二，顯示市場參與者之網路使用率已趨成熟。而就不動產買賣雙方而言，於進入不動產市場前先運用網路蒐集市場資料、價格或偏好之不動產標的情形亦趨普及，據房仲統計，台灣約有八成民眾於購屋前會先上網查詢市場資訊或線上看屋¹，表示網路數據對於不動產市場具有相當程度之代表性，以其為研究目標將是未來之趨

¹ 房仲網搜屋買房不 NG，蘋果日報，<http://www.appledaily.com.tw/appledaily/article/property/20150814/36721852>，檢索日期：2015/12/22。

勢。

目前我國常用以預測不動產市場的相關指標，如營建股股價、銀行對營建放款數額、國內生產毛額、貨幣供給額等，大多係間接影響不動產市場，或是影響層面甚廣，無法完全代表不動產的直接需求或市場動向，使得政府、企業或民眾難以準確地評估未來不動產市場的景氣。而價格指數諸如國泰房地產指數、信義房價指數、內政部公告之房價趨勢分數、住宅價格指數²等（如表 1 所示），大多偏向交易價格指數的編制，雖然可一定程度上供公眾參考，惟價格指數型之資料僅能代表過往之市場資訊，且就發佈時效上多落後數月，在「效率市場」(Efficient Market) 下並無法藉以預測未來市場的變動情形及提供最即時之決策資訊。

為彌補傳統統計資訊在預測上即時性之不足，本研究嘗試使用搜尋引擎數據之分析作為跨足大數據在不動產市場分析之第一步。大數據之資料十分廣泛，過去有針對個別網站瀏覽進行研究者，如 Rae (2014)，但更多係針對搜尋引擎為研究標的之主題，如 Choi and Varian (2012)、McLaren and Shanbhogue (2011)、Wu and Brynjolfsson (2015)。一則個別網站之數據通常不公開，資料之取得較為困難；二則大部分民眾於進行網路搜尋時，大多由搜尋引擎界面進入，其資料較具有代表性。故透過搜尋引擎關鍵字搜尋量，可看出人們於特定時間內對於某特定議題之態度與行為動向，此即是社會科學研究之目標所在。

搜尋引擎如 Google、Yahoo、Bing 或 Baidu 等，記錄使用者搜尋與瀏覽之過程，相較於過去統計數據，搜尋引擎數據具有許多優勢。首先，由於數據之蒐集非因於特定目的，某些非預期或不顯著之潛在重要影響因素過去可能因看似與研究目的無關或不顯著而被剔除，而搜尋引擎數據龐大且未經主觀篩選，反而更能真實且即時呈現這些重要因素之影響。以往研究者為探究社會問題而蒐集資訊，而現在研究者可從數據中發現問題。

² 內政部營建署以全國各直轄市、縣（市）實價登錄不動產交易價格資料，計算出住宅價格指數。然部分建商為維持其登錄之售價，常以贈送裝潢、家俱、家電或停車位等扭

表 1 我國公、私部門發佈之不動產相關指數

同期指標	發佈單位	發佈頻率	統計資料來源
國泰房地產指數	國泰建設	每季	國泰建設公司預售屋及新成屋市場調查資料
信義房價指數	信義房屋	每季	信義房屋中古屋成交資料
房價趨勢分數	內政部營建署	每季(2002-2014) 每半年(2015 後)	參考中央大學台灣經濟發展研究中心之「台灣消費者信心分數」
住宅價格指數	內政部營建署	每季	全國屋齡 0.5~60 年之住宅實價登錄不動產交易價格資料

如過去之問卷多以問題導向，資料之整理分類可能受到蒐集者主觀之影響，而搜尋引擎數據可突破此類侷限，經由蒐羅使用者之關鍵字查詢紀錄，直接表現其意向與偏好，數據本身更具有真實意願之特性。再者，相較於過去資料，搜尋引擎記錄所有實際成交者與潛在消費者之搜尋意向，以往資料無法統計之潛在決策偏好、經濟活動意向得以被揭露並納入研究與分析。此外，許多搜尋引擎免費提供此類大數據供公眾使用，如 Google Insight³、奇摩關鍵字廣告、Google Adwords 等，相較於以往耗費大量人力進行搜集、整理與統計之傳統模式，免費又公開的搜尋引擎數據大幅降低政府、企業與學者之研究成本，搜尋引擎對於每日蒐集的龐大數據快速處理並統計更打破以往統計數據耗時且落後之缺陷，給予了使用者即時及低成本之資訊。最後，有別於傳統問卷訪談因人力與時間

曲實際之交易價格，消費者或研究在應用時應有所保守或予以調整。

³ 過去 Google 提供 Google Insights for Search (www.google.com/insights/search) Google Trends (www.google.com/trends) 供民眾查詢熱門搜尋或關鍵字搜尋，而後 Google 將兩功能合併，將 Google Insights for Search 併入 Google Trends。

資料來源：<http://searchengineland.com/google-merges-insights-for-search-with-google-trends-134629>，檢索日期：2017/11/02。

成本之限制，大多僅得以少數、區域性的抽樣模式進行樣本蒐集，搜尋引擎數據增加了樣本的範圍及數量，也降低了樣本蒐集之距離、時效及有效性等問題。

對政府角色而言，以往政府多依據過去落後之統計資訊分析經濟活動，然若能監測當下之經濟活動意向，將更能即時地調整或擬定新政策。由於以往之統計數據與調查多反應過往的經濟狀況，若據以評估當下不動產市場或未來景氣，即違反「效率市場」(Efficient Market) 之假設，若能以大眾普遍採用且即時之搜尋引擎數據評估潛在之經濟行為與偏好，所推估而得之趨勢將更具說服力。另透過監測、分析搜尋引擎關鍵字指數，瞭解民眾對於不動產市場之態度，亦可作為探測市場、供需情形之依據，無論市場過熱或轉趨保守，皆可即時調整政策，以達穩定市場之目的。簡言之，傳統上經公、私機構所整理發表的經濟金融指標對於市場趨勢之預測在長期上雖具有可靠性，但在市場訊息及政策瞬息萬變且的市場下要做有效的預測可能緩不濟急，由於現今的消費者或投資者在行動前常藉網路搜尋相關資訊，若能適當且適時地將這些搜尋行為轉化為量化模型中的影響變數且證實其顯著性，則此修正後之模型應可有效提升單純以傳統制式資料進行預測的有效性及時性。

對政府及企業而言，瞭解產業長期趨勢及短期受政策或市場變動之影響，亦有助於企業的投資佈局及政策上的產業調節，且搜尋引擎免費提供相關數據亦有助於企業降低營運成本，倘若大數據相關研究能促使企業本身就其自有網頁進一步蒐集數據、管理及分析，將更有助於產業之發展與創造先機；對民眾而言，無論在購屋自住或投資需求上，預估未來不動產市場動向亦有助於其行為決策。故拓展不動產市場與搜尋引擎領域之研究，有其住宅政策、產業提升及社會意義上之重要性，並有助於提升整體政策與住宅市場之發展及其穩定性。

二、研究目的

我國目前尚無應用搜尋引擎於不動產方面之研究，本文擬透過探究搜尋引擎指數與

房價及交易量間之關聯，期改善過去研究資料蒐集耗時費成本的問題及提高不動產市場預估之即時性，並補足國內此領域之研究缺口。

貳、文獻回顧

關於不動產市場的國內外文獻頗豐，除了影響直接使用需求的人口因素外，尚包括總體經濟面的經濟動能（如經濟成長或消費量）及金融、貨幣（如貨幣供給及利率）等因素。而在網路普 的趨勢下，藉由搜尋引擎了解消費者意向進行各領域預測的相關研究也陸續出爐。以下介紹與不動產市場及應用搜尋引擎數據進行預測的相關文獻。

一、影響不動產市場之相關文獻

目前國內、外探討影響不動產市場因素的文獻已相當豐碩，吳森田（1994）指出所得、貨幣供給額、家戶數、物價水準及預期增值等為影響住宅需求之顯著因素。Darrat and Glascock (1993) 以芝加哥的資料實證得出貨幣供給額及利率領先不動產價格。林秋瑾與黃珮玲（1995）之研究結果亦顯示物價、股價、貨幣供給額、利率及工資等會影響住宅價格。林左裕與程于芳（2014）則指出經濟成長率、營建類股價指數、貸款利率及從眾行為（herding behavior）影響住宅市場之交易量。Lin（2004）則指出經濟成長率、失業率、利率變動與房價變動會顯著影響房市及後續之違約行為。

在以上及其他的文獻中，常被證實對房價有顯著影響的因素為利率及貨幣供給額，如彭建文與張金鶚（2000）、蔡怡純與陳明吉（2004）及 McDonald and Stokes（2013）等。另外林左裕與吳承曄（2016）則從低生育率及少子化的觀點，以日本的數據發現房價變動與消費支出存在相互排擠的效果。而林秋瑾、王健安與張金鶚（1997）則以投資面（如所得、貨幣供給及股價指數等）、供給面（建照及使照面積等）、交易面（如房價變動及消費

者物價指數變動等) 及使用面 (如空置率及租金價格等) 進行房地產景氣與總體經濟之領先關係探討，結果發現不動產並非慣稱的「火車頭工業」，意即無證據顯示房地產景氣領先總體經濟景氣。

二、搜尋引擎數據於各領域運用

近年來，國際間對於搜尋引擎數據的運用已跨及多面向，Choi and Varian (2012) 利用 Google Trends 提供之搜尋引擎指數，以美國為例，檢測其與汽車和零件、失業補助間之關係，又以香港觀光局資料與 ANZ Roy Morgan 消費者信心指數檢測搜尋引擎與旅行及消費者信心間之關係，發現搜尋引擎指數有助於預估未來之經濟活動，可作為一領先指標。而 Vosen and Schmidt (2011) 亦以 Google Trends 搜尋引擎指數預估美國之個人消費行為，認為搜尋引擎指數較以往統計資料提供更有力且更即時之數據。

在金融市場方面，Da et al. (2011) 發現，藉 Google 搜尋之頻率能更即時地了解股市投資者所關注的重點。Preis et al. (2013) 以美國道瓊工業指數與搜尋引擎指數進行檢測，發現當網路上與金融相關之搜尋指數上升時，股票市場很可能下跌，其建議投資者與政府於建立獲利預估模型或擬訂政政策時，應分析搜尋引擎關鍵字搜尋次數之變化量作為金融市場之預警。而 Kristoufek (2013a) 亦以 Google Trends 搜尋引擎指數與維基百科搜尋次數其與比特幣價格之關係，發現比特幣價格與搜尋指數呈現雙向的關係，不僅搜尋指數影響比特幣價格，比特幣價格亦影響搜尋指數之漲幅。另外，Kristoufek (2013b) 也以 Google Trends 搜尋引擎指數為基礎，建立股票之投資組合，將搜尋指數高之熱門股票給予較低之權重、冷門之股票給予較高之權重，以期能分散風險，其實證結果證實以搜尋引擎指數為基準所建立之投資組合確有助於風險之規避。

而搜尋引擎指數在流行性疾病之監測層面亦有廣泛之運用，Carneiro and Mylonakis (2009) 以美國為例，檢測 Google Trends 搜尋引擎指數與流行性感冒間之關係，發現搜尋引擎指數適合作為已開發國家監測高流行性疾病之數據。另外，Pelat et al. (2009) 更以法

國為例，將搜尋引擎指數之運用擴展至流感、腸胃炎及水痘上，實證發現搜尋引擎指數皆有助於此三種疾病之監測。

由上可知，國外學者對於搜尋引擎之運用範圍甚廣，無論是對於消費間之關係研究、金融市場甚至是疾病之監測，搜尋引擎指數皆有其重要性，搜尋引擎指數已然成為各領域研究之新數據來源。

三、搜尋引擎數據運用於不動產市場之應用

有關搜尋引擎應用於不動產市場方面之研究多是針對住宅市場成交量與住宅價格方面所做的研究，Kulkarni et al. (2009) 認為民眾透過網路蒐集資料未來可能衍生為真實需求，故以 Google 搜尋指數建立房地產價格預估模型，並以美國 20 個城市為例，分析模型對於房地產價格之解釋能力，實證結果顯示 Google 搜尋指數確有助於房地產價格之預估。McLaren and Shanbhogue (2011) 利用 Google Insights 所提供之數據，以數個與不動產相關之關鍵字搜尋引擎指數折線圖與房價指數圖套疊，找出與住宅價格變動相似之關鍵字，並以此分析英國住宅市場，其認為不動產市場由於自搜尋動機至實際購屋存有時差，故以前一期之“Estate agents”關鍵字搜尋指數預估本期房價，實證結果發現加入搜尋引擎指數後，以往僅以前兩期房價預估之傳統模型解釋能力增加，且誤差亦同時減少，故認為搜尋引擎指數將有助於預估住宅價格。

Wu and Brynjolfsson (2015) 亦使用 Google Insights 數據分析全美國住宅市場，其以 Google Insights 中之不動產類搜尋指數與“Real Estate Agents”關鍵字搜尋指數分析住宅成交量、住宅價格與家庭電器搜尋量，其實證結果發現不動產類搜尋指數與“Real Estate Agents”搜尋指數分別對於住宅價格與成交量有較佳之解釋能力，且前一期之搜尋指數較當期更具有解釋力，表示搜尋引擎指數為一領先指標。另外 Wu and Brynjolfsson (2015) 更進一步測試僅以搜尋指數預估住宅成交量與價格，發現其解釋能力與以往預估模型相當，表示搜尋引擎指數不但具有即時性，其解釋能力亦不亞於傳統數據，如同時納入兩

者進行預估，可有助於提升模型之準確度。

除對住宅價格與數量之影響外，Wu and Deng (2015) 利用 Google Trends 之數據探討中國房地產市場，發現中小型都市之市場資訊較難影響區域以外之市場，然而超級都市之市場價格資訊將影響其他都市甚至是全國房地產市場，且超級都市對於市場資訊之價格反應大多較其他都市提早三至四個月。其以搜尋引擎數據發現資訊於都市間之外溢效果，表示都市間不動產市場之相互影響亦得以由新數據中窺探。

另外，亦有研究針對監測不動產貸款之情形進行分析，Webb (2009) 以 Google Trends 提供之 “foreclosures” 關鍵字搜尋指數測驗其對於美國房貸違約之預估能力，發現前五個月之搜尋指數平均數對於預估本期之為違約率有極佳之解釋力，表示潛在之違約貸款人於違約前先行上網查詢相關資訊之可能性極高，搜尋引擎指數之變動領先市場實質違約率。而 Askitas and Zimmermann (2011) 亦以 “hardship letter” 關鍵字搜尋指數作為預估美國抵押貸款違約率之自變數，得到與 Webb (2009) 相同之結論，皆認為搜尋引擎數據可作為監測不動產市場與金融市場重要預估與評判依據。

綜合以上文獻可得知，自網路普及以來，國際間文獻陸續出現以搜尋引擎指數作為研究不動產市場、甚至是監測房貸違約率之數據，雖然不同之學者採用不同之關鍵字進行實證，得出之結論雖不盡相同，然一致結論為搜尋引擎之相關數據是研究不動產市場與擬訂政策上龐大且有力之數據來源，故探討不動產與搜尋引擎變數間之關係確有其重要性。

參、研究設計

一、變數選取

(一)搜尋引擎變數

在眾多搜尋引擎中，選擇具代表性之搜尋引擎將較完整呈現市場變動情形。依據網路流量分析 StatCounter (2019) 網站之統計，在台灣以 Google 為搜尋引擎的使用率超過六成，表示以 Google 搜尋引擎數據進行分析具市場代表性。

針對使用者之搜尋偏好，Google Trends 免費提供關鍵字搜尋指數，提供使用者查詢其關鍵字之受歡迎程度。Google Trends 關鍵字搜尋指數以週為單位，每週該關鍵字之搜尋次數除以該週搜尋引擎之總搜尋次數，並將所得之數值予以標準化，使其值界於 0 至 100 間。其數據可針對某國家或區域於特定時間範圍內之特定關鍵字進行查詢，最早可追溯至 2004 年，為探究人們對於不動產市場態度，Google Trends 可提供即時之數據。

針對搜尋引擎關鍵字之選取，McLaren and Shanbhogue (2011) 以數個不動產相關之關鍵字，個別找出其搜尋引擎指數後，以其折線圖與應變數之折線圖套疊，依此找出與應變數變動相似之“Estate Agents”(房屋仲介或經紀人) 關鍵字作為搜尋引擎之變數。本研究尋找與不動產市場交易量及房價相關之搜尋引擎關鍵字，考量與不動產交易量相關之關鍵字，買賣雙方於買屋或賣屋時皆可能上網先搜尋相關房仲網站；而關於房價，為尋找可代表市場潛在買方需求之關鍵字，本研究參酌買方觀點之關鍵字「買房」與多數民眾進入購屋市場之貸款方面關鍵字「房貸」，惟於初步篩選關鍵字時，發現關鍵字搜尋指數可能會受特定時間重大事件之影響，例如關鍵字「房貸」即受 2008 年美國次級房貸危機 (subprime mortgage crisis) 的影響而造成搜尋次數劇烈波動。經測試後，本研究

分別篩選出「信義房屋」及「買房」作為不動產「交易量」及「房價」之關鍵字。

(二)其他變數

為探究搜尋引擎指數與不動產市場間之關聯，本研究就不動產「交易量」及「房屋價格」兩個面向進行分析，經整理過去相關文獻後，分別依各變數間之相關性選取變數進行實證分析，簡述如下。

1. 搜尋引擎指數與不動產交易量之關聯

除了搜尋引擎指數，過去有關不動產交易量與總體經濟之相關文獻亦指出貨幣政策、總體經濟環境都可能為影響不動產交易量之因素，因此，本研究分別於貨幣政策方面採用文獻常用之購屋貸款利率及貨幣供給額；總體經濟層面採用民間消費金額及經濟成長率作為不動產交易量之影響變數。各變數之資料來源、基本統計量及趨勢圖分別如表 2 及圖 1 所示，資料期間均自 2004 年第一季起至 2015 年第四季。

2. 搜尋引擎指數與房屋價格之關聯

關於搜尋引擎指數與房價之關聯，本研究選用「信義房價指數」作為模型之應變數，因信義房價指數自 2009 年起編列，為目前台灣公、私門編列最久遠之公開房價指數，且其龐大之交易資料量亦使其指數具可信度，不僅國內之房市相關研究常常以其為長期價格之代理變數，國際知名房地產資訊網站 (Global Property Guide) 亦引用該指數為台灣房價走勢之代表。影響房屋價格之變數除了搜尋引擎指數關鍵字「買房」之外，因考量房價亦受其他總體因素及供給面影響，故在模型中加入貸款利率、貨幣供給額 (M2) 以及核發建築物建造執照樓地板面積，其中貸款利率選取中央銀行所公布的台銀、土銀、合庫銀、華銀與一銀等五大傳統行庫貸款利率為指標，房屋價格與相關影響變數之趨勢圖、資料來源及基本統計量分別如圖 1 及表 3 所示，資料期間均自 2004 年第一季起至 2015 年第四季。

表 2 影響不動產「交易量」之相關變數

類別	變數	資料來源	最大值	最小值	中位數
應變數	買賣移轉登記筆數 (棟)	內政部營建署	120,858	63,477	96,678
影響變數	「信義房屋」關鍵字搜尋引擎指數	Google 搜尋趨勢	90.67	41.00	65.50
	五行庫新承做購屋貸款利率 (%)	中央銀行統計資料庫	2.84	1.64	1.97
	貨幣供給額 (M2, 億元)	中央銀行統計資料庫	395,681	218,861	293,352
	民間消費金額 (百萬元)	行政院主計總處	2,214,719	1,591,561	1,845,010
	經濟成長率 (%)	行政院主計總處	12.2	-9.0	4.4

表 3 影響房屋價格之相關變數

類別	變數	資料來源	最大值	最小值	中位數
應變數	房價指數	信義房價指數	297.78	112.52	181.66
影響變數	「買房」關鍵字搜尋引擎指數	Google 搜尋趨勢	87.67	1.33	15.67
	五行庫新承做購屋貸款利率	中央銀行統計資料庫	2.84	1.64	1.97
	貨幣供給額 (M2)	中央銀行統計資料庫	395,681	218,861	293,352
	核發建築物建造執照樓地板面積	內政部營建署	3,909,969	1,303,077	2,896,091

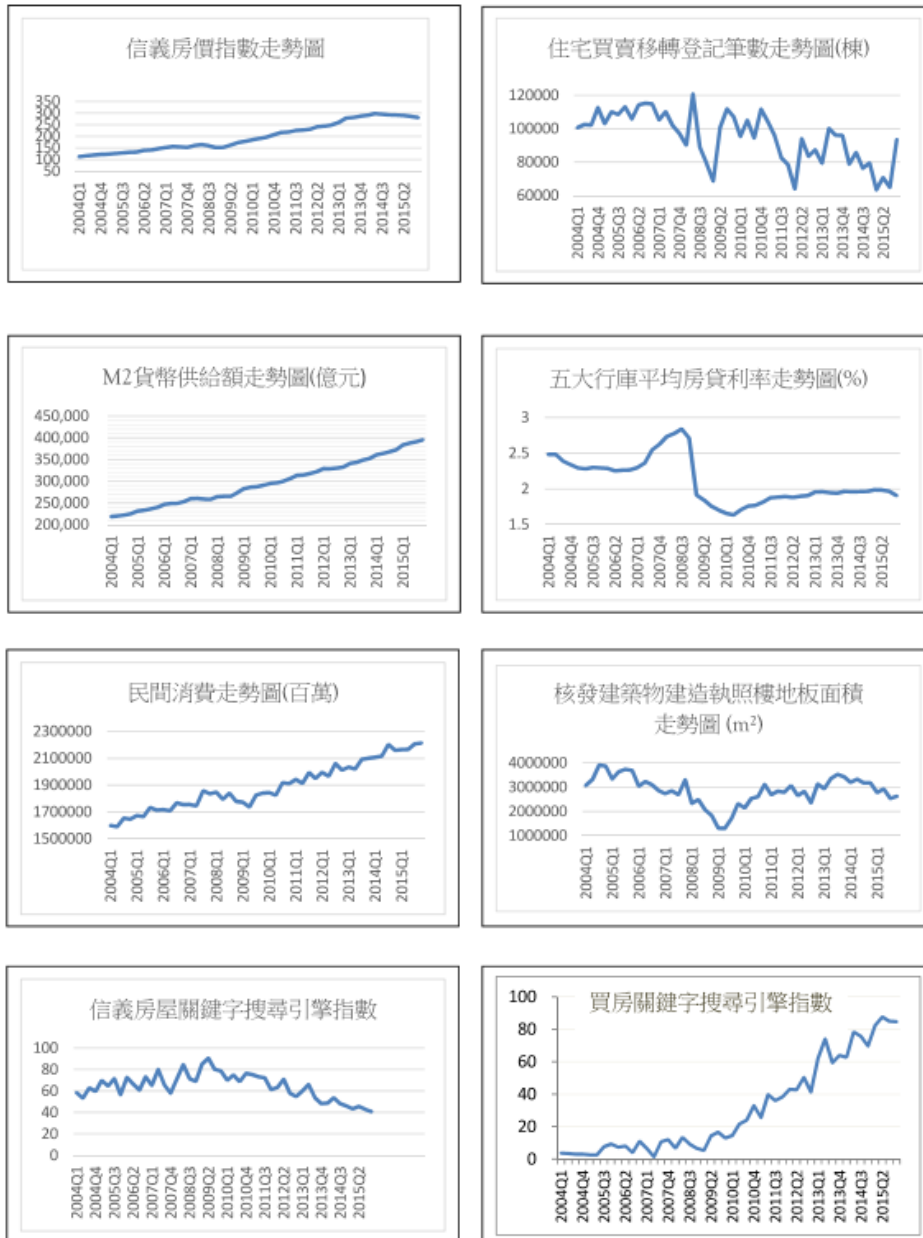


圖 1 各變數於樣本期間內之趨勢圖

二、研究方法

過去文獻針對此議題之研究多使用普通最小平方法 (Ordinary Least Squares, OLS) 進行分析，並以當期或前期搜尋指數或住宅價格及數量進行替換與逐步迴歸分析，其特點在於清楚顯示整體研究地區各變數在研究期間內之變動情形。然 OLS 模型僅能考量短期時間內變數之變動關係，無法針對變數間之長期變動關係進行分析。此外，國外研究如 Wu and Brynjolfsson (2015) 針對美國 50 州與華盛頓哥倫比亞地區所進行之分析，而 Google Trend 所提供之搜尋指數在美國可細至以州為單位。於臺灣而言，Google Trend 目前僅能以全國搜尋紀錄作為分析單位。因此本研究嘗試以時間序列分析為實證模型，探討這些變數在台灣的長期變動關係。

本研究欲探討不動產交易量、房屋價格與搜尋引擎指數間是否存在長期穩定均衡關係與短期間動態關係，由於時間序列變數於研究期間內可能存在結構性轉變或變數型態為非恆定狀態，因此，為避免發生虛假迴歸使統計發生偏誤，在進行長期均衡關係與短期動態關係之統計檢定前，需先對資料進行結構性轉變 (structural change) 檢定與單根檢定，於確認資料屬性後，再決定使用向量自我迴歸模型 (Vector Autoregression, VAR) 或是 Johansen 共整合檢定方法進行下一步之分析。若模型經共整合檢定顯示應變數與自變數間存在共整合關係，則可使用向量誤差修正模型進行短期變動關係之判讀，而若變數間不存在共整合關係，則可將變數進行差分處理後以向量自我迴歸模型分析，各分析模型依序說明如下。

(一)結構性轉變檢定

為了避免在研究期間發生如戰爭、天災、政策或經濟發展巨幅變動等衝擊影響統計推論，本研究採用 CUSUM (cumulative sum of the recursive residuals) 檢定研究期間內是否具結構性轉變。若具結構性轉變，必須將研究期間切割至沒有結構性轉變為止，才能降低模型估計之偏誤。

(二)單根檢定

一般總體時間序列資料可能為非定態性質，此類資料將因外來的隨機衝擊使其平均數與變異數隨時間而改變，導致時間序列資料無法收斂至均衡狀態，若資料型態為非定態而直接進行迴歸分析，將可能產生虛假迴歸的情形。因此，本研究採用 Augmented Dickey Fuller (ADF) 及 Phillips-Perron (PP) 單根檢定法檢定序列資料之型態。若檢定結果非定態，可進行共整合檢定或將變數進行差分以估計變數的長短期均衡關係。

(三)共整合檢定

儘管差分可解決資料非恆定的問題，但也容易使得變數間所存在的長期資訊不自覺中被消除，可能造成實證結果的誤差。因此，為了避免此種狀況發生，Granger (1981) 提出了共整合的構想，意指雖然有些時間序列變數本身是非定態，但其線性組合可能是定態序列，即所謂的「共整合」現象。本研究採用 Johansen (1988) 較有彈性且實際運用較廣以最大概似估計法的方式計算，其測試檢定假說為：

$$H_0 : X_t \text{ 與 } Y_t \text{ 不具共整合關係}$$

$$H_1 : X_t \text{ 與 } Y_t \text{ 具共整合關係}$$

假設時間序列 X_t 為 $n \times 1$ 之 $I(1)$ 向量時，將之取定差後則為：

$$\Delta y_t = \mu + \sum_{i=1}^{k-1} \Gamma_i \Delta c_{t-1} + \Pi X_{t-k} + \varepsilon_t \quad (1)$$

其中 $i=1, 2, 3, \dots, k-1$ ， I 為單位矩陣。式中的 ΔY_t 在本研究模型中應變數之一階差分項， Γ_i 為對應變數校正之誤差項之百分比。 Π 則為包含了所有隱含在 X_t 的長期資訊，因此 ΠX_{t-k} 可解為 Y_t 的長期關係，又稱為長期衝擊矩陣，此矩陣將決定共整合向量之個

數，即 $rank(\Pi) = c$ ，也就是共整合檢定之重點。決定 Johansen 檢定之共整合向量個數之概似比率檢定統計量分別為跡統計量 (Trace Statistics) 及最大特性跟統計量 (Maximum Eigenvalue)，當檢定結果之跡統計量值或最大特性跟統計量值大於該項臨界值，則拒絕虛無假設。

(四)向量自我迴歸模型 (VAR) 與向量誤差修正模型 (VECM)

向量自我迴歸模型 (VAR) 由 Sims (1980) 提出，向量自我迴歸模型中將所有變數視為內生變數 (endogenous variables)，每一個變數都可以自身的落後期與其他變數的落後期來表示。如此一來使得模型解釋涵蓋範圍擴大，進而能探討變數間之互動關係，避免模型認定 (identification) 的問題產生。而 VAR 方程式的殘差必須是無序列相關的白噪音 (white noise)，因此最適延遲期數的選擇就是一個重要的課題，本研究將透過 AIC 與 SBC 選擇最適期數以進行分析。

一般向量自我迴歸模型 (VAR) 為：

$$Y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$E(\varepsilon_t) = 0, \quad E(\varepsilon_t, \Delta Y_{t-1}) = 0, \quad t \neq s, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n$$

其中， Y_t 為 $(n \times 1)$ 維度之內生變數向量； α_0 為 $(n \times 1)$ 維度之常數向量； α_i 為 $(n \times n)$ 自我迴歸係數矩陣； Y_{t-i} 是 Y_t 的第 i 期落後所組成的 $(n \times 1)$ 向量； ε_t $(n \times 1)$ 維度之隨機誤差向量，視為隨機干擾項。

而依據 Engle and Granger (1987)，若變數間存在共整合關係，則具有長期穩定均衡關係，且必定有誤差修正項。若於向量自我迴歸模型 (VAR) 中加入誤差修正項，形成向量誤差修正模型 (Vector Error Correction Model, VECM)，則得以瞭解變數間短期動態調整關係。

向量誤差修正模型方程式如下：

$$\Delta Y_t = \alpha ECM_{t-1} + A_1 \Delta Y_{t-1} + A_2 \Delta Y_{t-2} + \cdots + A_p \Delta Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3)$$

其中， ECM 項為該模型之誤差修正項，其調整係數大小代表模型中變量間動態關係偏離均衡後之調整速度快慢，若係數絕對值越大，表示誤差修正模型調整速度越快。

肆、實證結果

一、搜尋引擎指數與不動產交易量之關係

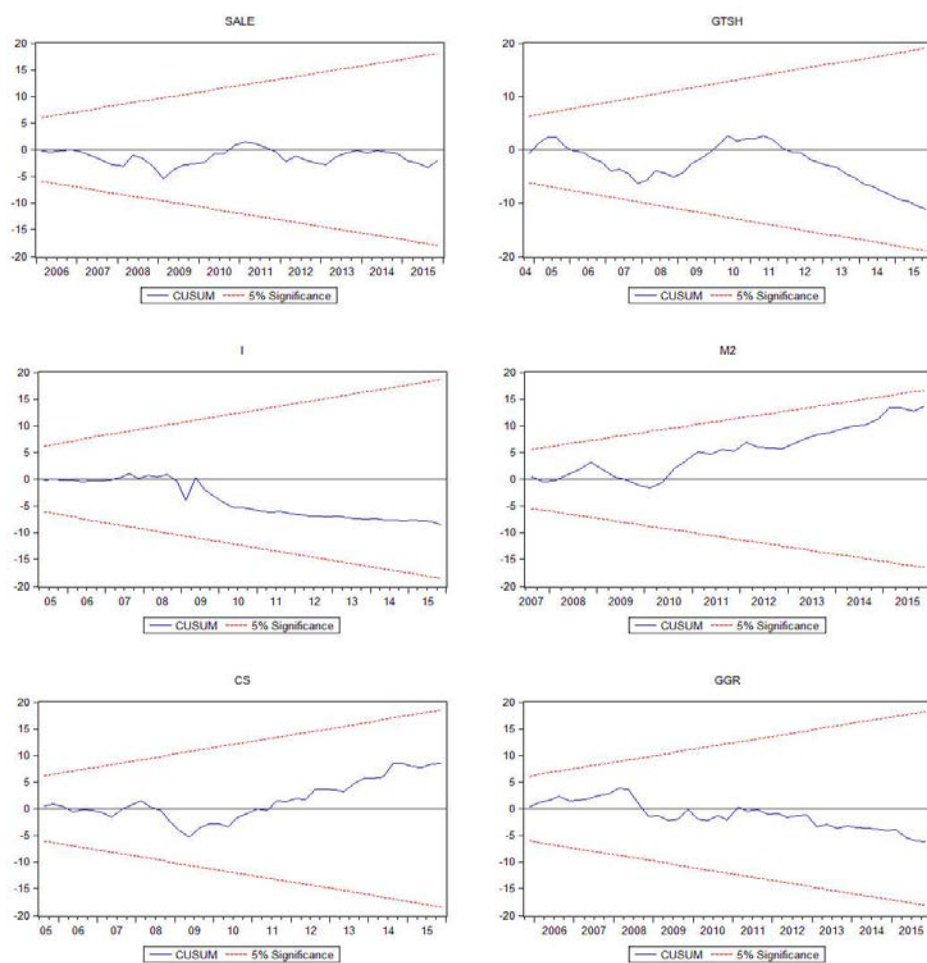
(一)結構性轉變檢定

本研究橫跨 2004 至 2015 年，對於長時間之時間序列變數，如變數於研究期間發生結構性轉變，將會影響後續檢定及分析之準確度。因此本研究先就各變數進行 CUSUM 結構性轉變檢定，結果如圖 2 所示，由圖中可看出所有變數皆未超過臨界值，顯示各變數於本研究期間並無結構性轉變問題。

(二)單根檢定

本研究之 ADF 及 PP 單根檢定結果如表 4 所示，除了不動產交易量與經濟成長率以外，其他變數都須到一階差分後始得以拒絕具有單根之虛無假設，顯示搜尋引擎指數、房屋貸款利率、貨幣供給額 $M2$ 及民間消費金額皆為一階之非定態時間序列。

由於僅部分變數具有單根，因此無法直接進行傳統的共整合檢定與建立原始數列對應的向量誤差修正模型，故後續本研究將搜尋引擎指數、房屋貸款利率、貨幣供給額 $M2$ 及民間消費金額進行一階差分後，以向量自我迴歸模型進行分析。



註：上述變數代號分別為：不動產交易量 (SALE)、「信義房屋」關鍵字搜尋引擎指數 (GTSH)、五行庫購屋貸款利率 (I)、貨幣供給額 (M2)、民間消費金額 (CS) 及經濟成長率 (GGR)。

圖 2 不動產交易量變數之結構性轉變檢定

表 4 影響不動產交易量相關變數之單根檢定結果

變數	Level		1st difference		落後期
	ADF test	PP test	ADF test	PP test	
<i>SALE</i>	-4.759***	-4.987***			2
<i>GT_SH</i>	-2.537	-2.537	-8.819***	-8.819***	0
<i>I</i>	-1.987	-1.753	-4.901***	-4.897***	1
<i>M2</i>	0.212	-0.826	-3.769**	-13.409***	5
<i>CS</i>	-2.278	-3.911**	-3.785**	-21.946***	1
<i>GGR</i>	-4.510***	-2.772*			2

註：1. *、**與***分別表示在 10%、5% 與 1% 的顯著水準下，拒絕有單根的虛無假設。

2. 上述變數代號分別表示：不動產交易量 (*SALE*)、「信義房屋」關鍵字搜尋引擎指數 (*GT_SH*)、五行庫購屋貸款利率 (*I*)、貨幣供給額 (*M2*)、民間消費金額 (*CS*) 及經濟成長率 (*GGR*)。

(三)向量自我迴歸 (VAR) 模型

本研究以不動產交易量、搜尋引擎指數、購屋貸款利率、貨幣供給額 *M2*、民間消費金額及經濟成長率，共 6 個變數進行向量自我迴歸模型分析。依據 AIC 及 SC 準則選擇最適落後期為 1 期，結果如表 5 所示。

由表 5 可看出前一期不動產交易量 (*SALE*) 與當期不動產交易量呈現正向顯著之關係，顯示前期之不動產交易情形可能將影響後期之市場活絡程度。而本研究以「信義房屋」作為關鍵字之搜尋引擎指數 (*GT_SH*)，其前一期變動亦與當期不動產交易量有正向且顯著之關係，此結果符合原預期假設，即不動產潛在買方或賣方在購買或出售其不動產前，可能透過網路搜尋相關房仲網站，以此蒐集相關不動產資訊，導致搜尋引擎指數領先不動產交易量之現象。另外，前一期購屋貸款利率 (*I*) 與當期不動產交易量間存在負向且顯著之關係，顯示當購屋貸款利率上升，將造成購置不動產資金成本增加，降低

表 5 不動產交易量之向量自我迴歸 (VAR) 模型結果

變數	SALE	t 值
SALE(-1)	0.73562 ***	5.8244
GTSH_D(-1)	253.8518 *	1.7030
I_D(-1)	-25438.5 *	-1.7820
M2_D(-1)	1.42343 **	2.1573
CS_D(-1)	0.13762 ***	3.6429
GGR(-1)	1223.977	0.9254
C	16124.75	1.2513

註：1. *、**與***分別表示在 10%、5% 與 1% 顯著水準之下為顯著。

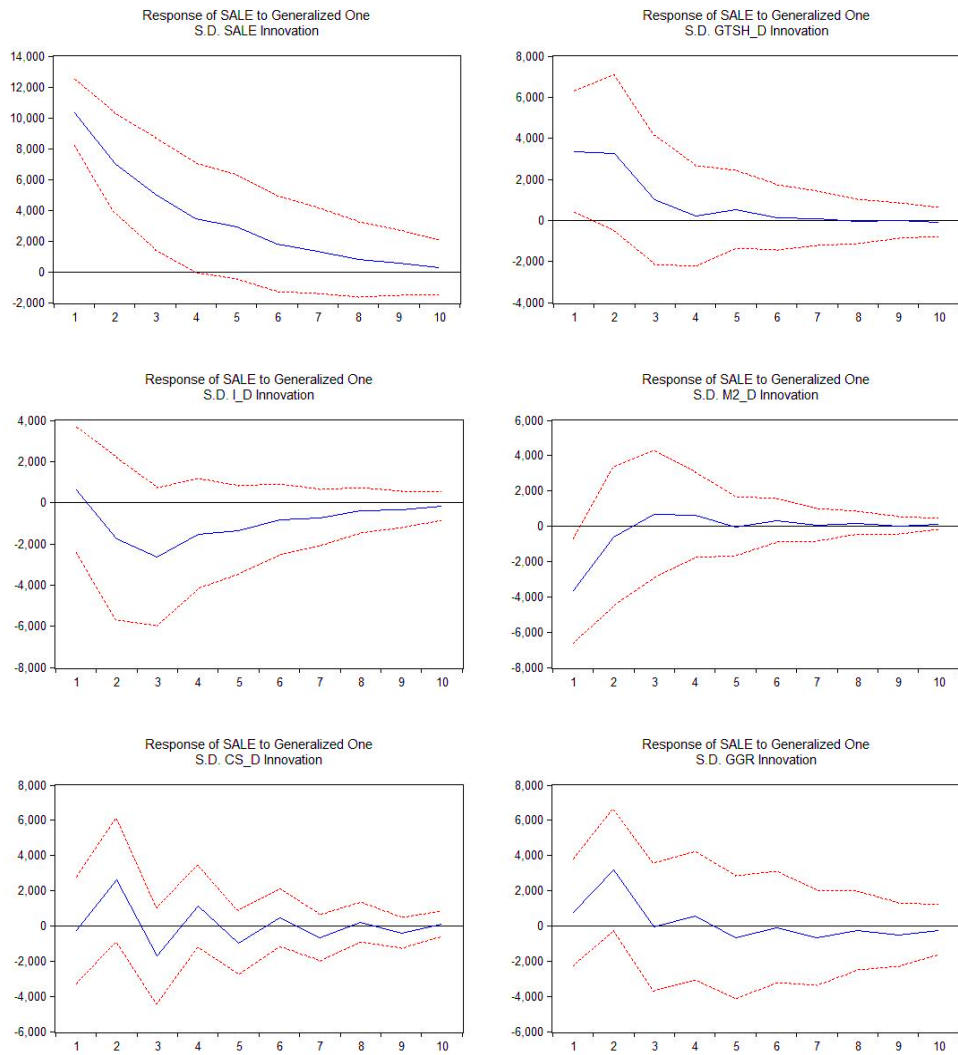
2. 本模型根據 AIC 選定最適落後期。

3. 上述變數之代號分別為：不動產交易量 (SALE)、「信義房屋」關鍵字搜尋引擎指數 (GTSH)、五行庫購屋貸款利率 (I)、貨幣供給額 (M2)、民間消費金額 (CS) 及經濟成長率 (GGR)。

市場購屋需求，進而導致交易量下降。而前一期民間消費金額 (CS) 與當期不動產交易量間之正向顯著關係，亦表示民眾購置不動產前可能將增加其他之相關消費，如購置家具等，因而造成民間消費與不動產交易量間之正向關聯。

(四)衝擊反應函數

衝擊反應函數可觀察向量自我迴歸模型變數在面臨突發之外生衝擊時，所產生之反應，其結果如圖 3 所示。從圖中可看出當交易量產生一個標準差衝擊時，將對於未來三期之交易量有正向之影響。另外，觀察當搜尋引擎指數產生一個標準差之正向衝擊，亦將對於未來一期之不動產交易量產生正向且顯著之影響，顯示網路搜尋房仲相關之次數突然增加，亦可能影響未來一期內不動產市場交易量更為熱絡。而反觀當 M2 產生一個標準差之正向衝擊時，將對於未來一期不動產交易量產生顯著之負向影響，隨後轉向正向影響，此結果可能導因於 M2 之突發增量，將致使買賣雙方對於未來市場保持觀望態



註：上述變數之代號分別為：不動產交易量 (SALE)、「信義房屋」關鍵字搜尋引擎指數 (GTSH)、五行庫購屋貸款利率 (I)、貨幣供給額 (M2)、民間消費金額 (CS) 及經濟成長率 (GGR)。

圖 3 不動產交易量之衝擊反應分析

度，進而延遲進入不動產市場之時機，致使短期內不動產交易量下跌，而隨後再增加之現象。

(五)小結

由上述分析可看出搜尋引擎指數確實與不動產交易量間存在正向且顯著之關聯，符合現今民眾進入不動產市場前傾向上網搜尋相關資料之現象，民眾透過搜尋引擎查詢房仲等相關資訊，以作為後續買賣不動產及獲取資訊之基礎，亦顯示在網路上蒐集房屋資訊之行為足以作為不動產交易量之領先指標。除了房仲相關關鍵字以外，本研究更進一步以「房貸」及「賣屋」分別代表買、賣雙方的搜尋行為，探討其與交易量間之關係，結果可見附錄表 A，兩者皆顯示不顯著影響交易量，其可能原因是由於「房貸」之搜尋頻率於 2008 年次級房貸爆發時突然大幅提升，導致該關鍵字對交易量之影響受干擾；而台灣近年利率及持有稅率偏低之結果，使得擁屋者在持有成本極低之情況下，仍不願降價認賠出售，致使「賣屋」之影響不顯著。但就整體搜尋引擎關鍵字而言，觀察期之變動仍可增進對於不動產交易量之掌握，可見搜尋引擎指數確實可作為觀測現下市場參與者動態及意向之領先指標。

二、搜尋引擎指數與房屋價格之關係

(一)結構性轉變檢定

CUSUM 檢定結果如圖 4 所示，由圖中可觀察出，本模型使用變數房價指數 (HPI)、「買房」關鍵字搜尋引擎指數 (GT_BH)、五行庫新承做購屋貸款利率 (I)、貨幣供給額 (M2)與核發建築物建造執照樓地板面積 (PERMIT) 之波動於樣本期間內皆未超過檢定之臨界值，表示均不存在結構性轉變，因此可進行下一步分析。



註：上述變數之代號分別為：房價指數 (HPI)、「買房」關鍵字搜尋引擎指數 (GT_BH)、五行庫購屋貸款利率 (I)、貨幣供給額 (M2) 與核發建築物建造執照樓地板面積 (PERMIT)。

圖 4 房屋價格模型變數結構性轉變檢定結果

(二)單根檢定

本研究利用 ADF 及 PP 單根檢定法對各項變數資料進行房價模型變數之單根檢定，檢定結果如表 6 所示。結果發現幾乎所有變數在 5% 顯著水準下皆無法拒絕虛無假設，於水準值 (level) 時為非定態序列，惟「買房」關鍵字搜尋引擎指數於 PP 檢定得水準值為定態序列與 ADF 檢定結果不一致。再將各變數於進行一階差分後皆可拒絕虛無假設，表示一階差分值不存在單根，為一定態序列，記為 $I(1)$ 序列。

變數房價指數、「買房」搜尋引擎指數、貸款利率、貨幣供給額與核發建築物建造執照樓地板面積皆於一階差分後呈現定態，因此，房價模型各項變數能夠進一步做共整合檢定以檢驗變數間之長期均衡關係。

表 6 影響不動產價格相關變數之單根檢定結果

變數	Level		1st difference		落後期
	ADF test	PP test	ADF test	PP test	
<i>HPI</i>	-2.432	-0.471	-3.896***	-3.907***	1
<i>GT_BH</i>	-2.337	-4.616***	-6.363***	-23.413***	1
<i>I</i>	-1.987	-1.753	-4.901***	-4.897***	1
<i>M2</i>	0.212	-0.826	-3.769**	-13.409***	0
<i>PERMIT</i>	-2.438	-1.997	-4.064***	-9.0958***	2

註：1.*、**與***分別表示在 10%、5% 與 1% 的顯著水準下，拒絕有單根的虛無假設。

- 上述變數之代號分別為：房價指數 (*HPI*)、「買房」關鍵字搜尋引擎指數 (*GT_BH*)、五行庫新承做購屋貸款利率 (*I*)、貨幣供給額 (*M2*) 與核發建築物建造執照樓地板面積 (*PERMIT*)。

(三)共整合檢定

共整合檢定為檢驗變數間是否存在長期穩定的均衡關係之方法，當變數間具有共整合關係，意謂著變數間的短期變動會往長期均衡進行適度調整。根據上述單根檢定結果可知，本模型各變數之整合級次相同，皆屬於 $I(1)$ 時間序列資料，故可能存在共整合的長期均衡關係，因此本研究進一步透過共整合檢定以確認此關係。後續以落後期數為二期的設定進行變數間之共整合檢定。⁴

共整合檢定結果如表 7 所示，跡檢定 (Trace Statistic) 及最大特性根 (Max-Eigen Statistic) 檢定於 5% 顯著水準之下皆可拒絕虛無假設 $H_0:r=0$ (無共整合向量) 及 $H_0:r=1$ (最多有一組共整合向量)，即表示變數間至少存在兩組共整合關係，而在 5% 顯著水準之下無法拒絕 $H_0:r=2$ (最多有二組共整合向量)。按上述結果顯示，房價指數、「買房」搜尋引擎指數、貸款利率、貨幣供給額與核發建築物建造執照樓地板面積間具有二個共整合向量，表示變數之間具有二組長期均衡之關係。

表 7 房價模型 Johansen 共整合檢定結果

房價模型			
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	Max-Eigen Statistic
$r=0$	0.61766	95.0605***	43.2654***
$r \leq 1$	0.49489	51.7951**	30.7339**
$r \leq 2$	0.23509	21.0612	12.0599

註：1. r 代表相異的共整合向量個數。

2. **與***分別表示在 5% 與 1% 的顯著水準下，拒絕虛無假設。

⁴ 落後期數的決定係根據各變數原始資料所建構的 VAR 模型，透過一般的 AIC 準則決定。

(四)向量誤差修正模型 (VECM)

經由共整合檢定結果，可確認本模型變數間存在長期均衡關係。為進一步瞭解變數間長期均衡關係與短期的動態調整，本研究透過估計向量誤差修正模型 (VECM) 以觀察房價指數與其影響變數間之短期動態調整過程。

其中，誤差修正項 (CointEq) 係數大小代表模型中變量間動態關係偏離均衡後之調整速度快慢，若係數絕對值越大，表示誤差修正模型調整速度越快。本研究利用誤差修正模型分析二組長期均衡關係與短期之動態調整，誤差修正模型估計結果如表 8 所示，觀察房價模型二組誤差修正項 (CointEq1 及 CointEq2) 係數值皆為負值但不顯著，表示短期內變數值被高估，將不會以特定速度向下調整至下期，但長期之下仍會向長期均衡進行調整。

再觀察房價模型誤差修正模型估計結果，前期房價 (*HPI*) 對於當期房價呈正向影響關係，表示前一期房價上升時，將使當期的房價亦呈上升趨勢；另外，觀察由買方觀點出發的「買房」關鍵字搜尋引擎指數 (*GT_BH*)，其前一期指數於 10% 顯著水準之下與房價呈正向影響關係，此結果符合預期，即當買方有購屋需求時，可能藉由搜尋引擎尋求房屋供給來源或購屋資訊 (如仲介、買屋試算等)，此等購屋需求在進入房屋市場後將進而推升房價。另外，於本模型中，前期貸款利率 (*I*) 則與房價呈顯著負向影響關係，表示貸款利率上升將使當期房價呈現下跌趨勢，結果符合成本理論及實務預期，即貸款利率上升將造成購屋成本上升，降低購屋需求者進入市場之意願，房價則可能因購屋需求減少而下跌。

表 8 向量誤差修正模型 (VECM) 估計結果

變數	HPI	t 值
CointEq1	-0.12122	-1.29494
CointEq2	-0.552645	-1.60346
HPI(-1)	0.509207***	2.78729
HPI(-2)	0.265062	1.20072
GT_BH(-1)	0.463827*	1.67320
GT_BH(-2)	0.005712	0.03387
I(-1)	-15.64657***	-2.67301
I(-2)	-1.09	-0.20619
M2(-1)	0.00000169	0.59496
M2(-2)	-0.00000342	-0.99255
PERMIT(-1)	-0.000636	-0.40878
PERMIT(-2)	0.000958	0.87278
C	0.5928	0.33612

註：1. *、**與***分別表示在 10%、5% 與 1% 顯著水準之下為顯著。

2. 本模型根據 AIC 選定最適落後期。
3. 上述變數之代號分別為：房價指數 (HPI)、「買房」關鍵字搜尋引擎指數 (GT_BH)、五行庫購屋貸款利率 (I)、貨幣供給額 (M2) 與核發建築物建造執照樓地板面積 (PERMIT)。

(五)小結

在影響房價變數之分析中，本研究採用代表買方搜尋行為之「買房」關鍵字搜尋引擎指數作為主要變數，結合其他總體經濟變數，探討變數與房價間的關係。結果發現，搜尋引擎指數與房價之間有顯著的正向關係，即前期「買房」搜尋引擎指數上升時，房價將會上漲，顯示搜尋引擎指數確實將為影響後續之房價走勢，符合預期結果；另外結果亦顯示前期房價對於當期房價有顯著的正向影響關係，即前期房價的漲幅對於當期的

房價變動有明顯的同向影響關係，符合一般購屋者或投資者「追高」之心理，亦反映林左裕與程于芳 (2014) 所指出不動產市場之「從眾行為」；貸款利率對於房價的影響亦與預期相符，前期貸款利率對於當期房價為顯著負向影響關係，亦即前期貸款利率上升將可能增加購屋成本而降低民眾購屋需求，進而影響房價變動趨勢。

本研究亦再進一步以「房貸」及「賣屋」分別代表買賣雙方的搜尋行為，探討其與房價間之關係，結果可見附錄表 B。如前所述，前者受到 2008 年次級房貸爆發後，因搜尋「次級房貸」的次數遽增，導致因購屋需求搜尋「房貸」的行為對房價無顯著影響；後者「賣屋」之搜尋則因台灣持有不動產稅率長期偏低之影響，使投資者在短期內無獲利下仍無拋售之壓力，也因此對房價之影響不顯著。但就整體搜尋引擎關鍵字而言，觀察期之變動仍可增進對於房價之掌握，可見搜尋引擎指數確實可作為觀測現下市場參與者動態及意向之領先指標。

伍、結論與建議

傳統與不動產相關之研究多使用官方、民間企業或學術統計為資料來源，惟這些資料可能存在資料背景差異或發布時間落後等問題而無法完全代表真實及即時之不動產市場動向，若僅應用這些資料可能無法使研究結果呈現最即時或準確之訊息或進行預測。為提升此類統計資訊應用於預測時之即時性，本研究嘗試加入搜尋引擎數據作為不動產相關研究跨足大數據時代分析之第一步，在傳統之不動產市場預估計量模型中加入具代表性之 Google Trends 關鍵字搜尋指數，就民眾對於不動產市場的態度及搜尋行為，自不動產交易量及房屋價格兩面向進行分析，分別選定「信義房屋」及代表買方觀點之「買房」作為交易量及房價模型之搜尋關鍵字變數並加入其他總體經濟變數建立兩組模型。

實證結果發現，搜尋引擎指數對不動產交易量及價格皆存在正向且顯著之影響。在交易量方面，不動產潛在買方在購買不動產前，傾向透過網路搜尋相關不動產資訊，導

致搜尋引擎指數領先不動產交易量之現象；在房價方面，發現「買房」搜尋引擎指數上升時，之後的房價將會上漲，顯示搜尋引擎指數確實顯著領先房價，亦即當買方有購屋需求時，傾向先藉由搜尋引擎尋求房屋供給來源或購屋資訊（如仲介或買屋試算等），此等買方需求進入買賣市場後將進而推動房價上漲。本文在不動產市場研究上的貢獻為，藉由觀察搜尋引擎指數及其數據之分析，民眾、不動產業者、銀行與政府對於不動產市場將能夠有更精準且即時的掌握及預估能力，在進行購屋、投資或融資決策、或在對不動產市場政策之調整上，應能改善過往傳統資訊之遲滯問題，進而提高決策或政策之即時性及有效性。

(收件日期為民國 106 年 11 月 3 日，接受日期為民國 107 年 4 月 25 日)

附 錄

表 A 搜尋引擎關鍵字 (GT) 加入「房貸」及「賣屋」與不動產交易量 (SALE) 之 VAR 結果

變數	GT 房貸 SALE	GT 賣屋 SALE
SALE(-1)	0.745695*** [5.65577]	0.758683 *** [5.82924]
GT	-44.50302 [-0.52702]	-36.59387 [-0.21280]
I_DD(-1)	-28432.39** [-1.94356]	-29453.1 ** [-1.99945]
M2_D(-1)	1.489862** [2.16313]	1.55493 ** [2.29092]
CS_D(-1)	0.119689*** [3.20631]	0.118795 *** [3.17680]
GGR(-1)	1176.105 [0.85515]	1277.728 [0.93117]
C	17091.35 [1.14444]	14987.2 [0.98855]

註：1.由表中變數 Google Trend (GT) 之實證數值顯示，不論是「房貸」或「賣屋」的關鍵字，對不動產交易量 (SALE) 均無顯著影響。

2. *、**與***分別表示在 10%、5% 與 1% 顯著水準之下為顯著。

表 B 搜尋引擎關鍵字 (GT) 加入「賣屋」與「房貸」與房價 (HPI) 之 VECM 結果

變數	GT 房貸 HPI	GT 賣屋 HPI
CointEq1	0.012854 [0.17942]	-0.05869 [-2.79406]
HPI(-1)	0.420386 ** [2.37655]	0.206452 *** [2.78729]
HPI(-2)	0.023011 [0.10838]	-0.18931 [-1.04681]
GT(-1)	-0.020558 [-0.12047]	-0.01063 [-0.08907]
GT(-2)	0.131975 [0.84146]	-0.16763 [-1.61158]
I(-1)	-10.65998 * [-1.91999]	-10.5569 *** [-2.59158]
I(-2)	2.129797 [0.42952]	-0.46608 [-0.11402]
M2(-1)	0.00000341 [1.25031]	0.00000143 [0.59919]
M2(-2)	-0.000000423 [-0.15236]	-0.00000247 [-1.08850]
PERMIT(-1)	0.001117 [0.89826]	0.000945 [1.31885]
PERMIT(-2))	0.001934 * [1.90466]	0.000902 [1.17396]
C	0.728303 [0.40763]	3.883121 ** [2.34695]

註：1.由表中變數 Google Trend (GT) 之實證數值顯示，不論是「房貸」或「賣屋」的關鍵字，對房價 (HPI) 均無顯著影響。

2. *、**與***分別表示在 10%、5% 與 1% 顯著水準之下為顯著。

參考文獻

一、中文部分

- 台灣網路資訊中心，2018，「2018 台灣網路報告」，取自https://report.twNIC.tw/2018/TWNIC_TaiwanInternetReport_2018_CH.pdf，檢索日期：2017/11/02。(Taiwan Network Information Center, 2018, "Taiwan Internet Report for 2018", Retrieved November 02, 2017, from https://report.twNIC.tw/2018/TWNIC_TaiwanInternetReport_2018_CH.pdf.)
- 吳森田，1994，「所得、貨幣與房價---近二十年台北地區的觀察」，住宅學報，2：49-65。(Wu, S. T., 1994, "Income, Money and House Prices: An Observation of Taipei Area for the Past Two Decades", *Journal of Housing Studies*, 2: 49-65.)
- 林左裕與吳承曄，2016，「從日本經驗看高房價對國民消費與少子化之影響」，台北：2016 中華民國都市計劃學會、區域科學學會、地區發展學會、住宅學會、中華城市管理學會聯合年會暨論文研討會。(Lin, T. Y. and C. Y. Wu, 2016, "The Influence of Extravagant Housing Prices on National Consumption and Lower Birth Rate -- Japan's Experience", in *Proceedings of 2016 Joint Annual Meeting and Seminar Taiwan Institute of Urban Planning, Chinese Regional Science Association-Taiwan, Association of Global Development, Housing Studies, Chinese Association of Urban Management*, Taipei.)
- 林左裕與程于芳，2014，「影響不動產之市場從眾行為與總體經濟因素之研究」，應用經濟論叢，95：61-100。(Lin, T. Y. and Y. F. Cheng, 2014, "Factors of the Herding Behavior and Macro Economy on the Residential Real Estate Markets", *Taiwan Journal of Applied Economics*, 95: 61-100.)
- 林秋瑾、王健安與張金鶚，1997，「房地產與總體經濟景氣於時間上領先、同時、落後

- 關係之探討」，國家科學委員會研究彙刊：人文及社會科學，7：35-56。(Lin, C. C., C. A. Wang, and J. E. Zhang, 1997, "The Timing Relationship Analysis between Real Estate Cycle and Business Cycle in Taiwan", *Proceedings of the National Science Council : Part C, Humanities and Social Sciences*, 7: 35-56.)
- 林秋瑾與黃珮玲，1995，「住宅價格與總體經濟變數關係之研究」，政治大學學報，71：143-159。(Lin, C. C. and P. L. Hwang, 1995, "A Study on the Relationship between Housing Price and Macro-economic Variable", *The National Chengchi University Journal*, 71: 143-159.)
- 彭建文與張金鵬，2000，「總體經濟對房地產景氣影響之研究」，國家科學委員會研究彙刊：人文及社會科學，10：330-343。(Peng, C. W. and J. E. Zhang, 2000, "The Influence of Macroeconomic Variables on Real Estate Cycles in Taiwan", *Proceedings of the National Science Council: Part C, Humanities and Social Sciences*, 10: 330-343.)
- 蔡怡純與陳明吉，2004，「台北地區住宅市場結構性轉變與價格均衡調整」，都市與計畫，31：365-390。(Tsai, I. C. and M. C. Chen, 2004, "Structural Change in the Taipei Housing Market and Price Equilibrium Adjustment", *City and Planning*, 31: 365-390.)

二、英文部分

- Askatas, N. and K. Zimmermann, 2011, "Detecting Mortgage Delinquencies", *IZA Discussion Paper*, No. 5895.
- Carneiro, H. A. and E. Mylonakis, 2009, "Google Trends: A Web-based Tool for Real-time Surveillance of Disease Outbreaks", *Clinical Infectious Diseases*, 49: 1557-1564.
- Choi, H. and H. Varian, 2012, "Predicting the Present with Google Trends", *Economic Record*, 88: 2-9.
- Da, Z., J. Engelberg, and P. Gao, 2011, "In Search of Attention", *The Journal of Finance*, 66: 1461-1499.
- Darrat, A. F. and J. L. Glascock, 1993, "On the Real Estate Market Efficiency", *The Journal of*

- Real Estate Finance Economics*, 7: 55-72.
- Engle, R. F. and C. W. J. Granger, 1987, "Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing", *Econometrica*, 55: 251-276.
- Granger, C. W. J., 1981, "Some Properties of Time Series Data and Their Use in Econometric Model Specification", *Journal of Econometrics*, 16: 121-130.
- Johansen, S., 1988, "Statistical Analysis of Cointegration Vectors", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12: 231-254.
- Kristoufek, L., 2013a, "BitCoin Meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the Relationship between Phenomena of the Internet Era", *Scientific Reports*, 3: 3415.
- Kristoufek, L., 2013b, "Can Google Trends Search Queries Contribute to Risk Diversification?", *Scientific Reports*, 3: 2713.
- Kulkarni, R., K. Haynes, R. Stough, and J. Paelinck, 2009, "Forecasting Housing Prices with Google Econometrics", *George Mason University School of Public Policy Research Paper*, No. 2009-10.
- Lin, T. C., 2004, "A Study on the Termination Behaviors of Residential Mortgage in Taiwan", *Journal of Agricultural Economics*, 76: 169-195.
- Lohr, S., 2012, "The Age of Big Data", *New York Times*, Feb. 11, 2012.
- McDonald, J. and H. Stokes, 2013, "Monetary Policy and the Housing Bubble", *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 46: 437-451.
- McLaren, N. and R. Shanbhogue, 2011, "Using Internet Search Data as Economic Indicators", *Bank of England Quarterly Bulletin*, 51: 134-140.
- Pelat, C., C. Turbelin, A. Bar-Hen, A. Flahault, and A. Valleron, 2009, "More Diseases Tracked by Using Google Trends", *Emerging Infectious Diseases*, 15: 1327.
- Preis, T., H. Moat and H. Stanley, 2013, "Quantifying Trading Behavior in Financial Markets Using Google Trends", *Scientific Reports*, 3: 1684.
- Rae, A., 2015, "Online Housing Search and the Geography of Submarkets", *Housing Studies*, 30: 453-472.
- Sims, C., 1980, "Macroeconomics and Reality", *Econometrica*, 48: 1-48.
- StatCounter, 2019, "Browser Market Share in Taiwan", Retrieved November 2, 2017, from

<http://gs.statcounter.com/browser-market-share/all/taiwan>.

- Vosen, S. and T. Schmidt, 2011, “Forecasting Private Consumption: Survey-Based Indicators vs. Google Trends”, *Journal of Forecasting*, 30: 565-578.
- Webb, G. K., 2009, “Forecasting U.S. Home Foreclosures with an Index of Internet Keyword Searches”, in Proceedings of the *Fifteenth Americas Conference on Information Systems*, August 6-9, San Francisco, California.
- Wu, J., and Y. Deng, 2015, “Intercity Information Diffusion and Price Discovery in Housing Markets: Evidence from Google Searches”, *The Journal of Real Estate and Finance Economics*, 50: 289-306.
- Wu, L, and E. Brynjolfsson, 2015, “The Future of Prediction: How Google Searches Foreshadow Housing Prices and Sales”, in Goldfarb, A., S. M. Greenstein, and C. E. Tucker, ed., *Economic Analysis of the Digital Economy*, 89-118, Chicago: University of Chicago Press.

Predicting Housing Markets through the Searching Behavior on Internet^{*}

Tsoyu Calvin Lin^{**}

Abstract

With the increasing popularity of the internet, people acquire information frequently via internet. Data of searching and trading activities on internet accumulate sharply. These data, although fragmented, record people from search, browse and decision-making process. Traditional analysis of real estate market or policy making rely on statistics published by governments, companies, or academic institutions. Although these data provide some basis information, there are still some restrictions, i.e., limited sample and delayed posting. Data on search engines may complement these flaws. They are extremely timely and cover a great variety of economic activities, providing prompt and accurate forecast for the markets.

This study applies the search engine index provided by Google Trends to explore the relationship between the search engine index and housing markets. Results show that search engine index significantly leads housing prices and transaction volume, indicating that people tend to search and obtain information before entering real estate markets. By understanding the leading effect of “big data” on search engine to the housing markets, we can forecast real estate

^{*} The author is grateful to the financial support from the Ministry of the Science and Technology (MOST 105-2410-H-004-168) of Taiwan, as well as the research assistance from the master students, Hsiao-Jen Lin and Chia-Wen Chiang.

^{**} Professor, Department of Land Economics, National Chengchi University. Tel: +886-2-29393091 ext. 50605, Email: tsoyulin@nccu.edu.tw.

DOI: 10.3966/054696002019060105006

markets more accurately, and provide more timely implications for governments, enterprises and the public.

Keywords: Search Engine, Searching Behavior, Housing Price, Housing Volume, Big Data, Google Trend

JEL Classification: C53, E37, O32, R21, R51