

國立臺灣大學社會科學院經濟學系
碩士論文



Department of Economics
College of Social Sciences
National Taiwan University
Master Thesis

市場情緒與房價泡沫
Market Sentiment and Housing Bubble

陳家興
Chia-Hsing Chen

指導教授：
王泓仁 博士、陳南光 博士

Advisor:
Hung-Jen Wang, Ph.D.
Nan-Kuang Chen, Ph.D.

中華民國 111 年 9 月
September, 2022



國立臺灣大學碩士學位論文
口試委員會審定書
市場情緒與房價泡沫
Market sentiment and housing bubble

本論文係陳家興君（學號 R08323030）在國立臺灣大學經濟學系完成之碩士學位論文，於民國 111 年 08 月 22 日承下列考試委員審查通過及口試及格，特此證明

口試委員：

王泓仁

（指導教授）

陳南光

（指導教授）

賴宏彬

謝辭



首先要感謝我的指導教授王泓仁老師和陳南光老師，老師們無論是在論文題目的指引、寫作上的指導，或是學業上的課程規劃，都給予了我極大的幫助和支持。謝謝王老師無數個夜晚指導我模型的運用、程式的語法，和總是細心地提醒我寫作中用字遣詞該注意的地方，還有提供了我相關的學習資源，使得我有機會學習到隨機邊界分析的運用，以及謝謝老師編寫了如此實用且靈活的套件，讓我在實證分析當中能事半功倍。謝謝陳老師在經濟理論上給予了我相當多精準的建議，每當碰到一個新的問題時，老師總是能迅速地點出核心關鍵，使我能順利修正論文中不合宜之處，以及謝謝老師提供了我許多實用的文獻資料，這些資料也都是我論文中重要的引述和參考依據。

另外還要再特別感謝我的指導教授們，在我研究所這段期間內，對於我人生規劃的大力支持，謝謝老師們給予我多一年的時間，讓我去充實自身學科上相關的能力及考慮是否要走學術研究這條路。雖然最終我還是沒走上這條路，但非常謝謝老師們給我嘗試的機會，讓我能仔細思考自己是否有興趣，以及能力是否足夠，因此這方面我也沒留下遺憾了。

接著，我想感謝口試委員賴宏彬老師非常細心地幫我檢查了論文中錯誤的地方，以及給予了我相當多寶貴的建議，和此研究未來能延伸的方向，這些都是讓我論文能修改得更完整的因素。還有特別感謝黃華興學長編制的市場情緒指數，學長提供的此份資料，是我論文中最關鍵的一部分，因此我想藉此表達對學長深深的謝意。

此外也要感謝我研究所期間中的同學們，因為有你們相當正面且積極的學習風氣，才讓我認知到何謂近朱者赤，同時讓我大開眼界，體悟到自身有多麼的不足和渺小，從而有了鞭策自我的動力。

最後我想感謝我的家人，和一路上幫助過我、陪伴過我的人，因為有你們我才得以無後顧之憂地，繼續完成我的學業。

摘要



本文探討台北市是否有房價泡沫，以及此泡沫與市場情緒的關係。使用的模型為隨機邊界分析 (stochastic frontier analysis, SFA)，此模型除了能認定泡沫的存在與否，並能將資產的基本面和泡沫區分開來，分別估計兩者的大小，以及可以對其做統計檢定。估計過程中我們主要考慮了三種模型設定，接著以概似比檢定比較各個模型和資料的配適度，最終發現異質性截斷常態模型和資料最相符，因此以該模型作為主要分析之用。實證結果顯示台北市的房價確實存在泡沫現象，且在 2015 年最高峰時泡沫佔比達到 30%，其他年間平均為 10%-20%。同時我們也觀察到此泡沫和市場情緒存在顯著的正向關係，且若不考慮市場情緒，房價泡沫將有可能被低估。本文進一步也發現市場情緒影響房價泡沫的邊際效果並非線性，隨著市場情緒越高漲，對房價泡沫的邊際影響則更劇烈，此現象也符合過去一些行為經濟學之文獻所觀察，如從眾行為、追逐市場熱潮... 等。另外，我們也發現購買房產的資金成本之利率和房價租金比呈現負向的關係，此結果也和經濟理論相符。最後，本文也對高雄市做了相同的分析，實證結果發現高雄市房價並未顯著包含泡沫。

關鍵詞: 市場情緒、預期心理、房價泡沫、隨機邊界分析。

Abstract



This article explores whether there is a housing bubble in Taipei City and its relationship to market sentiment. The model we use is stochastic frontier analysis (SFA). This approach can not only identify the existence of a bubble or not, but also distinguish the fundamentals of the asset from the bubble. Therefore, we can estimate the value of these two terms separately, and make statistical tests on them. In the estimation process, we mainly consider three model settings, then use the likelihood ratio test to compare the fitness of data in each model. Finally, we find that the fitness of heterogeneous truncated-normal model is best, so this model is used as the main analysis. Empirical results show that there indeed exists a housing bubble in Taipei City. At the peak in 2015, the housing bubble accounted for 30%, and in other years is 10%-20%. We also observe a significant positive correlation between this bubble and market sentiment. If market sentiment is not taken into account, the housing bubble will likely be underestimated. This paper further finds that the marginal effect of market sentiment on housing bubble is not linear. The marginal impact of bubble is more stronger when the market sentiment become more higher, and this phenomenon is also correspond with the observations in some past behavioral economics literatures. Such as herding, chasing market boom...etc. In addition, we find that the capital interest rate used to purchase housing and the price-to-rent ratio show a negative relationship, which is consistent with economic theory. Finally, we do the same analysis for Kaohsiung City, then the empirical results show that the housing price in Kaohsiung City dose not significantly contain bubble.

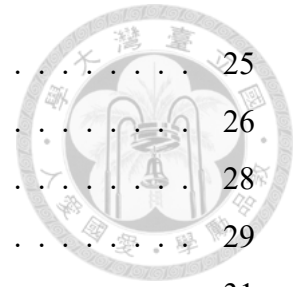
Keywords: Market Sentiment 、 Expectation 、 Housing Bubble 、 Stochastic Frontier Analysis.

目錄



口試委員會審定書	
謝辭	
中文摘要	III
英文摘要	IV
1 前言	1
2 文獻回顧	6
3 模型設定和計量方法	10
3.1 半常態分配	10
3.2 偏態系數檢定	11
3.3 概似比檢定	11
3.4 房價泡沫估計	12
3.5 截斷常態分配	13
3.6 市場情緒和房價泡沫	14
3.6.1 異質性模型設定	14
3.6.2 邊際效果	15
4 資料介紹	17
4.1 房價指數和租金指數	17
4.2 市場情緒指數	17
4.3 房價租金比	18
4.4 資金成本	19
4.5 M1B 和 M2 年增率	20
4.6 房屋貸款餘額	20
5 實證結果	22
5.1 台北市房價泡沫與市場情緒	22
5.1.1 偏態系數及其檢定	22
5.1.2 估計結果	23

5.1.3	模型比較	25
5.1.4	房價泡沫	26
5.1.5	邊際效果	28
5.1.6	更改模型設定	29
5.2	高雄市房價泡沫與市場情緒	31
5.2.1	偏態系數及其檢定	31
5.2.2	估計結果	31
5.2.3	模型比較	33
6	結論	34
	參考文獻	36



圖目錄



1	台北市信義房價指數	2
2	台北市房價租金比(月)	3
3	變數走勢	21
4	台北市房價租金比與房價泡沫	22
5	相關變數及估計結果	27
6	市場情緒對房價泡沫之邊際效果	28

表目錄

1	OLS 殘差項之偏態係數檢定	22
2	估計結果	24
3	概似比檢定	25
4	混和卡方表	26
5	邊際效果	28
6	更改模型設定	30
7	OLS 殘差項之偏態係數檢定	31
8	估計結果	32
9	概似比檢定	33
10	混和卡方表	33



1 前言

近二十年來台北市的房價上漲飛快，根據信義房價指數的資料顯示，在 2014-2015 年最高峰時已經成長為 2001 年時的三倍(圖1)。因此台北市是否有房價泡沫(housing bubble)成了學者專家關心的問題，而新聞報章雜誌等也開始常常報導此類議題，例如不吃不喝 16 年才能買房、¹ 年輕人買不起房無法組織家庭、² 房價租金比太高…³等。此外，對於我國大部分的家庭來說，房地產是一個家庭的資產組合中最重要資產，根據 2019 年行政院主計處國富統計顯示，房地產佔家戶單位總資產的 35.32%(土地按市值重評價)，因此不論是自住用途或是作為擔保品，房屋資產皆有相當重要的地位。

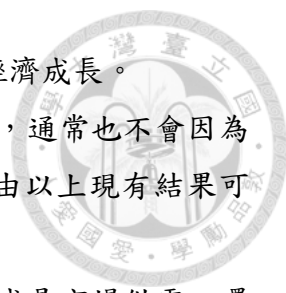
然而除了房價過高會使得一般民眾買不起房之外，房價上漲所帶來的問題也不可小覷。張天惠等(2022)指出當房價上漲時，整體經濟與製造業的產出成長顯著下降，且製造業的總要素生產力(total factor productivity, TFP)也顯著下降，但營建業本身的產出和 TFP 卻未顯著上升。若進一步考慮房價上漲的長期累積效果時，營建業的產出雖然會上升，但對製造業卻有排擠效果，使得其產出、投資和技術進步皆有顯著負面的長期影響，也就是有資源誤置(resource misallocation)的情形，將其他產業原本可獲取的勞動力和資本，皆轉移至房地產相關產業，最終拖累了整體經濟成長、投資與生產力。此外，由擔保品的角度來看，當房價上漲時，金融摩擦(financial frictions)的問題會減緩，借貸限制會變寬鬆，因此家戶單位可以借貸更多的資金，國內信用會擴張。但信用和房價的擴張與緊縮所引發的金融循環(financial cycles)可能會對金融穩定造成危害，特別是當金融危機牽涉房價崩跌時，此時的經濟衰退會更嚴重且復甦時間拉得更久。

而另一個值得注意的議題是當房價上漲時，是否會使得擁有房屋的家戶單位增加消費？國外的一些文獻如 Campbell and Cocco (2007) 發現在英國透過預期家庭財富的增加或藉由擔保品價值上漲，使借貸限制放寬，老年人的消費支出確實會受到刺激，而年輕人則不顯著。在另一方面，陳南光與王泓仁(2011)利用 1992Q1 至 2009Q3 的台灣總體資料研究總合房屋資產財富對總合消費支出的影響，實證結果發現總合房屋資產財富的變動並不會顯著地影響總合消費支出，但因為房價的變動對不同族群有不同的影響，因此對各層級的族群有總消費的分配效果，尤其房價上升對年輕族群和租屋族群有顯著的負面效果。林左裕等(2019)也發現不

¹經濟日報“北市買房，須 16 年不吃不喝” 20210401

²好房網 News “年輕人買不起房太廢了？專家嘆：沒資格買，也不敢奢望” 20210403

³好房網 News “全球最久，台北房東收租 64 年才能回本” 20140427



斷上升的房價對消費支出有負向的排擠效果，進而導致緩慢的經濟成長。

根據財稅資料顯示，我國大多數的家庭擁有的住宅只有一戶，通常也不會因為房價上漲而變賣，也就是房價上漲的資本利得不會實現。因此由以上現有結果可知，房價上漲對我國整體經濟的影響大多偏負面。

接著我們想知道房價上漲的原因為何，是來自總體環境因素或是市場供需，還是房價泡沫。理論上資產的價值可分為基本面 (fundamentals) 和泡沫 (bubble)，根據許多經濟指標的跡象，例如房價租金比在 2010 年後高達 600 以上 (圖2) 和 2021 年房價所得比將近 16，以及過去的研究多顯示出台北市的房屋市場有泡沫的存在 (張金鶚等, 2009; 張金鶚等, 2010; 王景南等, 2011)，而這個泡沫可能就是 2008 年全球金融危機之後，台北市房價為何快速高漲的重要原因。Stiglitz (1990) 認為純粹因為消費者認為購買此資產後，未來能以更高的價格出售，所造成的資產價格上漲，稱為泡沫，因為此價值並不來自於基本面價值 (fundamental value)。

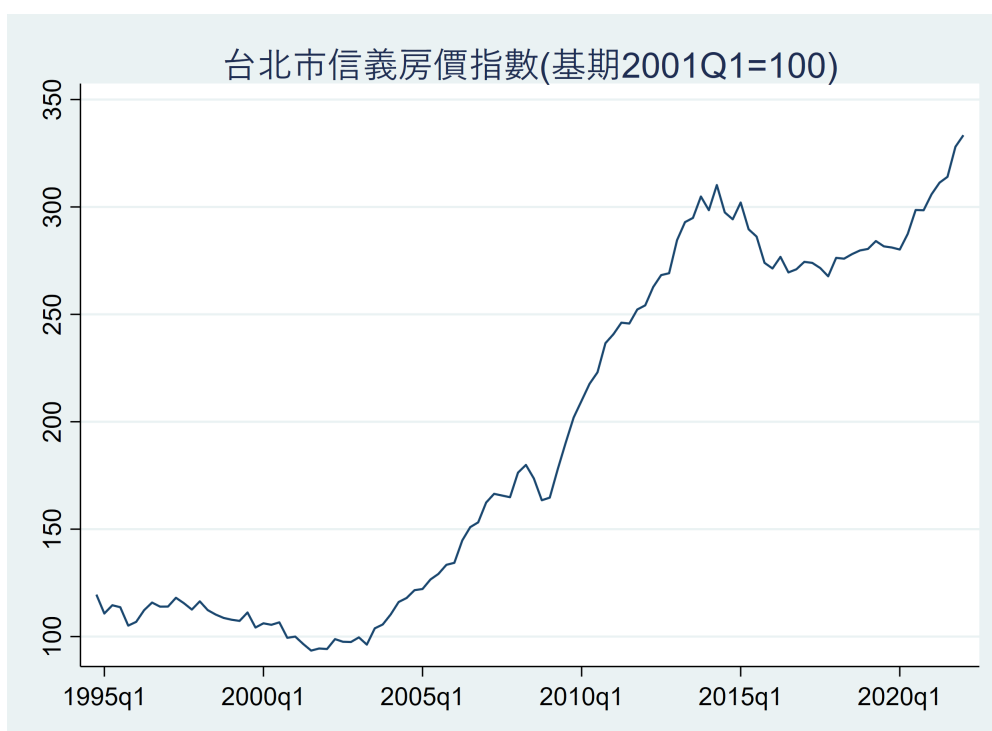


圖 1: 台北市信義房價指數

房價泡沫的高漲除了讓房價上漲引發上面討論的問題外，泡沫一旦破裂將會帶來許多經濟損失和對金融市場造成衝擊，如擔保品價值下跌、銀行收不回房貸...等。Brueckner et al. (2012) 發現美國房價泡沫和次貸危機有明顯的關聯。由於預期房價會上漲，金融機構願意將房貸借給更高風險的借款者，而房貸數量的增加又會再一次的助長房價泡沫。因此綜合以上原因，我們有必要關心房價泡沫的問題，

而且同時我們更想知道房價泡沫可能的成因。

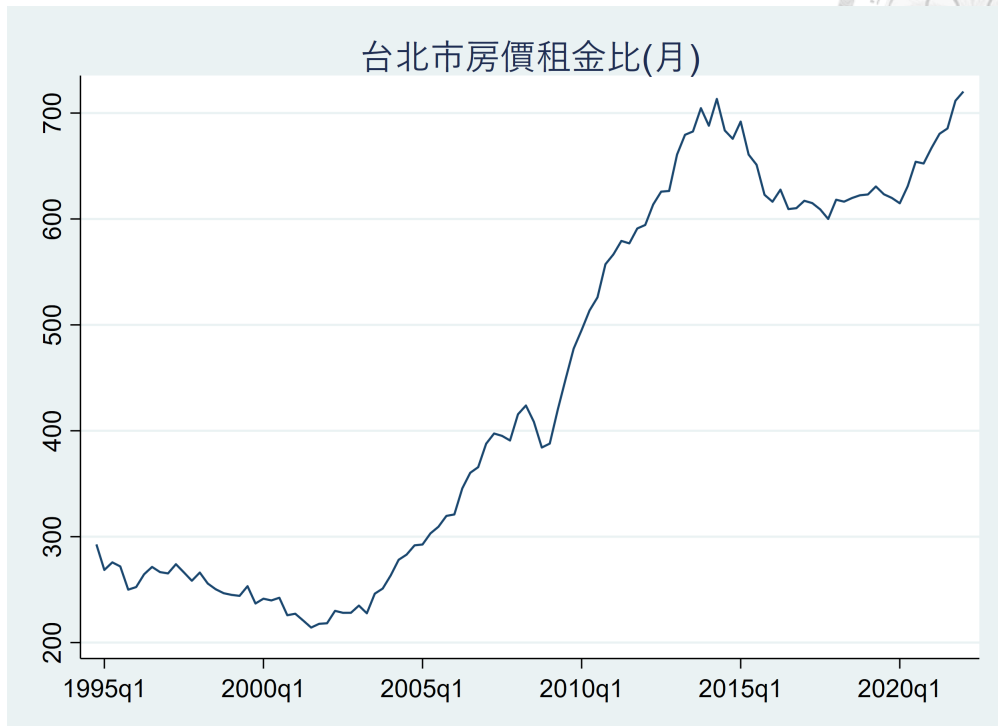


圖 2: 台北市房價租金比(月)

根據理性預期 (rational expectation) 的假設，消費者在做決定時，會在給定當期所有資訊集合 (information set) 下做出對未來的預測，這資訊集合也包含對未來情況的預期。因此根據效率市場假說 (efficiency market hypothesis)，當前的房價應該反應了所有已知的市場訊息。但越來越多指標，例如房價租金比、房價所得比，皆顯示出台北市房價上漲超過了基本面的變動，理論上此時房價就包含了泡沫。

而泡沫可能來自於理性或非理性。理性泡沫來自購屋者雖然知道房價已經高於基本面價值，但他們相信未來仍然能以更高價轉賣，因此依舊會購買。而另一種可能是當社會上大多數人有相同的信念 (belief) 時，除了彼此之間會互相影響，這個信念也越有可能會漸漸成真。例如當越來越多人相信房價未來會上漲時，那民眾就會想要提早先去買房，而真的越來越多人買房後，房價也就真的上漲了，也就是自我實現的預期 (self-fulfilling expectation)。另一方面，非理性泡沫來自社會大眾的從眾行為 (herding)，通常這些購屋者，文獻上也可稱為雜訊交易者 (noise traders)，並未充分利用市場上所有可得的資訊做判斷，較傾向於追逐市場熱潮，因此形成了非理性的房價泡沫。

由於市場情緒的樂觀或是悲觀影響景氣循環的現象，也可稱為消費者擁有動

物本能 (animal spirits)。⁴相關的研究如 Shiller (2008, 2015) 分別指出動物本能是帶動股票市場和房地產市場波動的重要因素。Glaeser et al. (2012) 利用使用者成本模型研究發現，低利率只能解釋美國 1996 年至 2006 年房價上漲的 1/5，因此認為預期心理很可能在這其中扮演了相當重要的腳色。Case et al. (2012) 在 2003 年至 2012 年每年皆對美國四大都會區進行問卷調查，⁵發現房價泡沫和消費者的長期預期 (10 年) 有關。Ling et al. (2015) 使用 VAR 模型檢視了 1990Q2-2010Q3 期間美國各都會區 (MSA) 非基本面的市場情緒對房價波動的影響。情緒指標來自調查市場調查，包括三個主要的群體，購屋者、建築者和信貸放款者。結果發現有明顯的證據顯示市場情緒能預測房價的上漲，在控制基本面因素、落後的房價報酬和落後的預期反應下，當期的市場情緒高漲和下一期的房價上漲仍然有顯著的關係。Abildgren et al. (2018) 使用丹麥消費者預期調查 (Danish Consumer Expectations Survey) 的總體資料和家戶單位的個體資料研究過度樂觀和房價泡沫的關聯。結果顯示房價的上漲確實部分來自非基本面的市場情緒因素，特別是在 1980 年中期和 2000 年中期，預期心理可解釋 15-20% 的偏離正常上漲趨勢 (constant growth trend) 的房價。

另外，Akerlof and Shiller (2010) 也發現過度樂觀的情緒是引起和加劇現代國際金融危機 (international financial crisis) 的重要原因。因此我們可知消費者有時候確實是會受到市場情緒和預期心理的影響，做出一些消費和投資的決策，以及對資產價值的判斷會不完全來自於基本面的價值，而這些額外的價格上漲就成了資產泡沫，由以上可知房價泡沫和市場情緒應該存在著相當的關連性。

本文探討台北市房屋市場的消費者預期心理或稱市場情緒 (market sentiment) 和房價泡沫 (housing bubble) 的關係。主要關注的資料期間為 2009 年第一季至 2018 年第四季，房價資料來自政大信義不動產研究中心所編製的信義房價指數。消費者預期心理的代理變數 (proxy) 為市場情緒指數 (market sentiment index, MS index)，此指數由黃華興 (2019) 所編制，編製方法為透過蒐集網路論壇 Mobile01 的資料，分析台北市房屋市場潛在消費者對未來房市景氣的看法，也就是將預期心理的資訊包含在內，因此代表的不只是當下資訊，而是同時考慮了未來預期的資訊。以上重要變數的細節會在接下來的章節詳細說明。

而本文採用的研究方法為隨機邊界模型 (stochastic frontier model) 分析，此模型的特性能幫助我們認定泡沫的存在與否，並能將資產的基本面和泡沫區分開來，分別估計兩者的價值，以及可以對其做統計檢定。此外在模型設定以及函數

⁴可參考 Pigou (1927) 和 Keynes (1936)。

⁵洛杉磯、舊金山、波士頓和密爾瓦基。

形式、參數形態上皆有很大的彈性，同時也考慮了隨機性的衝擊 (random shock)，因此排除了隨機性衝擊後的影響，才會被認為泡沫。也就是此模型中的誤差項 (composed error) 為一個隨機項 (random error) 加上一個大於零的隨機變數，兩者為獨立。在此模型架構下這個大於零的隨機變數就是一種房價泡沫比例的意思，因為它不是支撐這個資產價格的基本面價值，意思即為觀察到的房價會有系統地 (systematically) 單方面偏離理論模型預測的房價。而理論房價就是模型中的邊界 (frontier)，也就是由實質變數所估計出的基本面房價。由於房價泡沫的值域通常是大於零，因此可假設其符合半常態分配 (half-normal distribution) 或截斷常態分配 (truncated-normal distribution)。

在知道如何估計房價泡沫後，接著考慮如何在模型中加入市場情緒。本文根據 Caudill and Ford (1993)、Caudill et al. (1995) 和 Hadri (1999)(簡稱 CFCFGH) 在半常態模型泡沫項的變異數，以及根據 Kumbhakar, Ghosh, and McGuckin (1991)、Huang and Liu (1994) 和 Battese and Coelli (1995)(簡稱 KGMHLBC) 在截斷常態模型泡沫項的期望值，分別加入市場情緒指數，和 Wang (2002) 在更一般化的情況，結合前兩者，將泡沫項的變異數和期望值皆加入市場情緒指數。⁶在以上三種不同的模型設定下，市場情緒會透過不同的管道影響房價泡沫。接著我們再根據概似比檢定 (LR test) 檢視何種模型設定最符合資料的型態，對於資料的解釋力最佳。最終結果顯示異質性截斷常態模型 (KGMHLBC model) 和資料的配適度最佳，以及市場情緒指數確實和房價泡沫有顯著的正向關係。最後我們可以計算市場情緒指數對於房價泡沫的邊際影響以及對房價泡沫波動程度的影響，還有房價泡沫的嚴重程度為何，也就是佔了實際價格的多少比例。此處的泡沫衡量方式文獻上有兩種，分別是 Battese and Coelli (1988) 和 Jondrow et al. (1982)。前者為估計基本面房價佔實際房價的比例，後者則為估計房價泡沫佔基本面房價的比例。我們以前者作為代表，計算房價泡沫佔實際房價的比例，在 KGMHLBC 模型下考慮了市場情緒，2009 年至 2018 年台北市房價泡沫最高峰時約佔了 30%。⁷

本文第二章為文獻回顧，第三章為模型設定和計量方法介紹，第四章和第五章分別為實證資料介紹和實證結果分析，最後第六章為結論。

⁶後續模型設定時會提及，泡沫項為 u_t ，其精確的意思為房價泡沫佔基本面房價之比例。

⁷需要注意的是，本文研究房價的變數為房價租金比，而非房價指數本身。

2 文獻回顧

本文此章節回顧有關消費者市場情緒 (market sentiment) 和房價泡沫關係的文獻，⁸以及由於市場情緒對消費者決策的影響不只在房屋市場，因此也簡述幾篇關於金融市場中市場情緒和股價、股票選取的關聯，可由此稍作比較，最後再介紹我國目前對房價泡沫的研究。

國外的研究大多指出，消費者在做購屋決策時並非完全理性以及依照市場的基本面評估房價的合理性。Case and Shiller (2003) 使用美國 1985-2002 年間各州 (state-level) 每季的房價和基本面資料，加上 2002 年對四大都會區的購屋者進行問卷調查，⁹試圖找出是否有房價泡沫以及其和預期心理的關聯。結果顯示大多數購屋者，也可以說是投資者，都預期未來房價會上漲，因此就算當下的房價貴的不合理，他們依舊會購買。也因為這樣的預期未來能獲利的心理，這些購屋者會嚴重低估房地產投資的風險，而這類型持續性的購屋需求是支撐房價的因素，但他們一旦發現未來房價不會再上漲或無法獲利時，此房價就會迅速崩跌，因此本篇文獻作者認為這些的市場行為符合泡沫的涵義。Burnside et al. (2016) 檢視了房地產市場繁榮與衰退的原因，因而建立了一個異質性 (heterogeneous) 預期模型，且這些市場參與者的預期也會影響彼此。因此這種社會動態 (social dynamic) 會使得擁有樂觀預期的參與者比例改變，這改變也會影響到房價的變動，而這其中一項關鍵就是投機誘因 (speculative motives)，也就是房地產市場的繁榮是來自這群預期未來房價上漲的投機者比例增加。

有些文獻指出消費者預期房價的方式可能是種外推式的預期 (extrapolative expectation)，¹⁰此種預期方式假設過去的趨勢會繼續延伸下去，因此對未來的預期來自當下及落後期的資訊，也可說是回顧式 (backward-looking) 預期的一種。Gelain and Lansing (2014) 利用美國 1960-2013 年的資料研究了在標準盧卡斯資產定價模型 (Lucas-type asset pricing model) 下的房價租金比變動情形，以及比較此模型解釋能力和實際調查結果。模型中允許房屋投資者風險趨避程度可隨時間改變 (time-varying)，同時也允許租金成長走勢波動度可隨時間改變。結果發現在完全理性的假設下，模型顯著地低估了房價租金比的波動程度，而如果讓投資者只用過去四年的資訊做預期，也就是外推式的預期，或採用移動平均預測 (moving-average forecast rule)，讓較大的權重放在最近的落後資訊上，則可改善對

⁸也可說是預期心理 (expectation)、信念 (belief)。

⁹洛杉磯、舊金山、波士頓和密爾瓦基。

¹⁰可參考 De Bondt (1993)。

房價租金比的波動程度的解釋能力，且後者的處理方式會發現預期未來報酬和房價租金比呈現正相關。Granziera and Kozicki (2015) 檢視了不完全理性是否比較有潛力可以解釋美國的房價和房價租金比的變化。首先他們先在完全理性的假設下利用有風險資產的 Lucas (1978) 基本面模型模擬房價租金比的變化，接著讓其與 1987Q1-2011Q4 的資料比較。結果顯示雖然此模型可以解釋樣本平均值，但卻無法解釋或無法產生如同實際資料那樣的大規模且持續性的波動。因此本篇文獻作者考慮了幾種可能的調整方式，依序是理性泡沫、外推式的預期、不完全理性泡沫 (near rational bubble) 加入至模型中。在最後一種模型的模擬當中，他們發現決策者會將最近一期的落後資訊作為預測未來的主要資訊，尤其在景氣好的時候更會加劇此效果，因此容易產生過度樂觀 (over-optimism) 的情形。接著再利用最後這種模型試圖解釋 2000-2006 年的房價變動，結果顯示此模型確實能捕捉到這段期間房價上漲的波動以及後續的崩跌，因此本篇文獻作者認為外推式的預期和不完全理性泡沫是解釋房市波動和景氣循環的重要因素。

上述的外推式預期隱含著過去的趨勢會延續到未來，此觀點和行為經濟學 (behavioral economics) 中的動量效應 (momentum effect) 相當一致。Piazzesi and Schneider (2009) 試圖分析美國家戶單位在房市繁榮時的信念 (belief)，他們利用密西根消費者調查 (Michigan Survey of Consumers) 資料對家戶單位的異質性預期做群集分析。結果顯示總是能找到一群家戶單位出自預期未來房價上漲的信念而買房，尤其在房市景氣繁榮的後期，這種屬於“動量 (momentum) 群集”的家戶單位數量更是大幅增加。接著本文作者利用搜尋模型 (searching model) 證實這一類型的群集對於房價的影響，顯示只需一小群過度樂觀的購屋者或投資者即可對房價造成相當大的影響。

另外有些文獻除了檢驗消費者市場情緒和房市動態的關係外，也分析了當他們接收到總體經濟或景氣循環的相關新聞資訊時，市場情緒是否會受到影響。如 Lambertini et al. (2013) 使用 VAR 模型及密西根大學的消費者調查資料 (University of Michigan Consumer Survey Data)，研究消費者信念和景氣情況的新聞 (news on business cycle) 對房市動態及總體經濟的影響。¹¹其中景氣情況的新聞使用的代理變數為上述消費者調查資料中的 News Heard of Recent Changes in Business Conditions 這項指標，¹²此指標用於評估消費者對於有關未來景氣狀況新聞的接收

¹¹這裡的新聞指的是從各種管道接受到的，不局限於電視上的新聞，也類似聽聞消息的意思。

¹²根據 University of Michigan Consumer Survey Data 的網站顯示，該指標的問題是“During the last few months, have you heard of any favorable or unfavorable changes in business conditions? ”，可回答聽到 favorable 或 unfavorable 的新聞，或是 No mention 和 relative。

程度，是 GDP 成長率的領先指標，且高度相關。為了區分新聞的影響和其他的因素，因此將此新聞的代理變數作為 VAR 估計中認定條件 (identification condition) 的第一順位，也就是不會受其他因素反過來影響。結果顯示景氣情況的新聞確實會影響房價預期心理，尤其在房市繁榮時期，新聞的衝擊和房價預期心理兩者可以解釋一半以上的房價波動和總體變數的波動，不過排除掉新聞衝擊的房價預期心理就足以解釋大部分的總體變數波動。因此結論和此篇文獻作者原先的假說一致，市場情緒會帶動房市的動態循環和總體經濟的波動。

此外也有些文獻分析了次貸危機時期，金融機構內的人員是否有提前察覺到房市泡沫的現象和過度寬鬆的抵押貸款審核，以及這些資訊優勢者是否有刻意隱瞞投資的風險，使得投資者大量進入當時的市場。如 Cheng et al. (2014) 研究了 2004-2006 年美國次貸危機發生前夕，華爾街 (Wall Street) 的中階經理人是否有查覺到房市泡沫和即將爆發的危機。結果顯示他們並沒有發現泡沫的氛圍，而且其中一群過度樂觀的經理人還更積極地進入房市，因此本篇作者認為欲避免此種危機的發生，市場情緒是我們未來需要關注的一環。Foote et al. (2012) 分析了 12 個美國房貸市場的現象，他們否認次貸危機是因為金融機構內部的人員對房貸借款者和投資者刻意隱瞞資訊，認為應該是房貸借款者和投資者對於房價過度樂觀的預期，而這種錯誤的市場情緒就如同 400 年前荷蘭的鬱金香狂熱。

接著，金融市場中也有許多文獻證實了投資者市場情緒對股價及股票選取的關聯。如同行為財務學 (behavioral finance) 的觀點，投資者並非完全理性，有時候會受到內心情緒或市場氛圍的影響，以及過度樂觀，或由於捷思偏誤 (heuristic bias) 和確認偏誤 (confirmation bias) 而資訊反應不足。¹³Benartzi (2001) 分析了過度外推式的預期 (excessive extrapolative expectation) 對股票挑選的影響，檢視對象為公司退休儲蓄計劃中股票配置的情形。結果發現股票的選擇與過去報酬的表現有顯著正相關，有 39.7% 是過去 10 年表現較好的股票，且發現這些選擇與它們未來預期報酬的資訊沒有關聯。Greenwood and Shleifer (2014) 利用 1963-2011 年六種不同的股市投資者的情緒調查資料，檢驗了投資者的預期報酬和理論模型的期望報酬之間的關係。結果發現此兩者有強烈的負相關，因為此理論模型的期望報酬應該和理性投資者的預期報酬為正相關，因此不支持理性投資者假設，且投資者的預期報酬和過去的報酬正相關，推測此預期趨勢屬於外推式的預期。Baker and Wurgler (2006) 利用主成分分析建立了 1962-2001 年的市場情緒指標，其中考慮的代理變數有封閉基金折價 (the closed-end fund discount)、紐約證交所股票成交量 (NYSE

¹³可參考 Tversky and Kahneman (1974)。

share turnover)、IPO 數量…等六個。結果顯示市場情緒指標的高低和股票的選取，如股票公司的規模大小、股票報酬的波動程度、是否會發股利…等，有顯著的關聯，因此結論為市場情緒確實會影響股票橫斷面 (cross-section) 上的報酬差異。

最後是國內現有對台北市房價泡沫的研究，結果皆顯示目前台北市房價確實是存在著泡沫。張金鶚等 (2009) 利用資產現值模型和狀態空間模型推估台北市房價的基本面和房價泡沫程度，使用的資料為 1973Q2-2008Q1 的房價和租金，前者來自營建署公佈的台北市預售住宅價格季指數，後者來自台北市主計處公佈的台北市租金指數，並將國泰出租住宅的租金價格與之共同整合，計算平均月租金價格的季資料。研究結果發現台北市在 1988-1990 年泡沫約佔房價的 54%，2003 年時受到 SARS 影響泡沫和房價皆下滑，但 2008 年後開始泡沫和房價又同步上升，泡沫約佔房價的 27%。王景南等 (2011) 利用 Phillips et al. (2011) 所提出的遞迴迴歸法估計台北市房價泡沫的情形，此方法不需估計房價的基本價值，主要目的在於偵測泡沫的存在與否、出現時點、破滅時點，採用的資料為 1993-2009 年的信義房價指數。實證結果發台北市 2006 年房價開始出現泡沫的現象，但 2008 年金融海嘯時此泡沫隨即消失，而 2009 年危機結束後又再度有泡沫的生成。

3 模型設定和計量方法

3.1 半常態分配

一個標準的隨機邊界模型 (stochastic frontier model) 有以下形式，

$$\ln Y_t = \ln Y_t^* + u_t + \nu_t, \quad (1)$$

$$= \ln Y_t^* + \epsilon_t, \quad (2)$$

$$\ln Y_t^* = h(X_t; \beta), \quad (3)$$

$$u_t \stackrel{i.i.d}{\sim} N^+(0, \sigma_u^2), \quad (4)$$

$$\nu_t \stackrel{i.i.d}{\sim} N(0, \sigma_\nu^2). \quad (5)$$

其中 $\epsilon_t = u_t + \nu_t$ 。其中 $u_t > 0$ ，為期望值大於 0 的隨機項，在此假設其符合半常態分配。 ν_t 為期望值等於 0 的外部隨機衝擊項，兩者互相獨立。 $\ln Y_t^*$ 在此為基本面的對數房價租金比，由基本面變數 X_t 所決定，包括預期持有房屋報酬率、租金成長率、資金成本...等， β 為其係數。而 $\ln Y_t^* + \nu_t$ 為此模型的隨機邊界 (stochastic frontier)。最後 $\ln Y_t$ 是我們實際觀察到的對數房價租金比，也就是包含了隨機衝擊和房價泡沫。因此我們將模型改寫如下，

$$\ln(P/L)_t = \ln(P/L)_t^* + u_t + \nu_t, \quad (6)$$

$$= \ln(P/L)_t^* + \epsilon_t, \quad (7)$$

$$\ln(P/L)_t^* = X_t' \beta, \quad (8)$$

$$u_t \stackrel{i.i.d}{\sim} N^+(0, \sigma_u^2), \quad (9)$$

$$\nu_t \stackrel{i.i.d}{\sim} N(0, \sigma_\nu^2). \quad (10)$$

其中 $(P/L)_t$ 為房價租金比，(9)、(10) 式和 (4)、(5) 式相同，基本面解釋變數 X_t 向量為以下形式，

$$X_t = \begin{bmatrix} return_{t-1} \\ \Delta rent_t \\ c_{t-1} \\ \Delta mlb_{t-4} \\ loan_t \end{bmatrix}. \quad (11)$$

其中 $return_{t-1}$ 代表落後一期的持有房屋報酬率， $\Delta rent_t$ 代表租金成長率， c_{t-1} 為落後一期的對數資金成本， Δmlb_{t-4} 為落後四期的 M1B 年增率， $loan_t$ 為對數



房屋貸款，房屋貸款則是消費者購屋貸款餘額、建築貸款餘額和房屋修繕貸款餘額，三者加總。

求解此模型的方式為最大概似估計 (maximum likelihood estimation, MLE)。概似函數為，

$$L_t = -\ln\left(\frac{1}{2}\right) - \frac{1}{2} \ln(\sigma_v^2 + \sigma_u^2) + \ln \phi\left(\frac{-\epsilon_t}{\sqrt{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}}\right) + \ln \Phi\left(\frac{\mu_{*t}}{\sigma_*}\right), \quad (12)$$

其中 μ_{*t} 和 σ_*^2 為，

$$\mu_{*t} = \frac{\sigma_u^2 \epsilon_t}{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}, \quad (13)$$

$$\sigma_*^2 = \frac{\sigma_v^2 \sigma_u^2}{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}. \quad (14)$$

在估計的過程中，為保證 σ_u^2 及 σ_v^2 為正，須將其參數化，

$$\sigma_u^2 = \exp(w_u), \quad (15)$$

$$\sigma_v^2 = \exp(w_v). \quad (16)$$

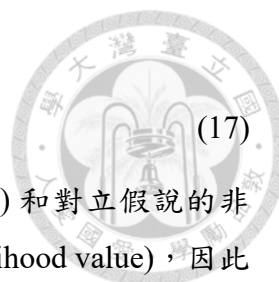
因此後續估計在此得到的係數為 w_u 和 w_v ，而非 σ_u^2 和 σ_v^2 。

3.2 偏態系數檢定

在進行隨機邊界模型估計前，我們先對模型做一次簡單迴歸 (original linear regression, OLS)，接著對其殘差的偏態系數進行一個初步的檢定，看看是否符合此研究原先的預期。如前所述本文假設誤差 $\epsilon_t = u_t + \nu_t$ ，此應為一個期望值大於 0 的隨機變數，且其偏態系數應該大於 0，也就是正偏態 (positive skewness)。我們採用的偏態系數檢定方式為 D'Agostino et al. (1990)，此偏態系數檢定可以幫助我們檢驗樣本殘差是否有單邊偏離的現象。

3.3 概似比檢定

概似比檢定 (likelihood ratio test, LR test) 用於比較不同模型間的設定，何者較符合樣本型態，或稱較被樣本證據支持。雖然上一小節的偏態系數檢定可以幫助我們檢驗隨機邊界模型是否適用，但我們還想知道在加入機率分配的資訊後，不同隨機邊界模型設定下估計後的結果和 OLS 估計的結果比較，以及不同隨機邊界模型設定彼此間的比較，試圖找出最符合樣本型態的模型設定，因此概似比檢定就是作為此用途。



其形式如下，

$$-2[L(H_0) - L(H_1)]. \quad (17)$$

$L(H_0)$ 和 $L(H_1)$ 分別代表虛無假說的限制模型 (restricted model) 和對立假說的非限制模型 (unrestricted model) 各自收斂時的對數概似值 (log-likelihood value)，因此大於臨界值時，樣本傾向支持非限制模型。此概似比檢定的統計量不是標準卡方分配 (standard chi-square distribution)，因此臨界值須依據 Kodde and Palm (1986) 所提出的混和卡方分配表 (table of mixed chi-square distribution)，自由度 (degrees of freedom) 則視與虛無假說模型設定相異的參數數量。

3.4 房價泡沫估計

在此我們考慮兩種房價泡沫的估計，第一種由 Jondrow et al. (1982) 所提出，後續簡稱 JLMS，形式如下，

$$E(u_t|\epsilon_t) = \mu_{*t} + \frac{\sigma_* \phi\left(\frac{\mu_{*t}}{\sigma_*}\right)}{\Phi\left(\frac{\mu_{*t}}{\sigma_*}\right)}, \quad (18)$$

第二種由 Battese and Coelli (1988) 所提出，後續簡稱 BC，形式如下，

$$E(\exp(-u_t)|\epsilon_t) = \exp(-\mu_{*t} + \frac{1}{2}\sigma_*^2) \frac{\Phi\left(\frac{\mu_{*t} - \sigma_*}{\sigma_*}\right)}{\Phi\left(\frac{\mu_{*t}}{\sigma_*}\right)}. \quad (19)$$

其中 μ_{*t} 和 σ_* 定義同 (13)、(14) 式。

接著我們想知道此兩種泡沫比例在本文代表的意義，因此將 $\ln Y = \ln(P/R)$ 代入下式，

$$\ln Y_t = \ln Y_t^* + u_t \quad (20)$$

將得到，

$$\ln(P/L)_t = \ln(P/L)_t^* + u_t \quad (21)$$

再將此式整理，得到如下兩式，

$$\frac{(P/L)_t}{(P/L)_t^*} = e^{u_t} \quad (22)$$

$$\frac{(P/L)_t^*}{(P/L)_t} = e^{-u_t} \quad (23)$$

將式 (23) 代入式 (19)，可得 BC 為，

$$E(\exp(-u_t)|\epsilon_t) = E\left(\frac{(P/L)_t^*}{(P/L)_t}|\epsilon_t\right) \quad (24)$$



而計算 JLMS 前，需要先得到以下關係，

$$u_t = \ln\left(\frac{(P/L)_t}{(P/L)_t^*}\right) = \ln\left(\frac{(P/L)_t^* + \Delta_t}{(P/L)_t^*}\right) = \ln\left(1 + \frac{\Delta_t}{(P/L)_t^*}\right) \approx \frac{\Delta_t}{(P/L)_t^*} \quad (25)$$

其中 Δ_t 為 $(P/L)_t^*$ 和 $(P/L)_t$ 的差，也就是基本面房價租金比和實際房價租金比的差距，在此即為泡沫的意思。¹⁴因此將式 (25) 代入式 (18) 可得 JLMS 為，

$$E(u_t|\epsilon_t) = E\left(\frac{\Delta_t}{(P/L)_t^*}|\epsilon_t\right) \quad (26)$$

因此我們可知 JLMS 估計的是房價泡沫佔基本面房價的比例，而 BC 估計的則為基本面房價佔實際房價的比例。¹⁵

我們做這一步驟的計算原因在於，隨機邊界模型所估計出有關房價泡沫項的係數是 \hat{w}_u 和 \hat{w}_v ，然後再將其轉為 $\hat{\sigma}_u^2$ 和 $\hat{\sigma}_v^2$ ，以及前面假設 $u_t \stackrel{i.i.d.}{\sim} N^+(0, \sigma_u^2)$ ，因此我們可以根據半常態的機率函數推導出平均房價泡沫比例的估計值 $\hat{E}(u_t)$ ，此代表的是這段期間平均的房價泡沫比例。但這還不足以讓我們得到個別樣本房價泡沫比例的估計，在此個別樣本代表著個別季度。換句話說，我們想要得到的是個別 ϵ_t 下的條件期望值 $E(u_t|\epsilon_t)$ ，來作為當季 u_t 的估計值。而上述條件期望值的推導需要條件機率分配，因此需要先計算 $f(u|\epsilon)$ 。

3.5 截斷常態分配

接著考慮 u_t 的另一種機率分配形式，也就是截斷常態分配，(6)-(8) 式及 (10) 式不變，(9) 式改為

$$u_t \stackrel{i.i.d.}{\sim} N^+(\mu, \sigma_u^2), \quad (27)$$

概似函數為，

$$L_t = -\frac{1}{2} \ln(\sigma_v^2 + \sigma_u^2) + \ln \phi\left(\frac{\mu - \epsilon_t}{\sqrt{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}}\right) + \ln \Phi\left(\frac{\mu_{*t}}{\sigma_*}\right) - \ln \Phi\left(\frac{\mu}{\sigma_u}\right), \quad (28)$$

其中 μ_{*t}^2 和 σ_*^2 有以下型式，

$$\mu_{*t}^2 = \frac{\sigma_v^2 \mu + \sigma_u^2 \epsilon_t}{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}, \quad (29)$$

$$\sigma_*^2 = \frac{\sigma_v^2 \sigma_u^2}{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}. \quad (30)$$

¹⁴在此也可以看出 u_t 代表的意義為房價泡沫佔基本面房價之比例。

¹⁵精確地說，JLMS 估計的是房價泡沫佔基本面房價租金比的比例，BC 估計的則為基本面房價租金比佔實際房價租金比的比例。



在估計的過程中，為保證 σ_u^2 及 σ_v^2 為正，一樣須將其參數化，同 (15)、(16) 式。其餘概似比檢定、房價泡沫的估計...等，概念上皆和半常態分配相同，僅自由度和 μ_{*t}^2 、 σ_{*t}^2 需更改。

3.6 市場情緒和房價泡沫

3.6.1 異質性模型設定

除了估計出房價泡沫的比例外，我們更想知道房價泡沫的高低會受什麼因素影響。而如同本文之前章節提到的，我們懷疑市場情緒可能是影響房價泡沫的關鍵因素，因此接下來的重點就是驗證市場情緒是否會影響房價泡沫。

第一種方式為 Caudill and Ford (1993)、Caudill, Ford, and Gropper (1995) 和 Hadri (1999) 所提出，¹⁶我們將半常態分配模型中 u_t 的變異數參數化 (parameterization)，也就是 $\sigma_{ut}^2 = \exp(z'_{u,t} w_u)$ ， $z_{u,t}$ 為外生變數，在此即為預期心理的代理變數，市場情緒指標，而 w_u 為其係數，此模型設定也可稱為異質性半常態分配模型 (half-normal model of heteroscedasticity)。第二種方式為 Kumbhakar, Ghosh, and McGuckin (1991)、Huang and Liu (1994) 和 Battese and Coelli (1995) 所提出，¹⁷我們將截斷常態分配模型中 u_t 的期望值參數化，也就是 $\mu_{ut} = z'_{u,t} \delta_u$ ，此處 $z_{u,t}$ 定義和第一種方式一樣， δ_u 為其係數，此模型設定也可稱為異質性截斷常態分配模型 (truncated-normal model of heteroscedasticity)。第三種方式為 Wang (2002) 所提出，我們將截斷常態分配模型中 u_t 的期望值和變異數皆參數化，如下式，

$$\sigma_{ut}^2 = \exp(z'_{u,t} w_u), \quad (31)$$

$$\mu_{ut} = z'_{u,t} \delta_u. \quad (32)$$

此設定如同結合了前兩種，意義為我們不主觀決定應該將市場情緒指數加入何處，而是經由樣本資料來決定，同時此模型可以允許其對 u_t 有非單調性 (non-monotonic) 的邊際影響。

最後值得一提的是，早期文獻估計外生變數 z_t 和無效率項 u_t 之間的關係，會採用兩階段 (two-stage) 估計，也就是先估計出 u_t ，然後再將 u_t 對 z_t 做迴歸，然而此方式會造成係數的估計誤差 (biased)。假設 z_t 和 X_t 不獨立，則模型的第一階段估計就已偏誤。但就算假設 z_t 和 X_t 獨立，忽略 z_t 對 u_t 的影響也會造成 u_t 估計有分散不足 (underdispersed) 的問題，因此第二階段會低估 z_t 對 u_t 的影響

¹⁶簡稱 CFCFGH 模型。

¹⁷簡稱 KGMHLBC 模型。



(Wang and Schmidt, 2002)。而根據上述三種方式估計 z_t 和 u_t 之間的關係則為一階段 (one-stage) 估計，意即將其和所有其他解釋變數 X_t 同時利用最大概似法估計得出。

3.6.2 邊際效果

接著，我們想知道市場情緒指數對房價泡沫比例 u_t 的邊際影響 (marginal effects)。由於 CFCFGH 模型和 KGMHLBC 模型皆為 Wang (2002) 中的特例，因此我們以 Wang (2002) 說明邊際效果的計算方式。

首先，在此模型設定下， u_t 的機率分配為截斷常態，值域範圍假設是 $\alpha < u < \infty$ ，因此有機率函數如下式，

$$f(u) = \frac{1}{\sigma_u} \frac{\phi\left(\frac{u-\mu}{\sigma_u}\right)}{1 - \Phi\left(\frac{\alpha-\mu}{\sigma_u}\right)}, \quad (33)$$

經過推導可得其期望值和變異數有此形式，

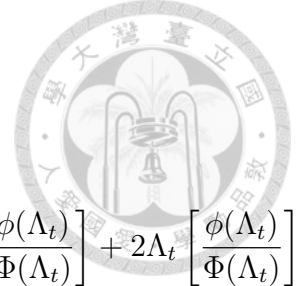
$$E(u) = f(\mu, \sigma_u) = \sigma_u \left[\frac{\mu}{\sigma_u} + \frac{\phi\left(\frac{\mu}{\sigma_u}\right)}{\Phi\left(\frac{\mu}{\sigma_u}\right)} \right], \quad (34)$$

$$\text{Var}(u) = f(\mu, \sigma_u) = \sigma_u^2 \left[1 - \frac{\mu}{\sigma_u} \frac{\phi\left(\frac{\mu}{\sigma_u}\right)}{\Phi\left(\frac{\mu}{\sigma_u}\right)} - \left[\frac{\phi\left(\frac{\mu}{\sigma_u}\right)}{\Phi\left(\frac{\mu}{\sigma_u}\right)} \right]^2 \right]. \quad (35)$$

在此我們使用的是非條件期望值和變異數，是由於此式中的 μ 和 σ_u 在當前的設定下會有異質性。換句話說此兩者將改寫為 $\mu_{u,t}$ 和 $\sigma_{u,t}$ ， $E(u)$ 和 $\text{Var}(u)$ 也會變為 $E(u_t)$ 和 $\text{Var}(u_t)$ 。而 $\mu_{u,t}$ 和 $\sigma_{u,t}$ 是外生變數 z_t 的函數，因此已經有個別異質的資訊。若再計算條件下的期望值和變異數，會變得過於複雜，因此以上述形式說明 z_t 影響 u_t 的方式，也就是市場情緒指數如何影響房價泡沫比例的期望值 $E(u_t)$ 和變異數 $\text{Var}(u_t)$ 。

外生變數 z_t 為一個向量，我們假設第 k 個變數為市場情緒指數，以 $z_t[k]$ 表示。因此 $E(u_t)$ 和 $\text{Var}(u_t)$ 分別對其偏微分，可得結果如下式，

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(u_t)}{\partial z_t[k]} &= \delta_u[k] \left[1 - \Lambda_t \frac{\phi(\Lambda_t)}{\Phi(\Lambda_t)} - \left[\frac{\phi(\Lambda_t)}{\Phi(\Lambda_t)} \right]^2 \right] \\ &\quad + \mathbf{w}_u[k] \frac{\sigma_{u,t}}{2} \left[(1 + \Lambda_t^2) \left[\frac{\phi(\Lambda_t)}{\Phi(\Lambda_t)} \right] + \Lambda_t \left[\frac{\phi(\Lambda_t)}{\Phi(\Lambda_t)} \right]^2 \right], \end{aligned} \quad (36)$$



$$\begin{aligned} \frac{\partial \text{Var}(u_t)}{\partial z_t[k]} &= \frac{\delta_u[k]}{\sigma_{u,t}} \left[\frac{\phi(\Lambda_t)}{\Phi(\Lambda_t)} \right] (\text{E}(u_t)^2 - \text{V}(u_t)) \\ &\quad + \mathbf{w}_u[k] \sigma_{u,t}^2 \left[1 - \frac{1}{2} \left[\frac{\phi(\Lambda_t)}{\Phi(\Lambda_t)} \right] \left(\Lambda_t + \Lambda_t^3 + (2 + 3\Lambda_t^2) \left[\frac{\phi(\Lambda_t)}{\Phi(\Lambda_t)} \right] + 2\Lambda_t \left[\frac{\phi(\Lambda_t)}{\Phi(\Lambda_t)} \right]^2 \right) \right]. \end{aligned} \quad (37)$$

其中 $\delta_u[k]$ 和 $\mathbf{w}_u[k]$ 為相應的係數， $\Lambda_t = \frac{\mu_{u,t}}{\sigma_{u,t}}$ 。如上所述，CFCFGH 和 KGMHLBC 為 Wang (2002) 之特例。因此前者只需將 $\delta_u[k] = 0$ 和 $\mu_{u,t} = 0$ 帶入上面兩式，後者則為 $\mathbf{w}_u[k] = 0$ 和 $\sigma_{u,t} = \sigma_u$ ，就可以分別得到該模型下市場情緒指數對 u_t 期望值和變異數的邊際影響。

最後值得注意的是，我們雖然無法從一開始估計出的 $\mathbf{w}_u[k]$ 和 $\delta_u[k]$ 得到市場情緒對房價泡沫比例的邊際影響，但卻可以得知影響的方向。以 CFCFGH 模型來說，(29) 式將改寫如下，

$$\frac{\partial \text{E}(u_t)}{\partial z_t[k]} = \mathbf{w}_u[k] \frac{\sigma_{u,t}}{2} \left[1 \times \frac{\phi(0)}{\Phi(0)} \right] = \mathbf{w}_u[k] \sigma_{u,t} \phi(0). \quad (38)$$

其中 $\Lambda_t = 0$ ， $\Phi(0) = 0.5$ 。由於 $\sigma_{u,t}$ 和 $\phi(0)$ 皆為正，¹⁸ 因此可看出邊際效果的方向取決於 $\mathbf{w}_u[k]$ 。

¹⁸理論上連續型機率密度函數單點機率為 0，但此為求近似值，大約是 0.3989。



4 資料介紹

4.1 房價指數和租金指數

本文使用的房價資料來自信義不動產研究發產中心編制的信義房價指數，樣本來自純住用途的中古屋交易資料，排除預售屋和具備其他用途的住宅物件，以及偏差樣本，例如工業住宅、屋齡偏高之住宅...等。此指數使用的模型為特徵價格函數模型 (Hedonic pricing model)，並採用拉氏指數 (Laspeyres index) 的定義，最早的樣本期間可追溯至 1991 年第 1 季，而目前基期為 2001 年第 1 季。租金指數的資料來自台北市政府主計處公布的房屋租金指數，我們將每三個月的月資料簡單平均轉為季資料，以及將基期改為和房價指數相同的 2001 年第 1 季。

為配合其他變數可取得的資料長度，我們採用的樣本期間為 1994 年第 4 季至 2022 年第 1 季，以及 2009 年第 1 季至 2018 年第 4 季。前者用於檢視台北市近 25 年來房價泡沫的存在與否和成長走勢，後者則用於分析市場情緒和房價泡沫之間的關係。

4.2 市場情緒指數

本文使用的市場情緒指數為黃華興 (2019) 利用文字探勘 (text mining) 所編製，樣本來源為 Mobile01 上的房地產版內的文章，期間為 2009 年第 1 季至 2018 年第 4 季。選用此網站的原因除了是有分區特定的專版，例如台北市房地產版，就是專門討論台北市房屋市場的情形，該篇文獻的作者利用六都的專版建構了各自的市場情緒指數。¹⁹還有因為此網站的使用者年齡偏年長，因此他們是比較有可能買房的族群，所以觀察這群使用者的文章傳達出對未來房市景氣看法之訊息，會更有實際的意義，也符合本文想要研究的方向。本文使用了其中台北市和高雄市的市場情緒指數。

此市場情緒指數從根本上分為兩種，一種是所有文章皆列入計算，後續稱此指標為 MS1_Taipei，另一種是為避免濫發文章和重複計算的情況，同一使用者一天只會被採用最早發布的那一篇文章，後續稱此指標為 MS2_Taipei。²⁰編制方式大概分為以下幾個步驟，使用的程式為 Python 搭配 scikit-learn 套件。首先須建立語料庫分類集合 (corpus labeling set)，利用人工的方式將樣本一小部分的文章分為三類，也就是樂觀情緒 (positive sentiment)、中立 (neutral)、悲觀情緒 (negative

¹⁹六都為台北市、新北市、桃園市、台中市、台南市及高雄市。

²⁰本文後續還會使用到高雄市的情緒指數，但概念相同稱為 MS1_Kaohsiung 和 MS2_Kaohsiung。

sentiment)。

再來將樣本另一部分的文章以 Jieba Segmentation 模組切割，以及利用 Word2vector 模型對切割完的文字做詞彙嵌入 (Word-embedding)。前者目的是利用原始文章產生詞典資料集合 (dictionary dataset)，²¹後者是將詞彙轉為詞向量。²²值得注意的是，在這事前須先將文章內的英文、數字，以及問號和驚嘆號以外的其他符號刪除。除了上述方式外，同時再以 N-gram Segmentation 的方法對文章做切割，使用了 1-gram 至 5-gram 的切割結果。最後，因為切割文字的過程中會面臨到否定字詞，如果將否定字詞和後續的句子分開，後續的句子就會變成肯定的敘述，也就不符合文章原意。因此加入教育部資料庫的否定語料，以虛擬變數區別此文章中有無否定字詞。

接著，黃華興 (2019) 考慮了三個機器學習 (machine learning) 的估計模型，包括隨機森林分類 (random forest classifier)、邏輯斯回歸分類 (logistic regression classifier)、支持向量機 (support vector machine, SVM)。評估此三者模型和訓練模型的方式為 10 倍交叉驗證法 (ten-fold cross validation method)，將欲用以訓練模型的資料分為 10 份，1 份為檢驗集 (test set)、1 份為評估集 (validation set)，其餘 8 份為訓練集 (training)。概念簡述如下，首先固定 1 檢驗集，將其餘評估集和訓練集輪流替換，此過程會得到 9 組不同的超參數 (hyperparameters) 集合，將之平均再以原本的檢驗集評估其表現。接著再更換檢驗集，重複前述步驟，直到每一個集合都當過檢驗集，再平均這 10 次得到最佳的超參數集合，以此建立模型，最後再以 F0.75 做為績效評估準則，找出表現最佳的模型。

總和以上，黃華興 (2019) 發現 SVM 的表現是最佳的，而市場情緒指數計算公式如下，

$$\text{市場情緒指數 (market sentiment index)} = \frac{\text{樂觀文章的數目} - \text{悲觀文章數目}}{\text{文章總數}}$$

4.3 房價租金比

房價租金比的定義為房價/租金，²³因為我們的資料頻率為季，因此使用的租金為季租金。得到的數值意義，由消費者的角度來看，可大約解釋為承租多少季可

²¹此階段同時我們可以手動加入辭彙。

²²由於中文的單一詞彙可能有截然不同的意思，因此額外加入聯合報新聞網房地產專區的文章，訓練此模型。

²³分子房價，分母租金。

買下這棟房子，由出租者的角度來看，可大約推算出租多少季可以回本，以及推估每季的租金報酬率。若使用的租金為月租金，則上述的概念改為月。由於房價和租金資料皆為指數，因此需要計算這兩者之間的比例關係。我們由信義不動產研究發產中心出版的地產年鑑中，取得 2017 年 Q4 台北市每坪房價和每坪租金的資料，²⁴ 然後再分別根據各自的指數推估出每季的房價和租金，最後計算出每季的租金佔房價比例。此倒數即為房價季租金比，也可將其轉為季頻率上的房價月租金比，²⁵ 以此和我們新聞上常聽到的房價月租金比做比較。

使用房價租金比作為觀察房價是否有泡沫的理由如下，首先由於房屋是消費品中的耐久財，因此可以推估每個月的房屋使用者成本 (user cost of housing)，也就是設算租金 (imputed rent)。而我們關心的是實質成本，包括長期房貸利率、淨房屋稅率、房價折舊率、風險溢酬、預期房價上漲率 (陳南光，2017)。根據使用者成本理論，家戶單位可選擇持有房屋或是租用房屋，在所有房屋為同質且無摩擦成本下，無套利條件 (no arbitrage condition) 成立時會使得持有一期的房屋成本等於租用一期的房屋成本，租金 = 房價 × 實質使用者成本。因此房價租金比和實質成本會有一個反比關係，若房價租金比偏離太多，也就是高於實質使用者成本的倒數太多時，那目前的房價可能是過高的，我們也就會懷疑是否有泡沫的存在。

另一個原因是房價和租金的關係就如同股價和股利，因此根據 Campbell and Shiller (1988) 可將房價租金比做拆解，再加上使用者成本模型，我們可知房價租金比的變動應該會受到預期持有房屋報酬率、租金成長率和資金成本的影響。

最後一個原因是房價租金比理論上會有長期穩定的關係，如 Gallin (2008) 使用向量誤差修正模型 (vector error correction model, VECM) 分析美國 1970Q1-2005Q4 房價和租金的長期趨勢，發現兩者應該有共整合關係 (cointegration)，因此利用房價租金比基本上可以預測未來的房價走勢。

4.4 資金成本

根據前述的房屋使用者成本理論，可以得知長期房貸利率是影響房價組金比的重要因素之一。一般而言消費者可以自備資金或是貸款買房，為了簡化分析我們假設購屋者的自有資金比例為 20%，房屋貸款比例為 80%，也就是房屋貸款貸成數 (loan-to-value ratio, LTV ratio) 假設為 80%。

²⁴ 由於能取得最新的資料為 2017 年 Q4，因此以此為基準。其中原始租金資料為月租金，將三個月做簡單平均轉為季租金。

²⁵ 因為缺乏長期的月頻率資料，所以無法做出長期的月頻率上的房價月租金比。

理論上此自備資金若不是用於買房，則可以存放在金融機構中，因此我們假設此機會成本為存放在本國一般銀行中的存款加權平均利率。而房屋貸款的利率，則以五行庫新承做放款的購屋貸款利率做為代理變數。以上兩者資料都來自 AREMOS 台灣經濟統計資料庫，前者為年息季資料，後者為年息月資料，因此我們將其每三個月做一次簡單平均轉為季資料，最後再取自然對數。

4.5 M1B 和 M2 年增率

M1B 餘額和 M2 餘額的資料來自 AREMOS 台灣經濟統計資料庫，原始為月資料，因此一樣將其轉為季資料後，再計算年增率。M1B 為通貨淨額加存款貨幣，M2 為 M1B 再加上準貨幣，準貨幣包括定期存款、定期儲蓄存款、外匯存款、郵政儲金...等。因此理論上 M1 年增率的波動會比 M2 大很多。

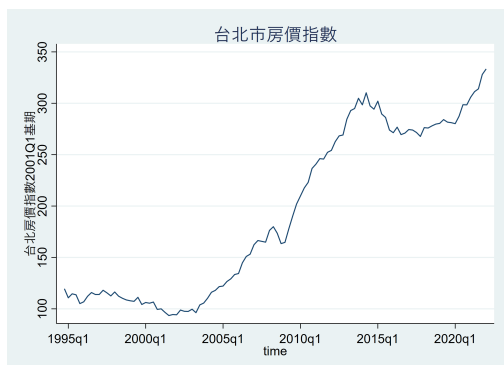
一般來說 M1B 變動和短期的景氣變動有密切的關係，例如股市熱絡時，投資者會想將準貨幣轉為手中可立即運用的通貨，以利隨時進場。因此當 M1B 年增率大於 M2 年增率時，我們應該可預期股市會上升。同理，房市也可能會有類似的現象。

4.6 房屋貸款餘額

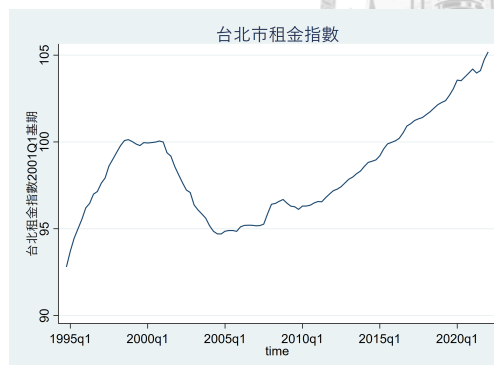
房屋貸款是消費者購屋貸款餘額、建築貸款餘額和房屋修繕貸款餘額，三者加總。而此三者資料皆來自 AREMOS 台灣經濟統計資料庫，²⁶原始為月資料，因此一樣將其轉為季資料，最後再取自然對數。消費者購屋貸款餘額象徵房市消費者需求面的熱絡程度，建築貸款餘額則反映房市供給面的建商開工程度。

²⁶來源由央行的金融統計月報所公布，包括前面的 M1B 餘額和 M2 餘額等也是。

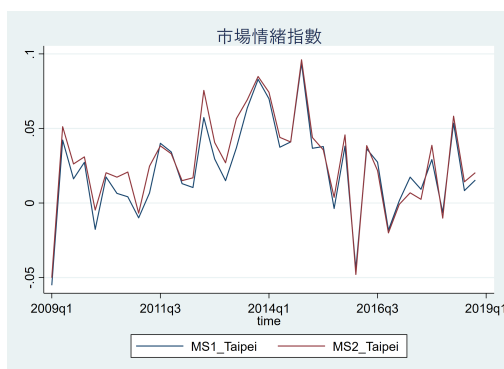
圖 3: 變數走勢



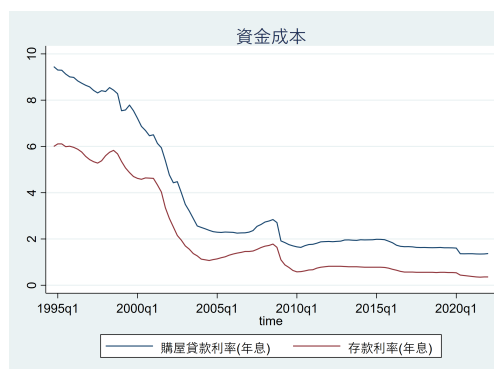
(a) 房價



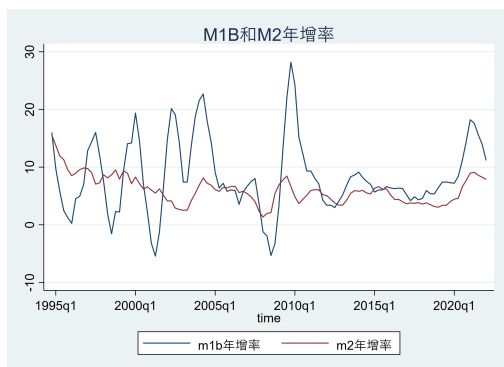
(b) 租金



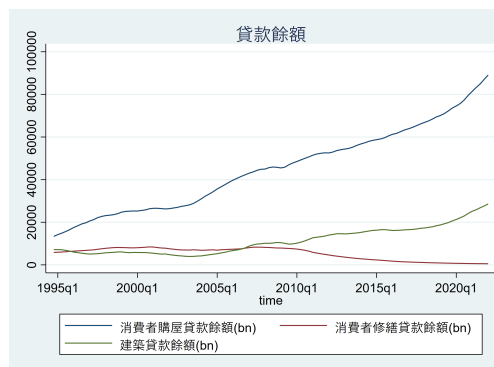
(c) 市場情緒指標



(d) 資金成本



(e) M1B 和 M2 年增率



(f) 貸款餘額



5 實證結果

5.1 台北市房價泡沫與市場情緒

5.1.1 偏態系數及其檢定

此小節為不考慮預期心理的結果，即模型內不加入市場情緒指數。首先表 1 為 OLS 殘差的偏態系數檢定，分為兩個樣本期間。由前一章節的討論可知，我們期待偏態系數為正值，而結果符合預期。但 P-value 分別是 0.2600 和 0.9451，因此不顯著，不過這是還未考慮市場情緒的情況。

表 1: OLS 殘差項之偏態係數檢定

樣本期間	樣本數	偏態系數 (Skewness)	P-value
1994Q4-2022Q1	110	0.2515	0.2600
2009Q1-2018Q4	40	0.0235	0.9451

接著，圖 4 為以截斷常態模型設定估計 1994Q4-2022Q1 的房價泡沫情形。圖的上半部為對數房價租金比，下半部為房價泡沫。從圖中可看出 2002 年左右房價泡沫有個低點，此時應該是受 SARS 疫情影響。2007 年至 2008 年受到次貸危機所帶來的全球金融海嘯，因此房價泡沫在此時降至最低點。2009 年金融危機過後，房價泡沫又開始急速升高，在這段期間內泡沫佔了房價約 40%-50%。直到 2015 年房地合一稅改後，房價泡沫才漸漸下跌。

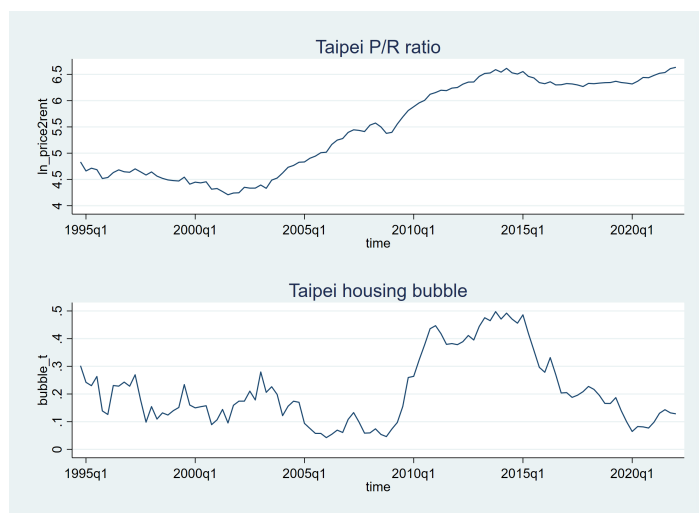


圖 4: 台北市房價租金比與房價泡沫



5.1.2 估計結果

此小節將呈現 2009Q1-2018Q4 的估計結果，表 2 由左至右的模型設定依序是 OLS、半常態模型、加入市場情緒的半常態 (CFCFGH)、截斷常態模型、加入市場情緒的截斷常態 (KGMHLBC) 和 Wang (2002)。首先，從基本面解釋變數的係數可知，持有房屋報酬率和租金成長率對房價租金比的影響是正的，且在大多數的模型下皆顯著。資金成本理論上對房價租金比的影響是負的，在此表中有些模型設定下是正的，但不具統計顯著性。此原因可能來自於資金成本和房貸餘額皆放入模型內作為解釋變數，因此兩者會有一定的相關性，也就是類似價格和數量的關係。但因兩者也不完全相關，各自皆會捕捉到額外的解釋效果，所以皆放入模型內對房價租金比的解釋力較佳。最後是 M1B 餘額年增率和房貸餘額對房價租金比的影響，兩者皆為正。如同前一章所述，當 M1B 年增率較大時，表示有較多的資金可以流入股市和房市，而房貸餘額上升時，也表示房市交易較為熱絡。

接著，我們關注的重點為市場情緒對房價泡沫的影響。在模型 (3) 和 (4)，此二者為異質性半常態模型，也就是在 σ_u 中加入市場情緒指數。可觀察到兩者的係數皆為顯著，且為正值，表示市場情緒指數對房價泡沫的邊際影響為正。但值得注意的是，這邊的係數值不直接是邊際效果的大小，需要經過轉換。在模型 (6) 和 (7)，此二者為異質性截斷常態模型，也就是在 μ 中加入市場情緒指數。在此一樣可得市場情緒指數對房價泡沫的影響為正，模型 (6) 中顯著，模型 (7) 則近乎顯著。而實際的邊際效果大小同樣需經過轉換。

最後是模型 (9)，此為 Wang (2002)，在 σ_u 和 μ 分別加入市場情緒指數。可觀察到兩個部份的係數皆為正值，一個顯著，一個不顯著。但在此無法直接下定論市場情緒指數對房價泡沫的邊際影響是否顯著，需透過拔靴法 (Bootstrapping) 找出信賴區間再做檢定，詳細方法可參考 Wang (2002)，在此不多做贅述。



表 2: 估計結果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	OLS	Half-Normal	Half-Normal_MS1	Half-Normal_MS2	Truncated-Normal	Truncated-Normal_MS1	Truncated-Normal_MS2	Wang (2002)_MS1	Wang (2002)_MS2
frontier									
<i>return_{t-1}</i>	2.990** (1.092)	3.363** (1.108)	2.653** (0.941)	2.519** (0.948)	3.359** (1.123)	1.813* (0.911)	1.583 (1.006)		1.586 (0.961)
$\Delta rent_t$	0.548*** (0.116)	0.556*** (0.103)	0.527*** (0.0923)	0.513*** (0.0913)	0.556*** (0.103)	0.517*** (0.0867)	0.511*** (0.0856)		0.510*** (0.0857)
<i>c_{t-1}</i>	0.314 (0.421)	0.230 (0.360)	0.0243 (0.343)	-0.0101 (0.328)	0.230 (0.360)	-0.151 (0.334)	-0.0977 (0.380)		-0.104 (0.363)
Δmlb_{t-4}	0.00435 (0.00463)	0.00475 (0.00397)	0.00445 (0.00347)	0.00455 (0.00336)	0.00476 (0.00400)	0.00497 (0.00338)	0.00495 (0.00347)		0.00494 (0.00345)
<i>loan_t</i>	0.913 (0.636)	0.908 (0.555)	0.763 (0.499)	0.802 (0.480)	0.909 (0.556)	0.575 (0.488)	0.665 (0.475)		0.663 (0.473)
constant	-8.713 (10.21)	-8.740 (8.897)	-6.279 (8.007)	-6.877 (7.696)	-8.746 (8.915)	-3.258 (7.829)	-4.717 (7.640)		-4.689 (7.606)
σ_u^2									
MS1_Taipei			41.34* (20.20)						
MS2_Taipei				43.80* (17.46)					3.097 (37.22)
constant		-3.603** (1.113)	-5.564*** (1.667)	-5.707*** (1.276)	-3.646 (2.018)	-5.182** (1.672)	-6.211* (2.967)		-6.249* (2.949)
σ_v^2									
constant		-4.607*** (0.961)	-4.558*** (0.482)	-4.685*** (0.443)	-4.617*** (1.058)	-4.688*** (0.702)	-4.531*** (0.539)		-4.541*** (0.550)
μ									
MS1_Taipei						4.023** (1.531)			
MS2_Taipei							3.441 (1.796)		3.465* (1.592)
constant					0.0139 (0.539)	0.0357 (0.123)	0.0693 (0.278)		0.0635 (0.230)
log-likelihood	21.8953	21.9903	27.0162	27.7191	21.9906	29.7899	30.8931		30.8963
N	40	40	40	40	40	40	40		40

Standard errors in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$



5.1.3 模型比較

此小節將呈現概似比檢定的結果，藉由模型之間的配對比較，找出最符合資料型態的模型設定。如同之前所述，概似比檢定的虛無假說為限制模型，對立假說為非限制模型，因此限制條件個數的意思為限制模型比非限制模型多出的限制式個數。在此虛無假說一律為 OLS 下之模型設定，所以各個模型的限制條件個數也就是與其相比。²⁷例如 OLS 和 half-normal 相比，前者採用 $\sigma_u^2 = 0$ 的限制，因此個數為 1。OLS 和 half-normal with unique 相比，前者採用 $\sigma_u^2 = 0$ 和 $\mu = 0$ 的兩條限制，因此個數為 2。最後，此限制條件個數就是概似比檢定統計量的混和卡方分配之自由度。

接著，表 3 將呈現各個模型的兩兩比較。表中第 2 欄為概似比檢定統計值，亦即 $-2[L(H_0) - L(H_1)]$ 。臨界值須根據 Kodde and Palm (1986) 所提出的混和卡方分配表 (table of mixed chi-square distribution)，即表 4。我們挑選 0.05 做為顯著水準，且為了可比較性，在此市場情緒指數以 MS2_Taipei 為代表，因為 Wang (2002) 放入 MS1_Taipei 的這項模型設定剛好是無法收斂的。

經過比較，由第 1 列至第 3 列，我們可得 OLS 和不包含市場情緒的半常態模型是無異的，但包含市場情緒的半常態模型和資料的配適度，顯著較 OLS 和不含市場情緒的半常態模型佳。第 4 列至第 6 列皆為包含市場情緒的模型，可得知截斷常態模型和 Wang (2002) 又較半常態模型佳，但截斷常態模型和 Wang (2002) 兩者無異。而根據假說理論，當無法拒絕虛無假說時，則會選擇虛無假說的模型，也就理論上應當選擇包含市場情緒的截斷常態分配作為此期間的模型設定。

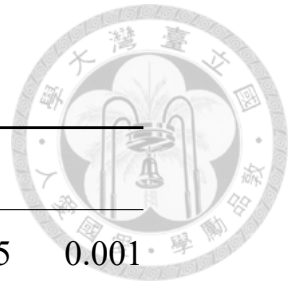
表 3: 概似比檢定

假說 (hypothesis)	概似比檢定統計值 (LR test statistic)	自由度	檢定結果
$H_0 : ols \quad H_1 : h$	0.1900	1	do not reject H_0
$H_0 : ols \quad H_1 : h_MS2_Taipei$	11.6474	2	reject H_0
$H_0 : h \quad H_1 : h_MS2_Taipei$	11.4575	1	reject H_0
$H_0 : h_MS2_Taipei \quad H_1 : t_MS2_Taipei$	6.3482	1	reject H_0
$H_0 : t_MS2_Taipei \quad H_1 : w_MS2_Taipei$	0.0064	1	do not reject H_0
$H_0 : h_MS2_Taipei \quad H_1 : w_MS2_Taipei$	6.3546	2	reject H_0

²⁷h 開頭表示為半常態模型，t 開頭表示為截斷常態模型，w 開頭表示為 Wang (2002) 模型，後續有類似的表示方法也是如此。

表 4: 混和卡方表

自由度	顯著水準 (significance level)						
	0.25	0.1	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
1	0.455	1.642	2.705	3.841	5.412	6.635	9.500
2	2.090	3.808	5.138	6.483	8.273	9.634	12.810



5.1.4 房價泡沫

我們以截斷常態模型估計 2009Q1-2018Q4 期間的房價泡沫，相關變數和估計結果顯示在圖 5。圖 5(a) 為房價租金比取自然對數。圖 5(b) 為不含市場情緒的截斷常態模型所估計出的房價泡沫，圖 5(c) 和 5(d) 則為包含市場情緒的截斷常態模型所估計出的房價泡沫，前者使用的市場情緒指數為 MS1_Taipei，後者為 MS2_Taipei。最後圖 5(e) 和 5(f) 分別為市場情緒指數 MS1_Taipei 和 MS2_Taipei 本身在這段期間的變化。

由圖 5(b) 至 5(d) 可看出 2011 年至 2014 年為房價泡沫的高峰，直到 2015 年房地合一稅改後，房價泡沫漸漸下跌，而近兩三年又有升高的趨勢。接著由圖 5(b) 和 5(c)、5(d) 的比較可以發現，考慮市場情緒的房價泡沫估計，在高峰期有加劇的效果。也就是不考慮市場情緒時，房價泡沫約占實際房價的 25% 左右，但考慮了市場情緒，房價泡沫則占了實際房價約 30%。因此我們可得知，若不考慮市場情緒，則房價泡沫有可能會被低估。

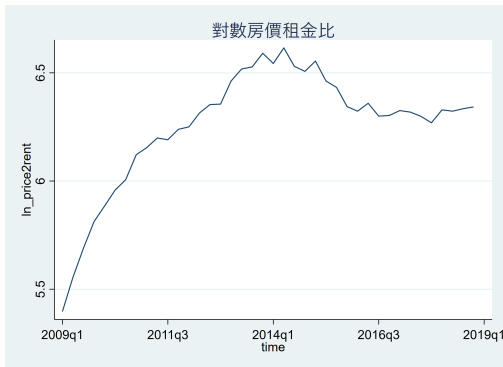
此現象是由於市場情緒對房價泡沫的邊際效果，會隨著市場情緒指數本身的高低而變化。從圖 5(e) 和 5(f) 可以觀察到 2011 年至 2014 年的市場情緒指數也達到高峰，我們推論這段期間除了市場情緒指數本身就高漲外，邊際效果應該也相對較大，下一小節會再詳細說明。

最後，由之前的係數估計結果我們知道，市場情緒指數對房價泡沫的影響是顯著的。此顯著性也表現在圖 5(c) 至 5(f) 上，對比相應的房價泡沫和情緒指數，可發現兩者的時間趨勢有相似的情形，且為正相關。²⁸因此由以上我們可知市場情緒和房價泡沫應該是有一定的關聯。

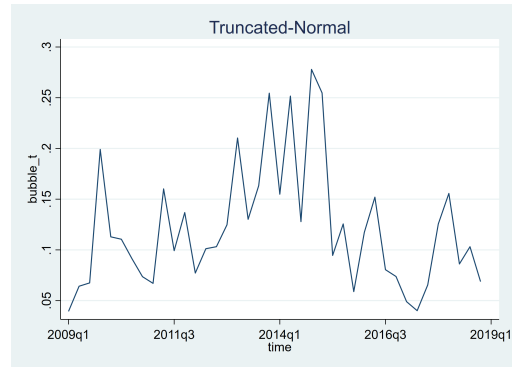
²⁸市場情緒指數的係數估計值為正值。



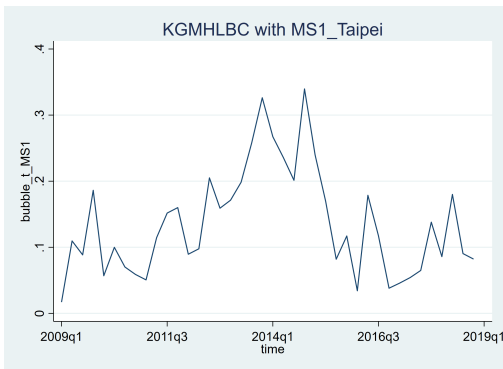
圖 5: 相關變數及估計結果



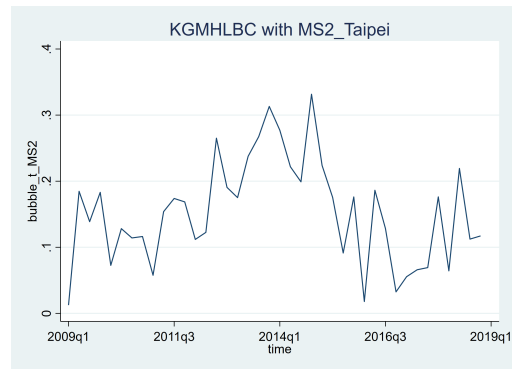
(a) 被解釋變數



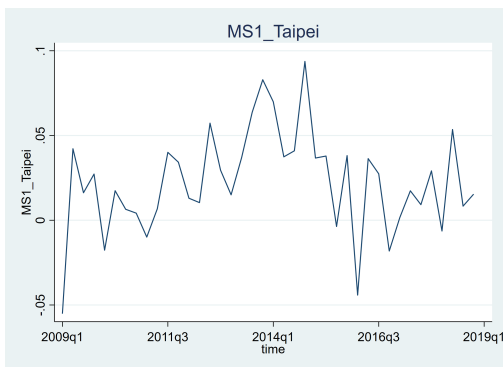
(b) 房價泡沫



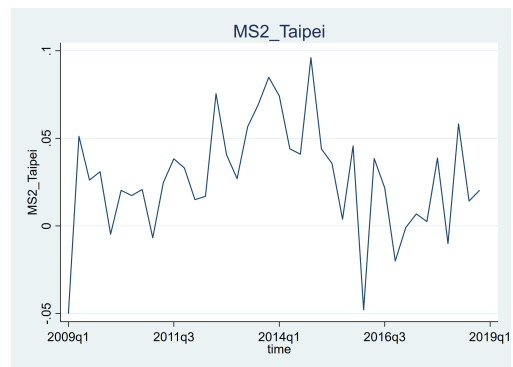
(c) 房價泡沫 with MS1_Taipei



(d) 房價泡沫 with MS2_Taipei



(e) MS1_Taipei



(f) MS2_Taipei



5.1.5 邊際效果

本小節要進一步討論市場情緒對房價泡沫的邊際影響 (marginal effect)，由於此邊際影響為非線性效果，因此只單看估計出的係數大小，會無法得知實際影響程度。如前所述我們需要將其做一個轉換，得到不同市場情緒指數之下的邊際效果。

從圖 6 可發現，2011 年至 2014 年市場情緒指數較高的期間，邊際效果也相對較大。意思即為當市場情緒指數較大時，原本就會使得房價泡沫較大，而且這個的邊際效果還更大，也就是有點推波助瀾的效果。從經濟意義及市場情緒指數原本建構的定義來說，當對房市景氣正面看法的文章或群眾人數從 100 變為 200，和 1000 變為 1100 的這個邊際效果是不同的。後者的這個增加會使得群眾對於房市的看法更加樂觀，這類的樂觀會使得購屋者對房價的推估將包含更多來自非基本的因素，因此將進一步擴大房價泡沫所佔的比例。表 5 為市場情緒邊際效果的敘述統計值。

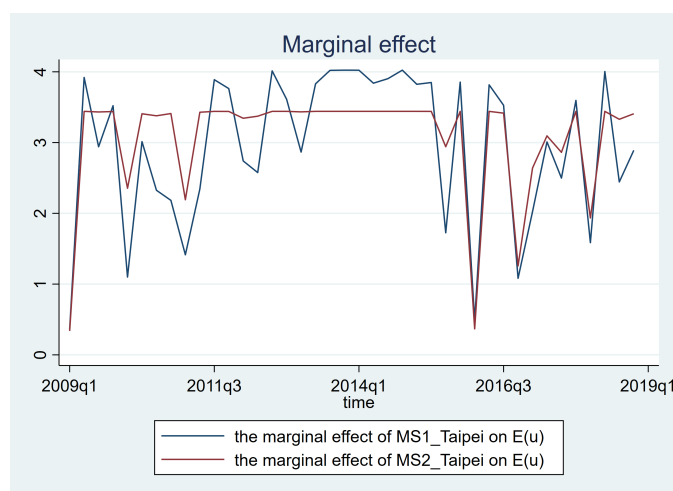


圖 6: 市場情緒對房價泡沫之邊際效果

表 5: 邊際效果

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
MS1_Taipei_E(u)	40	2.9615	1.0708	0.3610	4.0235
MS1_Taipei_Var(u)	40	0.0494	0.0322	9.14e-07	0.0891
MS2_Taipei_E(u)	40	3.0680	0.7954	0.3372	3.4412
MS2_Taipei_Var(u)	40	0.0095	0.0151	2.43e-17	0.0456



5.1.6 更改模型設定

本小節想對模型的設定做一些變動，藉此驗證我們上面幾節所獲得的結論是否可靠，也就是市場情緒指數的顯著性，是否會受到加入其他變數，因而變得不顯著。結果如表 6 所示，第一欄和第二欄我們將 M1B 餘額年增率 ($\Delta m1b_{t-4}$) 這個變數，從基本面房價移至房價泡沫項的期望值中，也就是將房價泡沫項的期望值參數化為市場情緒指數和 M1B 餘額年增率這兩個變數。我們想看在此情況下，市場情緒指數是否還能顯著影響房價泡沫，結果顯示無論是 MS1_Taipei 或 MS2_Taipei，P-value 皆近似 0，皆為顯著。第三欄和第四欄我們將貸款餘額 ($loan_t$) 這個變數，從基本面房價移至房價泡沫項的期望值中，結果顯示 MS1_Taipei 的 P-value 為 0.004，MS2_Taipei 的 P-value 為 0.002，皆為顯著。

接著第五欄和第六欄我們進一步將 M1B 餘額年增率和貸款餘額，同時從基本面房價移至房價泡沫項的期望值中，結果顯示 MS1_Taipei 的 P-value 為 0.012，MS2_Taipei 的 P-value 為近似 0，皆為顯著。因此透過以上三種模型設定的變動，我們可以確認市場情緒指數顯著是有一定的可靠性，就算加入其他主要可能對房價泡沫有影響的變數，一同參數化，其依舊可以保持顯著。換句話說，我們認為市場情緒和台北市房價泡沫確實是有關聯的，且為正相關。

最後第七欄和第八欄和前述則想驗證資金成本 (c_{t-1}) 和貸款餘額的關係，因為由之前得到的估計結果，我們注意到資金成本的係數在大多數模型皆為不顯著，在其中幾個模型設定中的係數方向甚至和理論上有些矛盾，但因為不顯著所以影響並不大。因此我們推測應該是資金成本和貸款餘額兩者為一組價格和數量的關係，所以兩者會互相影響，也就是可能有高度線性相依的關係。但是我們的模型目的是為了解釋和預測房價租金比的變化、房價泡沫的走勢，以及市場情緒和房價泡沫的關係，因此高度線性相依並不會影響前述目的，加上兩者也並非完全相關，彼此能分別捕捉到另一方所無法解釋的部分，所以我們認為兩者一起加入模型中是有額外的好處。

不過如上所說，在此我們想驗證資金成本的顯著性和影響方向，因此我們從基本面中拿掉貸款餘額，結果顯示使用 MS1_Taipei 的模型中，資金成本係數為-0.448，P-value 為 0.031，而 MS2_Taipei 的模型中，資金成本係數為-0.457，P-value 為 0.038。兩個模型中資金成本的影響皆為顯著，且和房價租金比為負相關，因此和我們理論上認知的相同，也就是低利率可能會造成高房價，利率和房價有著反向的關係。



表 6: 更改模型設定

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Truncated- Normal_MS1 $\Delta m1b_{t-4}$	Truncated- Normal_MS2 $\Delta m1b_{t-4}$	Truncated- Normal_MS1 $loan_t$	Truncated- Normal_MS2 $loan_t$	Truncated- Normal_MS1 $\Delta m1b_{t-4}$ $loan_t$	Truncated- Normal_MS2 $\Delta m1b_{t-4}$ $loan_t$	Truncated- Normal_MS1 c_{t-1}	Truncated- Normal_MS2 c_{t-1}
frontier								
$return_{t-1}$	1.518 (0.085)	1.393 (0.107)	1.397 (0.100)	1.263 (0.136)	1.414 (0.107)	1.398 (0.107)	1.275 (0.110)	1.006 (0.232)
$\Delta rent_t$	0.485*** (0.000)	0.489*** (0.000)	0.582*** (0.000)	0.576*** (0.000)	0.593*** (0.000)	0.494*** (0.000)	0.590*** (0.000)	0.599*** (0.000)
c_{t-1}	0.0939 (0.768)	0.0620 (0.843)	-0.412 (0.078)	-0.411 (0.082)	-0.455* (0.043)	0.0331 (0.921)	-0.448* (0.031)	-0.457* (0.038)
$loan_t$	0.694 (0.147)	0.744 (0.111)						
$\Delta m1b_{t-4}$			0.00328 (0.283)	0.00324 (0.288)			0.00305 (0.309)	0.00260 (0.399)
constant	-5.355 (0.974)	-6.256 (0.913)	5.930*** (0.000)	5.926*** (0.000)	5.984*** (0.000)	5.412*** (0.000)	5.949*** (0.000)	5.943*** (0.000)
μ								
$\Delta m1b_{t-4}$	0.00552 (0.112)	0.00505 (0.136)			0.00261 (0.542)	0.00497 (0.146)		
MS1_Taipei	3.004*** (0.000)		4.071** (0.004)		4.032* (0.012)		4.095** (0.005)	
MS2_Taipei		2.996*** (0.000)		3.855** (0.002)		3.032*** (0.000)		3.623** (0.005)
$loan_t$			0.148 (0.703)	0.250 (0.516)	0.0678 (0.857)	0.724 (0.129)		
constant	0.200 (0.999)	0.311 (0.996)	-2.287 (0.709)	-3.895 (0.523)	-1.051 (0.861)	-11.03 (0.139)	0.0507 (0.705)	0.0709 (0.729)
σ_u^2								
constant	-10.72 (0.999)	-7.009 (0.992)	-5.010*** (0.000)	-5.299** (0.007)	-5.335*** (0.001)	-4.389*** (0.000)	-5.064*** (0.000)	-5.841 (0.116)
σ_v^2								
constant	-4.350 (0.829)	-4.472 (0.939)	-4.745*** (0.000)	-4.709*** (0.000)	-4.573*** (0.000)	-40.13 (0.998)	-4.710*** (0.000)	-4.545*** (0.000)
N	40	40	40	40	40	40	40	40

p -values in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$



5.2 高雄市房價泡沫與市場情緒

最後我們想檢視高雄市是否也存在著房價泡沫，以及此泡沫是否與市場情緒有關聯。高雄市房價指數資料，同樣來自信義不動產研究發產中心編制的信義房價指數，租金指數資料則來自高雄市主計處所公布的租金指數。由於此租金指數能取得最早的資料時間為 2002 年第 1 季，高雄市主計處也沒有公布相應的銜接表，因此我們將房價指數和租金指數都轉為 2002 年第 1 季為基期。市場情緒指數同樣由黃華興 (2019) 所編製，其餘資金成本、M1B 餘額年增率和房屋貸款餘額之定義及來源，也和前述相同，在此不贅述。

5.2.1 偏態系數及其檢定

同樣如前所述，如果高雄市的房價存在泡沫，OLS 殘差的偏態系數理論上應為正值，但我們從表 7 中可看到其偏態系數為負，以及對其檢定後，P-value 為 0.0145，表示可能不存在房價泡沫。

表 7: OLS 殘差項之偏態係數檢定

樣本期間	樣本數	偏態系數 (Skewness)	P-value
2009Q1-2018Q4	40	-0.9247	0.0145

5.2.2 估計結果

首先，可以看到表 8 中截斷常態模型和異質性截斷常態模型 (KGMHLBC model)，也就是模型 (5)、(6) 和 (7)，以及模型 (9) 的 Wang (2002) 搭配市場情緒指數 MS2_Kaohsiung 皆無法成功收斂，可能是資料本身的問題，也可能是模型設定不洽當。接著我們注意到在異質半常態 (CFCFGH) 模型 (3) 和模型 (4) 中，市場情緒指數 MS1_Kaohsiung 和 MS2_Kaohsiung 的係數檢定，皆為不顯著，表示市場情緒和高雄市房價泡沫可能無關，但也可能是高雄市房價本身就不存在泡沫，所以當然沒有市場情緒影響房價泡沫的問題。因此我們利用此幾種隱含泡沫的模型去估計時，所得出來的結果可能就是錯的，也就是有模型設定錯誤的問題。因此下一小節我們想將這些考慮泡沫的模型和不考慮泡沫的模型比較，藉以驗證是否有模型設定不合適的問題，換句話說就是資料證據不支持高雄市有房價泡沫。

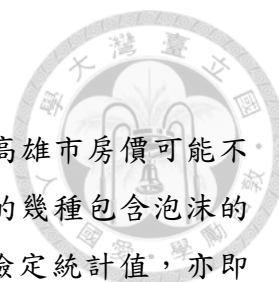


表 8: 估計結果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	OLS	Half-Normal	Half-Normal_MS1	Half-Normal_MS2	Truncated-Normal	Truncated-Normal_MS1	Truncated-Normal_MS2	Wang (2002)_MS1	Wang (2002)_MS2
frontier									
$return_{t-1}$	0.778 (0.205)	0.778 (0.161)	0.647 (0.238)	0.642 (0.241)				0.610 (0.248)	
$\Delta rent_t$	0.0124 (0.848)	0.0124 (0.834)	0.00188 (0.974)	0.00178 (0.976)				0.00952 (0.864)	
c_{t-1}	1.232 (0.075)	1.232* (0.046)	1.254* (0.037)	1.251* (0.038)				1.163* (0.046)	
$\Delta m1b_{t-4}$	0.00364 (0.697)	0.00364 (0.670)	0.00514 (0.544)	0.00515 (0.545)				0.00279 (0.731)	
$loan_t$	5.677*** (0.000)	5.677*** (0.000)	5.868*** (0.000)	5.858*** (0.000)				5.790*** (0.000)	
constant	-85.12*** (0.000)	-85.12*** (0.000)	-88.18*** (0.000)	-88.02*** (0.000)				-86.93*** (0.000)	
σ_u^2									
MS1_Kaohsiung			115.3 (0.331)					-126.0 (0.541)	
MS2_Kaohsiung				123.9 (0.393)					
constant		-14.24 (0.995)	-11.00 (0.172)	-11.60 (0.233)				-8.962 (0.279)	
σ_v^2									
constant		-3.203*** (0.000)	-3.286*** (0.000)	-3.280*** (0.000)				-3.328*** (0.000)	
μ									
MS1_Kaohsiung								4.480* (0.029)	
constant								-0.0575 (0.320)	
log-likelihood	7.2949	7.2949	8.6320	8.5476				9.7973	
N	40	40	40	40				40	

Standard errors in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$



5.2.3 模型比較

根據上述估計的結果和更早期的偏態系數檢定，我們懷疑高雄市房價可能不存在泡沫，因此我們將不含泡沫的 OLS 模型和上述已估計出的幾種包含泡沫的模型兩兩比較，檢定結果呈現於表 9。表中第 2 欄為概似比檢定統計值，亦即 $-2[L(H_0) - L(H_1)]$ 。臨界值須根據 Kodde and Palm (1986) 所提出的混和卡方分配表 (table of mixed chi-square distribution)，即表 10，我們挑選 0.05 做為顯著水準。

經過比較，由第一列我們可得 OLS 模型和不包含市場情緒的半常態模型是無異的，接著第二列和第三列為包含市場情緒的半常態模型和資料的配適度，也無顯著較 OLS 佳，最後一列的 Wang (2002) 和 OLS 模型也無顯著差異。因此我們可知使用這幾種包含房價泡沫的模型設定進行估計，得到的結果皆無法顯著優於 OLS 模型的估計，也就是此筆資料和上述幾種房價泡沫的模型配適度並沒有比較好。所以我們認為高雄市在 2009Q1-2018Q4 這段期間內，理論上可能沒有發生房價泡沫的情形。

表 9: 概似比檢定

假說 (hypothesis)	概似比檢定統計值 (LR test statistic)	自由度	檢定結果
$H_0 : ols \quad H_1 : h$	-1.771e-07	1	do not reject H_0
$H_0 : ols \quad H_1 : h_MS1_Kaohsiung$	2.6743	2	do not reject H_0
$H_0 : ols \quad H_1 : h_MS2_Kaohsiung$	2.5054	2	do not reject H_0
$H_0 : ols \quad H_1 : w_MS1_Kaohsiung$	5.0048	4	do not reject H_0

表 10: 混和卡方表

自由度	顯著水準 (significance level)						
	0.25	0.1	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
1	0.455	1.642	2.705	3.841	5.412	6.635	9.500
2	2.090	3.808	5.138	6.483	8.273	9.634	12.810
4	4.776	7.094	8.761	10.383	12.483	14.045	17.612

6 結論

台北市房價是否有泡沫是近來學者專家和社會大眾相當關心的議題，從過去二十年信義房價指數可看出在 2014-2015 年最高峰時已成長為 2001 年時的三倍，以及按月計算的房價租金比在 2010 年之後來到了 600 以上，同時 2021 年的房價所得比也接近 16。除了居住用途外，對我國大部分的家庭來說，房地產是一個家庭的資產組合中最重要資產，不論是自住用途或是作為擔保品，皆有相當重要的地位。

而根據相關的研究我們知道當房價上漲時，整體經濟與製造業的產出成長顯著下降，且製造業的 TFP 也顯著下降，但營建業本身的產出和 TFP 卻未顯著上升。若進一步考慮房價上漲的長期累積效果時，營建業的產出雖然會上升，但對製造業卻有排擠效果，使得其產出、投資和技術進步皆有顯著負面的長期影響，也就是有資源誤置的情形，將其他產業原本可獲取的勞動力和資本，皆轉移至房地產相關產業，最終反而對整體經濟成長、投資與生產力造成負面的影響。

而另一方面，由於房價上漲，房產作為擔保品價值增加，金融摩擦的問題會減緩，借貸限制會變寬鬆，因此家戶單位可以借貸更多的資金，國內信用會擴張。但信用和房價的擴張與緊縮所引發的金融循環可能會對金融穩定造成危害，特別是當金融危機牽涉房價崩跌時，此時的經濟衰退會更嚴重且復甦時間拉得更久。

加上我國實證結果發現總合房屋資產財富的變動並不會顯著地影響總合消費支出，甚至因為房價的變動對不同族群有總消費的分配效果，尤其是房價上升對年輕族群和租屋族群有顯著的負面效果。因此房價是否有泡沫的問題，以及泡沫的成因為何是我們值得注意的。

對於泡沫的成因，過去有許多關於理性和非理性的文獻討論，前者如自我實現的預期等，後者如從眾行為、動物本能等。但無論是何者，一直以來許多文獻都指出預期心理和房價泡沫有著相當大的關聯，這種市場情緒能解釋大多基本面無法解釋的房價上漲部分，因此我們有必要注意台北市房價泡沫和市場情緒之間的關係，而此關聯就是本文所最關心的部分。

本文採用隨機邊界模型分析台北市是否有房價泡沫，以及房價泡沫與市場情緒的關聯。在過程中我們使用了半常態模型、截斷常態模型和 Wang (2002) 分別估計。根據模型比較後，發現異質性截斷常態模型和資料的配適度最佳，因此我們使用此模型作為最終結果。此結果顯示台北市理論上存在房價泡沫，且佔比約 10%-30%，高峰期落在 2014-2015 年，以及房價泡沫確實與市場情緒在統計上有顯著的關聯，且為正相關，無論是採用 MS1_Taipei 或是 MS2_Taipei 任一市場情

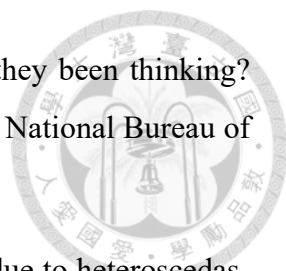
緒指標。進一步我們還發現市場情緒影響房價泡沫的方式為非線性，當市場情緒越高漲時，對房價泡沫的邊際影響也越大，此結論也符合過去一些探討市場情緒的文獻結果。


另外我們也對模型中的變數設定做了不同檢驗，藉以驗證市場情緒指數的顯著性是否會受到其他變數加入而影響，結果顯示無論是加入 M1B 餘額年增率或是貸款餘額，甚至是兩者一同加入，市場情緒指數依然能維持顯著性，且和房價泡沫為正相關。因此我們可以更加確定市場情緒和台北市房價泡沫理論上確實有正向的關聯。在此我們也做了利率和房價租金比的分析，發現當貸款餘額從模型中取出時，利率和房價租金比確實呈現顯著的反向關係，因此和經濟理論與過去的實證也一致。本文最後也分析了高雄市的房價，結果發現高雄市在 2009Q1-2018Q4 理論上是沒有房價泡沫的情形，因此也無須討論市場情緒與高雄市房價泡沫的關係。

參考文獻



- Abildgren, K., Hansen, N. L., and Kuchler, A. (2018). Overoptimism and house price bubbles. *Journal of Macroeconomics*, 56:1–14.
- Akerlof, G. A. and Shiller, R. J. (2010). *Animal spirits: How human psychology drives the economy, and why it matters for global capitalism*. Princeton university press.
- Baker, M. and Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The journal of Finance*, 61(4):1645–1680.
- Battese, G. E. and Coelli, T. J. (1988). Prediction of firm-level technical efficiencies with a generalized frontier production function and panel data. *Journal of econometrics*, 38(3):387–399.
- Battese, G. E. and Coelli, T. J. (1995). A model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier production function for panel data. *Empirical economics*, 20(2): 325–332.
- Benartzi, S. (2001). Excessive extrapolation and the allocation of 401 (k) accounts to company stock. *The Journal of Finance*, 56(5):1747–1764.
- Brueckner, J. K., Calem, P. S., and Nakamura, L. I. (2012). Subprime mortgages and the housing bubble. *Journal of Urban Economics*, 71(2):230–243.
- Burnside, C., Eichenbaum, M., and Rebelo, S. (2016). Understanding booms and busts in housing markets. *Journal of Political Economy*, 124(4):1088–1147.
- Campbell, J. Y. and Cocco, J. F. (2007). How do house prices affect consumption? evidence from micro data. *Journal of monetary Economics*, 54(3):591–621.
- Campbell, J. Y. and Shiller, R. J. (1988). The dividend-price ratio and expectations of future dividends and discount factors. *The Review of Financial Studies*, 1(3):195–228.
- Case, K. E. and Shiller, R. J. (2003). Is there a bubble in the housing market? *Brookings papers on economic activity*, 2003(2):299–362.

- 
- Case, K. E., Shiller, R. J., and Thompson, A. (2012). What have they been thinking? home buyer behavior in hot and cold markets. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Caudill, S. B. and Ford, J. M. (1993). Biases in frontier estimation due to heteroscedasticity. *Economics Letters*, 41(1):17–20.
- Caudill, S. B., Ford, J. M., and Gropper, D. M. (1995). Frontier estimation and firm-specific inefficiency measures in the presence of heteroscedasticity. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(1):105–111.
- Chen, N. and Wang, H. (2011). The effect of changes in asset prices on private consumption. *Quarterly Bulletin, Central Bank of Taiwan*, 33(1):7–40.
- Cheng, I.-H., Raina, S., and Xiong, W. (2014). Wall street and the housing bubble. *American Economic Review*, 104(9):2797–2829.
- D’agostino, R. B., Belanger, A., and D’Agostino Jr, R. B. (1990). A suggestion for using powerful and informative tests of normality. *The American Statistician*, 44(4):316–321.
- Foote, C. L., Gerardi, K. S., and Willen, P. S. (2012). Why did so many people make so many ex post bad decisions? the causes of the foreclosure crisis. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Gallin, J. (2008). The long-run relationship between house prices and rents. *Real Estate Economics*, 36(4):635–658.
- Gelain, P. and Lansing, K. J. (2014). House prices, expectations, and time-varying fundamentals. *Journal of Empirical Finance*, 29:3–25.
- Glaeser, E. L., Gottlieb, J. D., and Gyourko, J. (2012). Can cheap credit explain the housing boom? In *Housing and the financial crisis*, pages 301–359. University of Chicago Press.
- Granziera, E. and Kozicki, S. (2015). House price dynamics: Fundamentals and expectations. *Journal of Economic Dynamics and control*, 60:152–165.

- 
- Greenwood, R. and Shleifer, A. (2014). Expectations of returns and expected returns. *The Review of Financial Studies*, 27(3):714–746.
- Hadri, K. (1999). Estimation of a doubly heteroscedastic stochastic frontier cost function. *Journal of Business & Economic Statistics*, 17(3):359–363.
- Huang, C. J. and Liu, J.-T. (1994). Estimation of a non-neutral stochastic frontier production function. *Journal of productivity analysis*, 5(2):171–180.
- Jondrow, J., Lovell, C. K., Materov, I. S., and Schmidt, P. (1982). On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model. *Journal of econometrics*, 19(2-3):233–238.
- Keynes, J. M. (1937). The general theory of employment. *The quarterly journal of economics*, 51(2):209–223.
- Kodde, D. A. and Palm, F. C. (1986). Wald criteria for jointly testing equality and inequality restrictions. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, pages 1243–1248.
- Kumbhakar, S. C., Ghosh, S., and McGuckin, J. T. (1991). A generalized production frontier approach for estimating determinants of inefficiency in us dairy farms. *Journal of Business & Economic Statistics*, 9(3):279–286.
- Lambertini, L., Mendicino, C., and Punzi, M. T. (2013). Expectation-driven cycles in the housing market: Evidence from survey data. *Journal of Financial Stability*, 9(4): 518–529.
- Lin, T. C., Hsu, S.-H., and Lin, Y.-L. (2019). The effect of housing prices on consumption and economic growth—the case of taiwan. *Journal of the Asia Pacific Economy*, 24(2):292–312.
- Ling, D. C., Ooi, J. T., and Le, T. T. (2015). Explaining house price dynamics: Isolating the role of nonfundamentals. *Journal of Money, Credit and Banking*, 47(S1):87–125.
- Piazzesi, M. and Schneider, M. (2009). Momentum traders in the housing market: Survey evidence and a search model. *American Economic Review*, 99(2):406–11.
- Pigou, A. C. (2016). *Industrial fluctuations*. Routledge.

Shiller, R. J. (2008). Historic turning points in real estate. *Eastern Economic Journal*, 34(1):1–13.

Shiller, R. J. (2015). Irrational exuberance. In *Irrational exuberance*. Princeton university press.

Stiglitz, J. E. (1990). Symposium on bubbles. *Journal of economic perspectives*, 4(2): 13–18.

Tversky, A. and Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases: Biases in judgments reveal some heuristics of thinking under uncertainty. *science*, 185(4157):1124–1131.

Wang, H.-J. (2002). Heteroscedasticity and non-monotonic efficiency effects of a stochastic frontier model. *Journal of Productivity Analysis*, 18(3):241–253.

Wang, H.-J. and Schmidt, P. (2002). One-step and two-step estimation of the effects of exogenous variables on technical efficiency levels. *journal of Productivity Analysis*, 18(2):129–144.

張天惠, 朱浩榜, and 陳南光 (2022). 房價上漲與資源誤置. *Working paper*.

張金鵠, 陳明吉, and 楊智元 (2010). 台北市房價泡沫之再驗. 政治大學台灣房地產研究中心.

張金鵠, 陳明吉, 鄧筱蓉, and 楊智元 (2009). 台北市房價泡沫知多少?-房價 vs. 租金, 房價 vs. 所得. *住宅學報*, 18(2):1–22.

王景南, 葉錦徽, and 林宗漢 (2011). 台灣房市存在價格泡沫嗎? *經濟論文*, 39(2): 61–89.

陳南光 (2017). 貨幣銀行學：理論與應用. 雙葉書廊.

黃華興 (2019). 檢測房價預期對房屋市場之影響 - 利用文字探勘技巧分析網路論壇民意, 台北市. 國立臺灣大學經濟學研究所碩士論文.