

學術論著

次市場與樓層效應：不動產估價中異質性特徵的分析

Submarkets and Floor Height Effects: Analyzing Heterogeneity in Real Estate Valuation

江明珠* 王詩洧**
Ming-Chu Chiang*, Shih-Yu Wang**

摘要

本文提出新的次市場劃分法，結合尺度地理加權迴歸(Multiscale Geographically Weighted Regression, MGWR)與集群分析法，並以此為基礎估算住宅大樓的樓層效用比，進行房價的水平與垂直構面分析。以台南市住宅大樓的交易資料分析的結果顯示，住房特徵在地理空間對房價具顯著的異質性影響。此外，樓層效用比架構在不同次市場間亦存在差異，多數次市場呈現樓層越高，房價越高的正斜率曲線，然而中樓層的住宅在特定區域更受青睞。本文提供房價在水平面與垂直面異質性的證據，對不動產估價之理論支持，也對銀行、購屋者、建商及政府機構掌握房市動態及制定政策方面具參考價值。

關鍵詞：次市場、地理加權迴歸模型、自然分類法、K平均數法、樓層別效用比

ABSTRACT

This study proposes a new method for delineating submarkets by integrating a local spatial econometric model (MGWR) with cluster analysis to define submarkets and analyze floor utility ratio, thereby providing a comprehensive analysis of both the horizontal and vertical dimensions of housing prices. Using transaction data from high-rise residential buildings in Tainan City, this study reveals significant spatial heterogeneity in the horizontal and vertical of the housing market. The findings further indicate variations in the vertical structure of buildings across submarkets, with most submarkets exhibiting a positive slope, where higher floors command higher prices. However, in certain areas, the floor effect curve shows an initial rise followed by a decline, suggesting a non-linear relationship. This study offers evidence of price heterogeneity in housing market, underscoring the necessity of incorporating the horizontal and vertical dimensions into valuation models. The findings not only provide theoretical support for improving the accuracy of real estate valuations but also offer valuable insights for banks, homebuyers, developers, and government institutions in understanding housing market dynamics and informing policy decisions.

Key words: Sub-markets, Geographically Weighted Regression, Natural Breaks, K-means, Floor Utility Ratio

(本文於2024年8月28日收稿，2024年10月11日審查通過，實際出版日期2025年6月)

* 國立雲林科技大學財務金融系教授，通訊作者

Professor, Department of Finance, National Yunlin University of Science & Technology, Yunlin, Taiwan.
Corresponding author.

Email: mingchuc@yuntech.edu.tw

** 國立雲林科技大學財務金融系碩士

Master, Department of Finance, National Yunlin University of Science & Technology.

E-mail: sherry89042020@gmail.com

本篇論文承蒙科技部專題研究計劃「111-2410-H-224-018-」補助，特此感謝；作者感謝主編及匿名審查委員提供的寶貴意見，文中若有任何謬誤當屬筆者之責。

一、前言

不動產活動的核心基礎在於正確的估價，以有效反映價格決定因素，支持不動產開發、融資、交易等活動，並為政策監測提供依據。不動產估價需要同時考慮價格在水平及垂直兩個構面上的分佈，這也是完整了解住房價格形成機制並正確估價的關鍵途徑。次市場理論揭示住房在水平面上的價格分佈，反映都市住房市場內部的區域異質性；而房價立體化效果則描繪垂直面上建築物內部空間使用的價值差異，這對高層建築的開發與估價尤為重要。因此，從不動產估價的角度來看，合理劃分次市場與建立大樓住宅的房價的立體化關係是提升估價精確性與客觀性的關鍵。

傳統的都市房價線性迴歸模型通常假設參數在空間中是固定常數，而忽略次市場內部可能存在的空間異質性問題。都市住房市場的內部異質性源於地理位置、結構特徵及住宅不可替代性等多重因素的交互作用，因此城市住房市場實際上由多個內部趨於同質、相互間具顯著異質性的次市場所構成(Galster, 1996; Wu & Sharma, 2012)。次市場概念在1960年代開始被關注後(e.g. Grigsby, 1963)，次市場不僅被證實存在於都市住房市場中，過去的研究已提出不同的次市場定義，如根據地理範圍、價格區間、房屋類型、結構特徵、社區特徵、人口統計特徵等來劃分，以及建議劃分次市場的方法。常見的方法有資料驅動的統計方法，如集群模型(Cluster model) (Watkins, 2001; Wu & Sharma, 2012; Keskin & Watkins, 2017)或是考量地理空間因素的多層次模型(Multilevel model) (Leishman et al., 2013; Costello et al., 2019; Alas, 2020; Keskin, 2022)等等。集群模型通常根據主成分分析決定集群的關鍵變數來劃分次市場，無需事先定義資料的層次結構，可以將具有相似價格或特徵的住宅劃分為不同的次市場，具簡便性。多層次模型則同時考慮不同層次(例如，個別住房、鄰里、區域)的影響因素，能捕捉資料的層次結構變異，是適合處理具有層次結構的住房資料的方法，然涉及更多的參數估計和假設而較為複雜。近期有學者建議使用地理加權迴歸(Geographical Weighted Regression, GWR) (Fotheringham et al., 2009)來劃分次市場。GWR是一種局部(local)的空間計量模型，允許模型中的參數隨著空間而變化來捕捉空間異質性，能量化次市場中地理和鄰里特徵的影響(Osland, 2010; McCluskey & Borst, 2011; Bhattacharjee et al., 2016; Kopczewska & Ćwiakowski, 2021)，有助於深入了解不同次市場間的空間異質性。此外，由於GWR是使用鄰近的住房單元來估計，概念上與不動產估價的比較法一致，能更符合估價實務的需求(周淑卿等，2023)。

另一方面，房價立體化效果源自不同樓層之間的可居性與可及性之間的抵換關係，而形成不同樓層之間的效用差異。樓層高度會透過影響景觀、日照、噪音等因素，非線性地影響同一建築物內不同樓層單元的房價(Xiao et al., 2019)。在過去研究中，特徵價格模型中的樓層通常被視為基本控制變數，並以二次項代入模型來呈現樓層對價格的非線性影響。然而，已有學者發現樓層溢價並非常數，會隨著樓層高度的增加而逐漸遞減(Wong et al., 2011)。也有證據指出，房價的立體化效果是隨樓層高度先上升，達到一定樓層後開始下降的非線性現象(Xiao et al., 2019)。這顯示傳統的模型設定無法正確捕捉樓層對房價的影響。因此，在不動產估價中，應同時考慮合理的次市場劃分與房價立體化影響，以描繪市場中的異質性，並準確地捕捉價格的空間變化。

然而，過去的研究對次市場劃分及房價的立體化特性探討較為不足，在房價模型中較少同時考量兩者對房價的影響(花敬群、張金鶚，1999；林祖嘉、馬毓駿，2007；陳奉瑤、楊依蓁，2007；張怡文等，2009；林祖嘉、林素菁，2009；謝博明，2015；江穎慧等，2019)。為提升房價模型的準確性與實用性，本研究同時整合「次市場」與「房價立體化」的觀點來觀察住房價格的空間變化，使用原台南市住宅大樓交易資料為樣本，先界定研究範圍內的次市場，再針對每一次市場建立房價立體化的架構。在劃分次市場的步驟時，本研究應用比GWR更有彈性的多尺度地理加權迴歸(Multi-scale GWR, MGWR) (Fotheringham et al., 2017)來估計特徵價格模型，再將定義的標準房屋特徵代入MGWR估計結果，根據自然分類法(Natural Breaks)和K平均數法(K-means)將標準住宅單價分群後，最後以GVF(Goodness of Variance Fit)值決定次市場之最適群數，觀察次市場價格在空間分布的異質性。此外，基於同一次市場內的住房具可替代性，住宅大樓因所在樓層不同而有的價差在同一次市場內將會趨於一致。因此在房價的垂直構面上，本研究使用同一次市場的住房樣本來建立特徵價格模型，並據以建立各次市場中，不同樓層類別的效用比值，因此，透過觀察次市場內各樓層之間的效用差異(以比率表示)，可以建立房價立體化的模型架構，補足針對集合住宅研究的相關實證證據。

本文結構如下，第一章為前言，第二章為文獻探討，第三章為研究方法，第四章為實證結果，最後為結論。

二、文獻回顧

(一) 住房次市場相關的文獻

住房次市場(housing submarket)被定義為由具高度替代性的住房組成的集合，其具有內部同質性和外部異質性的特性(Grigsby et al., 1987)。因此，次市場的空間範圍可基於住房間的替代性來界定(Grigsby et al., 1987; Pryce, 2013; Keskin & Watkins, 2017)。住房的替代性取決於其異質性與空間僵固性。異質性指每一住房具其獨特性，具有影響其價格的個別特徵因素，而空間僵固性則強調住房的不可移動性，使其價格受鄰近設施、公共建設和區域文化等因素的影響(Kiel & Zabel, 2008)。Basu & Thibodeau(1998)指出，同一區域內開發時間相近的住房，因房屋特徵與周邊設施的相似性，往往擁有類似的區位特性。因此，區位可視為次市場的空間範圍，反映住房特徵與區域設施對房價的綜合影響。因此，住房市場可以依據個別特徵和區域因素劃分為不同的次市場。

傳統的次市場是以行政區域來界定(Schnare & Struyk, 1976; Goodman, 1981；花敬群、張金鶚，1999)，例如，Schnare & Struyk(1976)以鄰里環境和行政區域來區隔住宅市場，發現次市場間的房價差異顯著。住宅類型(包括公寓、集合住宅、與獨棟住宅)亦是界定次市場的方法之一(Allen et al., 1995)。Goodman & Thibodeau(1998)指出，次市場的劃分會影響房價，且除了地理區域外，他們發現學區亦是次市場界定的重要變數。

此外，亦有一些學者使用統計方法來界定住宅次市場，例如Bourassa et al.(1999)開發了一種定義住宅次市場的統計方法，運用主成分分析法及群集分析法將原始資料歸類並找出最適合住宅次市場的組合，定義出住宅次市場的特徵價格方程式，結果發現，利用統計方法來界定住宅次市場較傳統以行政區域來界定住宅次市場為佳。Alas(2020)則使用普通最小平方法(Ordinary Least Square Estimation, OLS)以市轄區界定次市場的模型、以市政區界定次市場的模

型及以街道界定次市場的模型等多層次模型，研究大都市區內以多層次模型界定次市場的表現，實證結果顯示，與特徵價格模型相較，基於地理空間定義次市場的模型有較佳的預測結果，以較小地理空間範圍來界定次市場能提高大都市房價的預測能力。

在國內，也有學者著墨於次市場的相關研究。林祖嘉、林素菁(2009)認為，相較於傳統實證研究以地理行政區或住宅型態界定次市場，考量住宅之代替性高低所定義的次市場範圍會更為合理。林祖嘉、林素菁(2009)從住宅代替性的觀點來劃分次市場，且主張住房的共同影響因素能捕捉其替代性。因此他們應用因素分析法，使用2004年間，台北市及台北縣包括透天、公寓及住宅大樓的住房交易資料為研究對象，從住房特徵變數的線性組合中萃取出共同影響因素，並基於這些因素來劃分次市場。結果發現，「住宅結構」、「總價坪數」、「單價路寬」為影響次市場之重要因素，大台北地區住宅市場依此可區隔為三個次市場。且因素分析法界定的次市場在房價估計表現上有較高的準確度，因此可以成為傳統分類法的互補性作法。

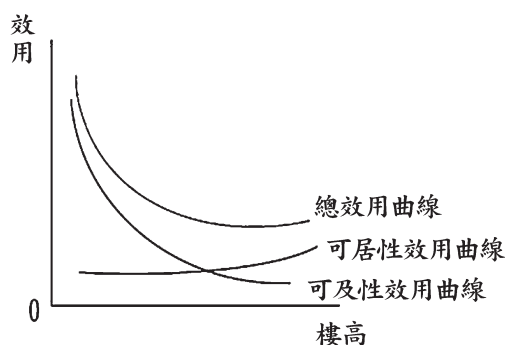
然而，謝博明(2015)主張，房價具有空間相依特性，並受空間次市場劃分的影響，因此應用空間計量建立的房價模型更能捕捉房價的空間相依特性。為考量房價的空間相依特性，謝博明(2015)應用空間計量方法來界定次市場，他使用2009至2010年間，即台南市升格前、後之透天住房交易資料，比較集群分析法、局部空間相關指數(Local Indicator of Spatial Association, LISA)所界定的次市場，並與以行政區劃分的次市場比較。實證發現，台南市房價具有顯著的空間相依特性，三種方法定義的次市場中，以空間計量法劃分的次市場為單元估計房價時，具有較高的估計精確度。

房價的空間相依性隱含在一特定距離內的住房價格會互為影響，因此空間模型在次市場的應用提供了另一個研究的角度。有別於前述之全域的空間自我相關分析模型，近期的學者應用MGWR模型界定住房次市場，並提出證據，證實基於GWR的房價估計結果會比以行政區或學區等傳統的劃分方式更為精確。Kopczewska & Ćwiakowski(2021)蒐集2006年至2015年間華沙公寓中古屋交易資料共65,674筆資料，應用GWR模型及標準差的非監督式學習法，測試次市場的時空恆定性。他們發現，以GWR劃分的次市場，具有更穩定的空間恆定性，證實GWR模型可以用來界定次市場。Hu et al.(2022)蒐集6,268筆中國上海2018年至2020年的房屋銷售價格及房屋租賃價格，整合特徵價格模型、地理時間加權迴歸(Geographically and Temporally Weighted Regression, GTWR)和機器學習來界定次市場，分別探討上海住房和租賃次市場的動態，實證結果發現，與先前以特徵價格模型來界定次市場的研究相較，使用GTWR模型可以有效的同時處理特徵價格模型中的空間與時間非恆定性。此外，他亦發現GTWR模型比傳統以行政區域、學區劃分次市場的模型表現更好。

(二) 房價立體化效果相關文獻

隨著人口成長及經濟的發展，都市土地的使用強度增加，住宅型態從早期的平房、三合院或透天厝逐漸變成以立體垂直空間混合使用之集合住宅為主流。過去的研究顯示，房價受所在的樓層影響而不同。例如，Wen et al.(2005)以及Conroy et al.(2013)發現，房價隨著樓層數增加而上升；Hasanah & Yudhistira(2018)和Xiao et al.(2019)則指出，較高樓層因視野較佳而使人們願意支付更高價格以獲得更好的景觀。因樓層效用不同而導致的價格差異，在估價實

務稱之為樓層別效用比，乃是將各層樓的售價相對於基準樓層的售價以百分比表示而得(游適銘，2007)。林英彥(1982)指出影響樓層別效用比之基本因素可分為可居性、視野及可及性三項。可居性效用係指受建物高度影響的居住舒適程度，視野效用指取決於建物高度而在景觀視野方面之悅目程度，可及性效用係指住房抵達地面之方便程度。綜合衡量此三項因素，則樓層別效用比即是可及性效用與可居性效用之總合，因此垂直加總可及性效用曲線與可及性效用曲線，可得總效用曲線，如圖一所示。



圖一 總效用與樓高之關係圖

資料來源：林英彥(1982)，頁131

樓層別效用比係以效用為計算標準，而效用取決於使用者的滿足程度，主觀、抽象而無法量化。由於各層樓提供的可居性及可及性效用不同，導致一棟建物內不同樓層的房價有差異，因此實務上將各樓層之價值量化成住宅價格或租金，由建物各樓層的單價推算樓層別效用比，用以代理使用者對於各樓層滿足程度的差異性。

雖然在理論上有研究支持房價因不同樓層的效用差異而有立體化效果，然而相關實證研究較為少見。Wong et al.(2011)使用2000年1月至2006年8月間香港德福花園社區的住宅大樓的交易資料共807筆，樣本除了所在樓層及建物高度外，在其餘特徵上高度同質，且分佈在樓高11-12樓及25-26樓兩種住宅大樓中他們在特徵價格模型中納入樓層、建築高度及其他控制變數，並以樓層的二次項變數來捕捉非線性影響。實證結果顯示，樓層溢價並非線性增加，而是先隨樓層升高而呈現遞減趨勢。再者，兩種建築高度不同之建物，其樓層溢價的型態無顯著差異。然而，相較於建築高度較高的建築，較低的建築具有較高的樓層溢價，代表建築高度(以總層數衡量)重要的影響房價，在特徵模型研究中應注意此一影響，以提高預測的正確性。Xiao et al.(2019)使用2015年中國杭州的18,551筆住房交易資料，應用特徵價格模型來分析不同樓層及景觀鄰近性對住宅價格的影響。結果顯示，樓層高度與住宅價格之間存在非線性的倒U型關係，意即，樓層溢價全隨樓高越高而增加，在中樓層時達到高點，並隨著樓高上升而下降。此外，此非線性關係在無電梯的多層建築與有電梯的高層建築間顯著不同。

在國內文獻方面，蔡柏佑(2017)以2012年8月至2017年3月總樓高為十二樓(含)以上且建物面積50坪(含)以上之大坪數住商混合大樓為樣本對象，研究範圍包括台北市、新北市、台中市、高雄市，共計6,730個樣本數，他透過半對數型態之特徵價格模型探討住宅大樓房價及各

樓層坪效之相關性。實證結果顯示，屋齡、建物面積、土地面積、行政區、房間數及衛浴套數等變數均會影響其樓層價格，而地區屬性的不同確實會影響樓層價差。蕭睿汶(2017)以台北市、新北市、台中市、高雄市為研究範圍，並挑選2012年至2015年11層樓以上高級住家用的住宅大樓的房價資料，他將1~5樓設為低樓層、6~10樓設為中樓層、11~15樓設為高樓層、16樓以上則設為超高樓層，並將屋齡分為1~5年(新成屋)及6~10年(中古屋)，根據特徵價格了解四都間的高級住宅房價的互動關係。實證結果顯示，若以台北市為基準，其他三都之高級住宅總價皆低於台北市，並發現高級住宅之新成屋在土地移轉面積的影響上與總價呈現負相關。

三、研究方法

首先，本研究先界定原台南市範圍的次市場，再針對每一個次市場建立房價立體的架構關係，來分析台南房價在水平及垂直兩面之異質性情況。第一部份的實證先劃定次市場步驟，首先，以局部(local)空間計量法MGWR來估計特徵價格模型，再將定義的標準房屋特徵代入MGWR估計結果，以控制住房品質差異，即可呈現住宅在地理空間的差異分佈；其次，本研究將標準住宅價格估計值以自然分類法和K-means分群，並以GVF值決定次市場之最適群數，據以界定次市場個數。第二部份的實證則求算樓層別效用比，本文首先針對第一步驟劃分的市場分別建立特徵房價模型，以最小平方方法求得係數的估計值；再者，代入定義的標準房屋特徵估算不同樓層之住房價格，並據以建立各次市場之樓層別效用比表。以下段落將分別介紹本文使用的實證模型及檢定方法。

(一) 地理加權迴歸模型

從Lancaster(1966)提出的消費者需求理論到Rosen(1974)進一步擴展Lancaster的理論，發展出特徵價格理論(Hedonic Price Theory)後，Rosen又進一步奠定特徵價格理論的基礎，將不動產視為多種特徵的異質性商品(Heterogeneity Commodity)，並提出不動產之價格由各種特徵所決定，以不動產之價格為應變數，並以其各種特徵為自變數，利用不動產之特徵對房價進行迴歸，即可求得不動產之隱含價格。在過去的文獻中，房價的特徵價格理論包括線性模型(Linear-Form)、半對數模型(Semi-Log Form)、逆半對數模型(Log-Linear-Form)、雙對數模型(Log-Log Form)等函數型態。Malpezzi(2003)的研究發現半對數模型有易於解釋的優勢，有助於增進變異數齊一性，其係數值代表特徵變數變動一單位時，影響房價變動的百分比。故半對數模型為最常被應用之模型型態。本研究擬採用半對數型態之特徵價格全域模型作為研究實證模型。

以住房單價取對數作為應變數之半對數特徵估價模型如下所示：

$$\ln(y_i) = \beta_0 + \sum \beta_{ik}X_{ik} + \varepsilon_i \dots\dots\dots (1)$$

其中， y_i 為第*i*筆住房成交單價， β_0 為截距項向量， β_{ik} 為各個不動產特徵變數之迴歸係數， X_{ik} 為第*i*筆住房交易的第*k*個特徵屬性， ε_i 為誤差項。

Fotheringham et al.(2009)則認為傳統迴歸方法將研究範圍內的空間因素視為恆定，然而住房價格具有空間異質性(Spatial Heterogeneity)的特性。所謂空間異質性係指，在同一次市

場內的住房特徵及價格間具密切相關性，但住房間的相關性會隨著彼此間的空間距離越遠，而有住房資訊的關聯下降或消失的現象(Brunsdon et al., 1996)。房價特徵價格模型若未能考量空間異質性，估計的係數值將會有偏誤，模型解釋力也會喪失。而Brunsdon et al.(1996)開發的GWR是一空間計量方法，能考量房價及其特徵的空間異質性來估計特徵價格模型，在實證上亦被證實，以GWR劃分的次市場，具有更穩定的空間恆定性(Kopczewska & Ćwiakowski, 2021)。

GWR是根據樣本間之距離建立權重，並在最適的影響範圍(最適帶寬)條件下為每一樣本點選取與其有空間相依性的樣本資料，進行特徵價格模型估計，因每一樣本點均有一組獨立的迴歸係數，故又稱為局部迴歸(Huang et al., 2010)。由於GWR是基於「局部」觀點，使用距離接近之住房單元資訊來估計，因這些住房單元通常具有類似的區域、鄰里…等特徵，因此能提高估計的正確性及參考性(周淑卿等，2023)。延伸傳統全域(Global)特徵價格模型，改以GWR估計，則式(1)改寫為：

$$\ln(y_i) = \beta_0(u_i, v_i) + \sum \beta_{ik}X_{ik}(u_i, v_i) + \epsilon_i \dots\dots\dots (2)$$

其中， (u_i, v_i) 為 i 點的經緯度座標， $\beta_0(u_i, v_i)$ 為 i 的截距， $\beta_{ik}(u_i, v_i)$ 為第 i 筆住房交易第 k 個特徵屬性之迴歸係數， ϵ_i 為誤差項。式(2)是給定特定的帶寬(Bandwidth)估計而得，帶寬代表特徵屬性對房價產生影響之距離範圍。

Fotheringham et al.(2017)放寬GWR固定帶寬的假設，允許不同的特徵變數以不同帶寬進行估計，提出MGWR。MGWR允許房價和特徵變數間隨著空間不同而存在不同的條件關係(Yang, 2014)，因此不同的特徵變數會有不同的最適帶寬，例如，「住房與國小的距離」對房價的影響會與「住房與醫院的距離」對房價的影響不同。最適帶寬形成特徵變數在空間裏的同質區，而與其他區域具有相對低的替代性。MGWR模型可改寫式(2)為：

$$\ln(y_i) = \sum \beta_{bwj,k}(u_i, v_i)X_{ik} + \varphi_i \dots\dots\dots (3)$$

其中， $\beta_{bwj,k}(u_i, v_i)$ 裏的 bwj 代表使用的帶寬， φ_i 為誤差項。

MGWR估計時需透過空間權重函數來決定最適帶寬，我們根據Fotheringham, et al.(2009)的建議，應用使鄰近樣本點的數量為最適的調整型雙平法(Adaptive Bisquare)來估計，並決定最適帶寬。其次，再透過Cleveland(1979)和Bowman(1984)所提出的最小化交叉驗證(Cross-validation, CV)來決定最適帶寬，其公式如下：

$$CV = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{-i})^2 / n} \dots\dots\dots (4)$$

其中， $\hat{y}_{-i}$ 是 y_i 的配適值， $\hat{y}_{-i}$ 代表在局部模型校估中，排除了觀測值 i 之估計值。

最適帶寬的決定是應用美國亞歷桑納州立大學發展的MGWR 2.2軟體，以黃金分割搜索法(Golden Section)來決定。黃金分割搜索法是一種在指定區間內尋找極值(最大值或最小值)，逐步縮小極值的區間，直到最小點達到允許的誤差範圍為止，故透過此功能獲取最適帶寬。

在以MGWR估計式(3)而得的特徵變數隱含價格($\beta_{bwj,k}$)，是考慮了空間異質性並進行住房品質調整後的結果。若以標準住宅的特徵代入式(3)的估計係數值，可以估算每一樣本點的單價，觀察標準住宅之單價在地理空間的分佈狀況。在下一小節，本研究將應用自然分類法及

K-means法將標準住宅單價分群，再依GVF決定何者為劃分次市場的最適方法，最後決定次市場的最適群數。

(二) 界定住宅次市場之方法

由於次市場無法直接觀察而明確定義，本文將前節估計的標準住宅單價，應用自然分類法及K-means法分群，目的是在控制住房品質差異後，觀察將這些標準住宅單價差異的顯著性來劃分次市場，使標準房屋的價格在同一次市場內差異最小，在跨次市場間的差異極大。

1. 自然分類法

自然分類法(Natural Breaks) (Jenks, 1967)是以統計之方法將資料進行分類，使同一群組內之變異最小化，而不同組間的變異最大化，此論點與次市場之定義相似，故本研究將以地理資訊系統內建的自然分類法進行分組，再使用反距離權重(Inverse Distance Weighting, IDW)進行空間內插(Spatial Interpolation)。所謂空間內插是使用已知點的數值來推估未知點的數值的方法，而常見的空間內插法有克利金(Kriging)和反距離權重(IDW)，因為IDW是一種距離加權型內插法，利用鄰近的已知點數值來進行加權運算，且利用距離的倒數來推估權重，使未知點數值受到周圍已知點的影響程度呈距離反比關係，亦即距離愈遠則影響程度愈小，此觀點與MGWR中住宅間之影響與距離呈反比關係相似，故採此法。

2. K-means法

K-means是一種集群分析法之一種，集群分析法是一種非監督式學習之技術，根據樣本之間之共同屬性，以距離作為分類的依據，相對距離愈近相似程度愈高，再將比較相似的樣本聚集一起，形成集群(cluster)，而使群內差異小、群間差異大。此方法是將樣本觀察值加以分析，將具有共同特性者整合一起後，利用樣本點到各集群中心值的距離來分群，讓組內同質性和組間異質性最大化，而通常利用的距離為歐基里得距離(Euclidean distance)，其公式如下：

$$D_{ij} = (\sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2)^{1/2} \dots\dots\dots (5)$$

其中， D_{ij} 為樣本 i 與 j 之歐基里得距離； X_{ik} 為在第 i 的群組之第 k 個變數；而 X_{jk} 為在第 j 的群組之第 k 個變數； p 為變數之數目。

3. GVF (Goodness of Variance Fit)值

標準住宅單價根據自然分類法及K-means法分群後，將以GVF值決定劃分次市場的最適方法，以及該法下的最適群數。GVF公式如(6)所示，SSW為組內離均差平方和(Sum of Squares Within)，SST為總離均差平方和(Total Sum of Squares)，GVF介於0和1之間，主要有兩種用途，一種是在群數相同時比較界定次市場的方法之優劣，另一是在方法相同時比較不同群數之優劣，當GVF愈接近1時，代表組內同質性愈高，分組的效果愈佳。

$$GVF = 1 - (\frac{SSW}{SST}) \dots\dots\dots (6)$$

(三) 考量房價立體化之次市場房價模型

由於次市場內住房的同質性，住宅大樓因所在樓層不同而有的價差在同一次市場內將會趨於一致。因此，可藉由觀察同一次市場內，因樓層高低造成的效用差(以比率代表)，建立次

市場之房價立體化架構關係。因此，本研究將根據次市場的最適群數，針對每一次市場建立特徵價格模型，以最小平方方法進行估計。在求得特徵價格模型的估計係數後，以經過品質調整的標準房屋特徵為基礎，估計該次市場各樓層的房價，並據以建立其房價立體化的效用比關係表。各次市場以半對數型態建立之特徵價格模型如下：

$$\begin{aligned} \ln(y_i) = & \alpha_0 + \alpha_1 Age_i + \alpha_2 Age_i^2 + \alpha_3 Buildta_i + \alpha_4 Roadwidth_i + \alpha_5 Totalfloor_i \\ & + \alpha_6 Totalfloor_i^2 + \alpha_7 Gas_i + \alpha_8 Substation_i + \alpha_9 Temple_i + \alpha_{10} Hospital_i + \alpha_{11} Station_i \\ & + \gamma_1 Floor1 + \gamma_2 Floor2 + \gamma_3 Floor3 + \gamma_4 Year1 + \gamma_5 Year2 + \epsilon_i \dots \dots \dots (7) \end{aligned}$$

其中， y_i 為第*i*筆不動產成交單價； α_0 為截距項； α_k ， $k = 1 \dots 11$ ，為特徵變數之係數； γ_l ， $l = 1 \dots 11$ 為樓層及年度變數之係數； Age_i 、 Age_i^2 為屋齡及其平方； $Buildta_i$ 為建物移轉面積(坪)； $Roadwidth_i$ 為臨路寬度(公尺)； $Totalfloor_i$ 、 $Totalfloor_i^2$ 為總樓層數及其平方； Gas_i 為離最近加油站之距離(公尺)； $Substation_i$ 為離最近變電所之距離(公尺)； $Temple_i$ 為離最近寺廟之距離(公尺)； $Hospital_i$ 為離最近醫院之距離(公尺)； $Station_i$ 為離最近火車站之距離(公尺)； $Floor1 = 1$ 表所在樓層為中樓層(6至9層樓)， $Floor1 = 0$ 表其他區間； $Floor2 = 1$ 表所在樓層為高樓層(10至15層樓)， $Floor2 = 0$ 表其他區間； $Floor3 = 1$ 表所在樓層為超高樓層(16層樓以上)， $Floor3 = 0$ 表其他區間； $Year1 = 1$ 表交易年為2019年， $Year1 = 0$ 表其他交易年； $Year2 = 1$ 表交易年為2020年， $Year2 = 2$ 表其他交易年； ϵ_i 為誤差項。

實務上常以集合住宅中價格最低之樓層單價為基準，將此一樓層之效用定為100%，再與其他樓層之單價相比較，即可求得各樓層之間之效用比值。本研究以低樓層(L)價格(y_L)為基準，位於中(M)、高(H)、超高(SH)樓層之房地價格為 y_j ， $j = M、H、SH$ ，其樓層效用比值(U_j)之計算如下：

$$U_j = \frac{y_j}{y_L} \dots \dots \dots (8)$$

本研究參考余偉誠(2017)求算各樓層之房地價格，是以標準住宅的特徵代入式(7)得之，以計算2019年($Year1 = 1$ ， $Year2 = 0$)中樓層($Floor1 = 1$ ， $Floor2 = Floor3 = 0$)之樓層別效用比為例，分別將中樓層、低樓層之標準住宅特徵代入式(7)，並將 $\ln(\hat{y}_M)$ 、 $\ln(\hat{y}_L)$ 相減得：

$$\ln(\hat{y}_M) - \ln(\hat{y}_L) = \ln\left(\frac{\hat{y}_M}{\hat{y}_L}\right) = \gamma_1 \dots \dots \dots (9)$$

可得，

$$\frac{\hat{y}_M}{\hat{y}_L} = e^{\gamma_1} \dots \dots \dots (10)$$

重複上述步驟可得位於高樓層、超高樓層等不同樓層類別之樓層效用比架構。

四、實證結果

本研究以住宅大樓為樣本，先建立住宅特徵價格模型，包括控制住宅特徵的個別因素，並以空間局部計量模型(MGWR)處理空間異質性問題，即住宅的區域因素後，估計特徵變數的價格。再將標準住宅的特徵代入特徵變數的價格來計算標準住宅的單價，並使用標準住宅的單價劃分次市場。

(一) 變數說明與資料初步分析

本研究來自中華民國行政院內政部不動產交易實價登錄資料，自2019年至2021年共三年，包括原台南市之行政區如中西區、北區、安平區、東區、南區、安南區等六區，由於南區在研究期間較少大樓類之集合住宅交易，因樣本不足之故予以排除(註1)。本研究參考Wong et al.(2011)的作法，本文使用排除透天、公寓、華廈型態(註2)的住宅大樓交易資料為研究樣本，降低住房資料的異質性問題，剔除離群值後，並加入臨路及住房設施相關的鄰里變數，共計5,627筆樣本(註3)。與透天厝樣本相較，本研究使用住宅大樓樣本，具有住宅特徵的變異性較低、較不受土地價格變動之影響的特性。表一為研究資料的在研究期間的樣本數、平均單價及總價之比較。

表一 原台南市近三年房價資料(2019-2021)

年份	樣本數	平均房屋單價(萬)	平均房屋總價(萬)
2019	1,874	17.36	854.11
2020	2,061	19.46	981.25
2021	1,692	22.07	1,121.00
合計	5,627	19.54	980.90

說明：1. 樣本數共計5,627筆，3年研究樣本平均房屋單價為每坪19.54萬元，平均總價為980.90萬元。

2. 作者自行整理。

在估算不同樓層類別之效用比時，需先分層估算住宅大樓的單價，再以價格最低之樓層單價為基準，與其他樓層之單價相比較求之。然而，實證上在分層估計單價時，會有某些樓層之樣本因特定年度無交易，造成樣本不足的問題，即便本文嘗試整合同一次市場的住房資料來分層估計單價，部份樓層的樣本仍舊存在不足的問題。因此本文參考過去文獻，將不動產所在樓層為2至5樓設定為基準樓層，6至9樓、10至15樓、16樓以上分別以虛擬變數設定為中樓層、高樓層、超高樓層(註4)，不動產交易年份亦設定為虛擬變數，來控制年度效果。模型變數的定義如表二。

本研究樣本資料之敘述性統計如表三所示，樣本之平均屋齡為9.41年；平均建物面積為42.45坪；平均臨路寬度為22.56公尺；平均總樓層為18.44層。

(二) 界定次市場

由於OLS模型未能考慮住房市場的空間變異特性，會使迴歸式的殘差存在空間自我相關問題，而有估計偏誤。MGWR模型則能處理變數屬性會隨空間而變化的特性，因此可解決OLS

表二 變數說明

	變數名稱	定義	預期影響	類型
應變數	LnUprice	房屋交易單價取自然對數		Numerical
自變數	Age	屋齡(年)	—	Numerical
	Age2	屋齡之平方	+	Numerical
	Buildta	建物移轉面積(坪)	+	Numerical
	Road	臨路數	+	Numerical
	Roadwidth	臨路寬度(公尺)	+	Numerical
	Totalfloor	總樓層數	+	Numerical
	Totalfloor2	總樓層數之平方	+/-	Numerical
	Floor	所在樓層數	+	Numerical
	Gas	離最近加油站之距離(公尺)	+	Numerical
	Substation	離最近變電所之距離(公尺)	+	Numerical
	Temple	離最近寺廟之距離(公尺)	+	Numerical
	Hospital	離最近醫院之距離(公尺)	+	Numerical
	Station	離最近火車站之距離(公尺)	—	Numerical
	Floor1	中樓層為1，其餘為0	+	Dummy
	Floor2	高樓層為1，其餘為0	+	Dummy
	Floor3	超高樓層為1，其餘為0	+	Dummy
	Year1	2019年為1，其餘為0	—	Dummy
	Year2	2020年為1，其餘為0	—	Dummy

說明：1. 低樓層為2至5樓，中樓層為6至9樓、高樓層為10至15樓，超高樓層為16樓以上。

2. 作者自行整理。

表三 樣本敘述性統計

變數	平均數	中位數	最大值	最小值	標準差
LnUprice	2.94	2.93	3.65	2.11	0.27
Age	9.41	3.60	39.10	0.00	10.41
Buildta	42.45	37.42	181.80	5.93	21.73
Road	2.45	2.00	4.00	1.00	0.95
Roadwidth	22.56	20.00	40.00	8.00	10.41
Totalfloor	18.44	18.00	29.00	12.00	4.88
Floor	10.33	10.00	28.00	2.00	5.45
Gas	638.60	537.50	1,659	13.01	432.10
Substation	832.00	904.20	1,948	23.88	344.90
Temple	362.00	279.00	1,216	16.05	277.70
Hospital	1,422	1,274	3,237	20.41	868.80
Station	3,086	3,295	5,280	110.80	1,339

說明：1. 變數名稱請參照表二說明。

2. 作者自行整理。

模型的缺點。接下來，本研究比較MGWR與OLS之估計結果，並以係數空間分佈圖(如圖二)探討變數是否隨空間而有所改變。

1. MGWR與OLS之估計結果比較

首先，本研究首先利用MGWR來界定次市場。為了建立特徵價格模型，避免影響房價之垂直因素干擾，故將同一社區視為同一樣本，逐年於各社區之中樓層分別選取一筆住宅交易資料，共有254筆樣本資料，其中包括影響房價的個別因素(如：單價、屋齡、建物面積、臨路數、臨路寬度、所在樓層)及區域因素(如：與最近變電所、寺廟、醫院……等設施的距離)，以及交易年份虛擬變數等10項特徵變數，本研究以單價進行後續的MGWR及OLS估計(註5)，模型結果如表四。

根據表四，整體而言，MGWR的估計係數之平均數與OLS的係數值接近，較大的差異為臨路數的係數值。由於特徵的係數值代表該特徵的隱含價格，因此，OLS呈現的是整體樣本的特徵「平均」隱含價格，MGWR則對每一樣本點進行估計，而能捕捉特徵變數的隱含價格的空間變異特性。

表四 模型估計結果

	MGWR					OLS			
	Min	Medium	Max	Mean					
Intercept	3.143	3.295	3.441	3.275	(0.004)	***	3.274	(0.000)	***
Age	-0.025	-0.022	-0.019	-0.022	(0.008)	***	-0.020	(0.000)	***
Buildta	0.000	0.001	0.002	0.001	(0.047)	**	0.001	(0.001)	***
Road	-0.024	-0.001	0.025	0.006	(0.002)	***	0.006	(0.528)	
Roadwidth	0.002	0.004	0.005	0.004	(0.265)		0.004	(0.000)	***
Floor	-0.002	0.002	0.006	0.002	(0.004)	***	0.004	(0.188)	
Substation	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000	(0.030)	**	-0.000	(0.000)	***
Temple	-0.000	-0.000	0.000	-0.000	(0.028)	**	-0.000	(0.033)	**
Hospital	-0.000	-0.000	0.000	-0.000	(0.000)	***	-0.000	(0.000)	***
Year1	-0.286	-0.244	-0.204	-0.241	(0.100)	*	-0.229	(0.000)	***
Year2	-0.149	-0.131	-0.092	-0.125	(0.200)		-0.117	(0.000)	***
Adj R^2				0.790				0.763	
AIC				-280.2				-275.4	

說明：1. 變數名稱請參照表二說明。

2. Min為MGWR係數估計值之最小值；Medium為其中位數；Max 為其最大值；Mean為其平均數。
3. MGWR模型()代表蒙特卡羅檢定的p值，在沒有空間變異的虛無假設下，用以檢定特徵變數的空間變異性；OLS的()為其特徵係數值的p值，*、**、***分別代表在信賴度90%、95%、99%下具顯著性。
4. 作者自行整理。

比較臨路數、所在樓層，以及與最近寺廟、醫院的距離之係數值可以發現，MGWR在最大及最小係數值的正負號不同，代表這些特徵變數在空間中對房價有正或負的差異影響。例如，在MGWR結果中，臨路數之最大及最小係數值分別為0.025及-0.024，代表臨路數增加1，會使住房單價在特定空間增加2.5%，並在其他特定空間中使住房單價下跌2.4%。反觀OLS的估計結果，臨路數、所在樓層，以及與最近寺廟、醫院的距離這四個變數的係數值僅呈現單一的影響方向。例如，臨路數之係數值為0.006，代表臨路數增加1，會使住房單價正向增加0.6%。

比較特別的是寺廟的係數值，在空間中對房價有正或負的差異影響。推測可能是因為，在擁有「文化古都」之稱的台南，擁有歷史悠久、具文化價值的寺廟，這些知名古蹟會帶動商圈發展，形成獨特的人文居住環境，附近的房價因而較保值，而對於房價有正向貢獻。然而若住宅臨近的寺廟非觀光勝地，可能被認為是鄰避設施，而對房價有負向影響。醫院的係數值亦然，在最大及最小係數值的正負號不同，可能代表醫療資源在不同的空間有差異定價效果。

MGWR的估計能捕捉特徵變數顯著的空間變異，可由蒙特卡羅檢定結果觀察得知。根據表四第五欄的p值，大部份的特徵變數均拒絕沒有空間變異的虛無假設，例如，代表屋齡、建物面積、臨路數、所在樓層，以及與最近變電所、寺廟、醫院……等設施的距離均具有空間變異的特性，僅臨路寬度的可能不具有空間變異。這代表住房樣本資料在不同的空間次市場間，其個別因素及區域因素的係數值大部份具有顯著空間異質性。

比較年度的虛擬變數估計值，兩模型的估計結果差異不大，負的係數值代表房價在研究期間內逐年上漲，以MGWR的結果為例，平均而言，2021年的單價比2019年漲了約24.1%，也比2020年漲了約12.5%。然而，觀察年度的虛擬變數的最大及最小估計值，以及蒙特卡羅檢定結果，可知2019年的房價變動在空間次市場間具顯著差異，與2021年的單價相較，特定空間在2019年的單價約低14.9%，另有特定空間在2019年的單價約低9.2%。然而，單價在空間中的差異性於2020年消失，當年度的p值為0.2，無法拒絕年度虛擬變數沒有空間變異的虛無假設，代表2020年以後，台南市次市場房價的上漲幅度趨於一致。

比較兩模型之配適度，可以發現MGWR模型的 R^2 更大，AIC數值較小，代表MGWR模型對台南房市的配適度優於OLS，故本研究將在後續使用MGWR界定次市場。

2. MGWR估計係數之空間分析

由於MGWR是針對所有樣本進行局部迴歸，故所有樣本點會有各自特徵變數之係數估計值，係數值代表特徵變數的隱含價格，也顯示在地理空間中，該特徵變數對房價之影響，本文將各特徵變數之係數估計值加入座標後繪製成空間分布圖，探討住房特徵的空間趨勢及分布狀況。

圖二(a)為「屋齡」係數估計值空間分布圖。由於不動產價格隨著屋齡的增加將產生折舊，故通常屋齡增加會導致不動產價格下跌，故預期符號為負。屋齡估計係數值之最大及最小值分別為-0.019及-0.025，從圖二(a)可觀察到，中西區、東區的住宅隨著屋齡愈高，房價下跌幅度較安平區、安南區更大。

「建物」係數估計值空間分布圖繪製於圖二(b)，其於MGWR結果中為正向，最大值及最小值分別為0.002及0.000，代表建物面積愈大者，不動產價格亦愈高。由圖二(b)可得知，建

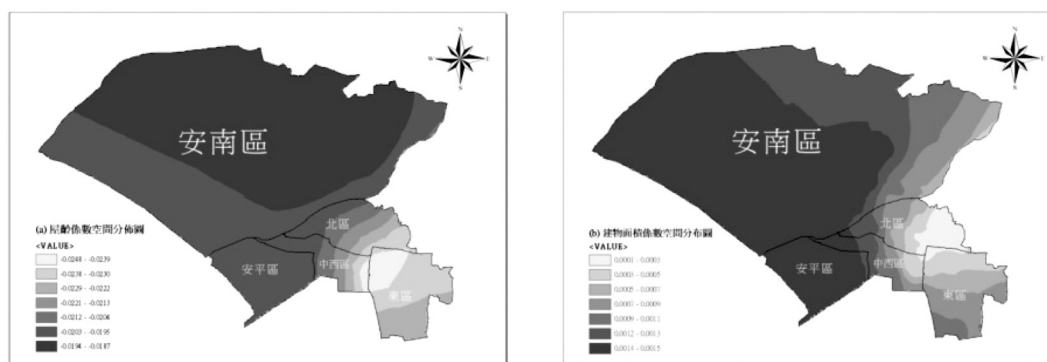
物面積對不動產價格影響較大的區域在台南市五期重劃區及商60重劃範圍內的安平區及安南區，推測可能因重劃帶動商圈發展，使細微的面積增加會造成不動產價格提升。

不動產附近的臨路數愈多，車輛進出愈方便，交通便利性愈佳。臨路數之估計係數值介於0.025及-0.024之間，從圖二(c)為「臨路數」係數估計值空間分布圖可知，接近安平區的住房會因臨路數愈多而有更高的房價，然而，愈靠近北區、東區，房價與臨路數則呈現反向關係。推測可能因安平區為台南市最早開發的區域，道路相對較為狹窄，觀光客多，臨路數多有利於交通便利性，使該區域住戶的車輛進出愈加方便。北區及東區接近成功大學區域，以生活機能方便著稱，會有較少觀光客拜訪，清幽環境為民眾理想的居住區域，臨路數若愈多帶來的吵雜使房價會受到負面影響。

不動產所在樓層愈高，可居性、景觀視野也愈好。所在樓層數估計係數值介於0.006及-0.002之間，觀察圖二(d)為「所在樓層數」係數估計值空間分布，可發現絕大多數區域之估計係數值為正數，但北區、中西區北側及安南區東側為負，可能是這些地區沒有寬闊視野的景觀優勢，而使所在樓層愈高而不利於房價。

「離變電所之距離」係數估計值空間分布圖繪製於圖二(e)。變電所帶來的電磁波長期被認為有致癌風險，故被認為是鄰避設施，離變電所愈近房價愈低。然台南市則與傳統經驗呈現相反結果，其係數值為接近於零的負值。推測可能是因變電所之位置為人口稠密之地，市中心帶來的商圈發展、周邊環境等正向影響大於變電所的負向影響所致。

「離寺廟之距離」係數估計值空間分布圖繪製於圖二(f)。本研究離寺廟之距離估計係數值有正有負，係數為正之樣本落在東區、北區東側，因其鄰近之寺廟並非觀光勝地，故被認為是鄰避設施，距離愈近房價愈低，而係數為負之樣本落在中西區、安南區南側及北區西側，可見附近的知名古蹟帶動商圈發展，形成獨特的人文居住環境，附近的房價因而較保值，距離愈近房價愈高。



圖二 各係數估計值分布圖

資料來源：作者自行整理

3. 台南市住宅次市場之界定

接下來將以MGWR的係數值代入標準房屋的特徵，估計254筆房價資料，用以代表任一社區中的標準房屋單價估計值。本文定義之標準住宅特徵，乃從表二選取各特徵變數之眾數或

平均數數值，將其代入MGWR估計式，估計標準住宅單價。其次，再將標準住宅價格利用自然分類法及K-means法辨別以界定次市場，以GVF值決定次市場之最適方法及最適群數。

(1) 自然分類法之估計結果

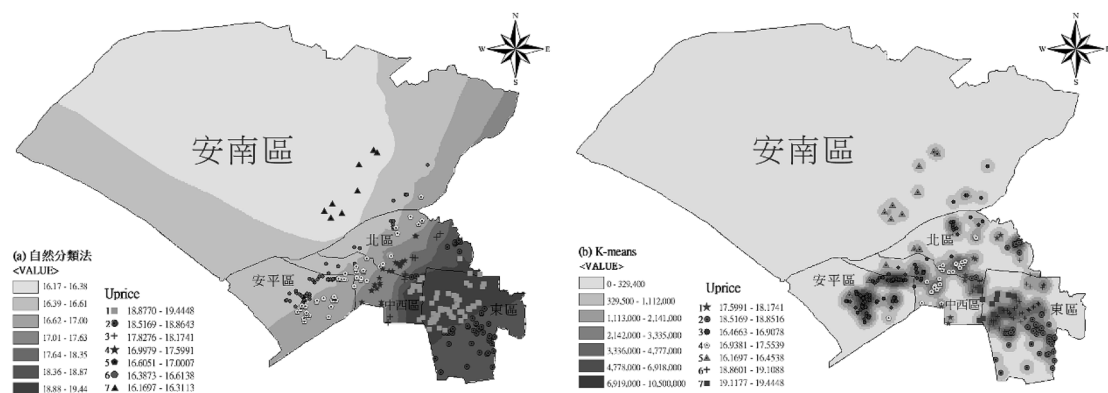
本研究利用自然分類法和IDW空間內插法的運用結果如圖三(a)所示，以自然分類法對標準住宅價格分類後的結果以深淺不同顏色的樣本點表示，底圖代表IDW內插後的結果。可以發現，經過分類後之高價住宅大多落在近一年台南房價漲幅最大的東區，其次則落在因鄭子寮重劃區而房價急起直追的北區，符合預期。而低價住宅均落在區域機能尚未健全，現階段賣壓攀升、餘屋量暴增的安南區，同樣符合預期。

(2) K-means之估計結果

本研究利用K-means法之操作結果如圖三(b)所示，圖中深淺不同顏色的樣本點是以K平均數法對標準住宅價格分類後的結果。由圖三(b)可得知經過分類後之高價住宅大部份出現在台南房價高漲的東區，符合預期。而低價住宅均落在區域機能尚未健全，現階段賣壓攀升、餘屋量暴增的安南區，同樣符合預期。

(3) 小結

綜合上述，比較兩種方法的分析結果可知，新的次市場範圍打破原有行政區的邊界，而K-means法相較於自然分類法又更細分東區，然何種方法是界定次市場的理想方法，以及最適群數的決定，需以GVF法進一步分析。



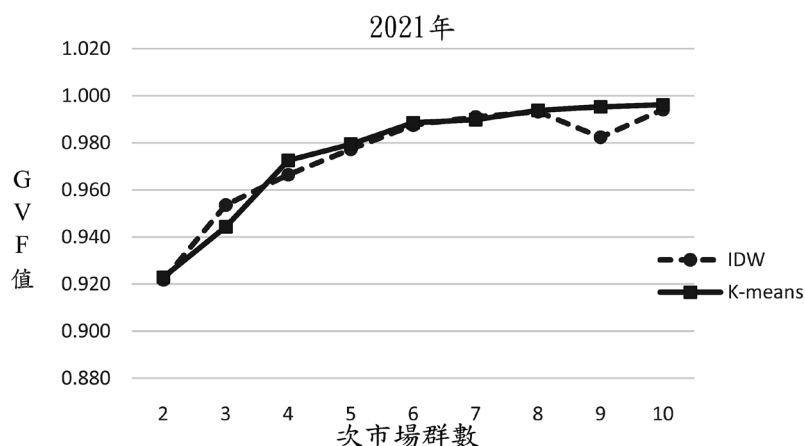
圖三 自然分類法及K-means之次市場分類結果

資料來源：作者自行整理

4. 次市場之最適群數

本文利用GVF值判別決定次市場的最適方法，以及次市場的最適群數。GVF為介於0和1之間之數值，當GVF愈接近1，代表組內同質性愈高，分組的效果愈佳。圖四繪製經由自然分類法及K-means法劃分的次市場群數，以及對應之GVF值。

由圖四可看出，與自然分類法相較，K-means界定的次市場較穩健且具有更高的GVF值，故本研究將以K-means作為界定次市場之方法。另外，當最適群數為7組以上，GVF值接近1，而且每增加一群數，GVF的邊際增幅遞減，顯示組內之替代程度已達極高，故基於界定次市



圖四 自然分類法及K-means之GVF值

資料來源：作者自行整理

場以從優從簡的簡便性原則(Cliff et al., 1975；Goodman, 1981)，決定原台南市次市場之最適群數為7區。

5. 次市場之範圍及房價資料

在將次市場界定為7區後，本文以各次市場附近具代表性的重要設施及路段加以命名，如圖五所示。各次市場之樣本數量、平均房屋單價及平均房屋總價如表五所示。

由表五可發現，由於第1區及第4區次市場之樣本數過少，依據不動產技術規則第20條第一項之規定，須蒐集應用計量模型分析關係式自變數個數五倍以上之比較標的，故本研究僅以第2、3、5、6、7等區的樣本進行後續實證。此外，由於次市場內住房具同質性，因此住宅大樓各樓層之間的價格差異可能在同一次市場內具一致性。故本研究將針對上述5個次市場分別建立特徵價格模型，觀察次市場內各樓層之間的效用差異(以比率表示)，建立房價立體化的架構關係。

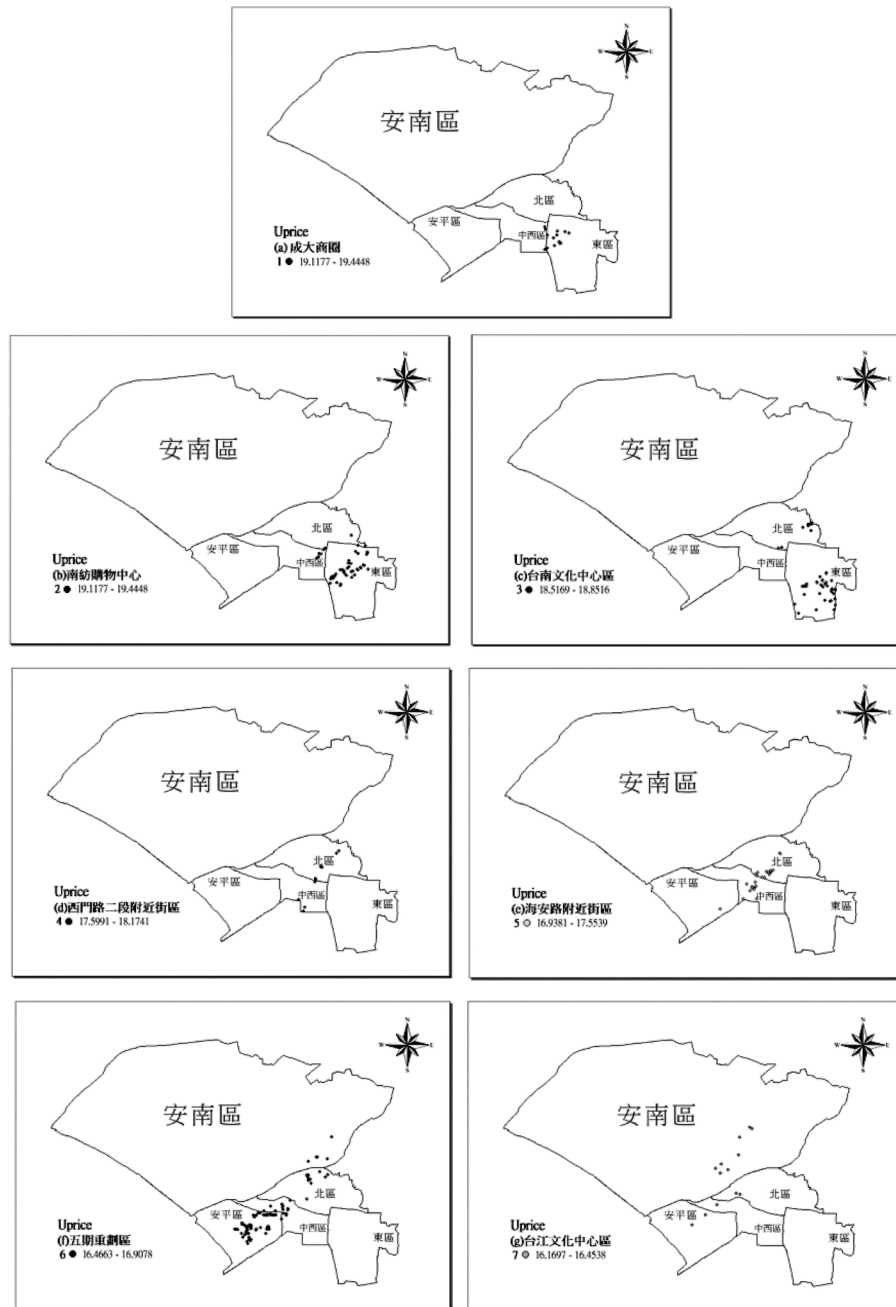
(三) 房價立體化的分析

為進一步建立房價立體化關係表，本研究分別估計各次市場之特徵價格模型，並以標準住宅之特徵代入估計模型後，比較各次市場之迴歸分析結果，列示各次市場之房價立體化關係。

1. 各次市場迴歸分析結果

各次市場之迴歸分析結果列於表六。整體來說，各次市場模型的調整後判定係數值均大於70%，符合不動產估價技術規劃的標準，且第3、7、2三區次市場的調整後判定係數值為87%以上，顯示模型具有極佳的配適度。

屋齡、屋齡平方、建物面積、臨路寬度、臨路數、和最近加油站、變電所、火車站的距離，所在樓層類型(低、中、高、超高)及年度係數值在大部分次市場中均為顯著，和房價具有顯著相關。其中，建物面積愈大，房價愈高。屋齡方面，除屋齡較年輕的台江文化中心區外，其他次市場的屋齡均與房價呈負相關。而和最近加油站的距離在成大商圈、五期重劃區、台江文化中心區之係數值為負數，與本研究預期不符，但由於其係數值相當接近0，代表



圖五 第1區至第7區次市場之範圍

資料來源：作者自行整理

其對房價之影響相當小。和最近變電所的距離在部分次市場中之係數值為負，與本研究預期不符，此現象可能導因於原台南市的變電所所在位置皆靠近市中心，故市中心帶來的商圈發展、周邊環境等正向影響大於變電所所帶來的負向影響所致，且其係數值相當接近0，代表其對房價之影響相當小。

表五 原台南市各次市場之房價資料

次市場	樣本數	平均每坪房屋單價(萬)	平均房屋總價(萬)
1：成大商圈	98	19.24	823.22
2：南紡購物中心	422	18.92	1,013.70
3：台南文化中心區	1,057	18.35	707.62
4：西門路二段附近街區	88	17.50	586.40
5：海安路附近街區	534	22.77	988.73
6：五期重劃區	2,699	20.30	1,106.40
7：台江文化中心區	729	16.91	956.86
合計	5,627		

說明：1. 樣本數共計5,627筆，全部次市場合計之平均房屋單價為每坪19.14萬元、平均房屋總價為883.28萬元。

2. 作者自行整理。

整體而言，2021年的房價最高，2020年次之，2019年最低，代表在研究期間內，各次市場之房價逐年上漲，且由Year1(2019)、Year2(2020)之係數值差異可看出，相較於其他次市場，五期重劃區及台江文化中心區的房價上漲幅度較小。而各次市場中之所在樓層類型(低、中、高、超高)之係數值均為正數，說明相較於低樓層而言，愈高樓層之價格愈高。

2. 各次市場房價立體化關係之比較

將標準住宅的特徵代入表六的估計結果，可以估計經由品質控制之標準住宅在不同樓層類型(低、中、高、超高)下、在各次市場的價格分佈。因此，次市場的估計值是控制了除樓層類型以外的個別因素及區域因素後，標準住宅的估計單價，因此可直接比較不同樓層類型的價格，並根據式(10)計算各次市場房價立體化之效用比率。排除資料不足的第1與第4區兩次市場後，5區次市場的效用比值列於表七。表中，代表年度的虛擬變數之估計係數值差異不大，故2019年至2021年的效用比率表並無變化。

觀察表七panel A，除南紡購物中心區外，其他次市場之房價立體化效用比隨著樓層數愈高越大、房價愈高。比較各次市場之低樓層與超高樓層效用比率差異可知，海安路附近街區之房價高樓溢價最低，上述現象可能因近年來透過景觀藝術造街、地下停車場的建設，成為台南夜晚熱鬧的徒步區，帶動海安路商圈發展，亦帶動房價上漲並提升競爭力，在競爭激烈的市場，可能是造成高低樓層間的效用比接近，溢價最低之因。在所有次市場中，台江文化中心區之房價高樓溢價為最高，顯示位於台江文化中心區之大樓住宅各樓層之價差較大。上述因所在樓層越高而有更高的樓層溢價的情形和Wong et al.(2011)的證據一致。

表七panel A中僅次市場2(南紡購物中心區)的效用比率先升後降，約在樓層超過第10層時，樓層溢價下降。此一結果與Xiao et al.(2019)的研究結果一致。然而，此區雖然商圈成熟、學區優質，但在研究期間超高樓層住宅大樓樣本較少，或由於其他未納入考量的特徵，而使房價立體化關係具偏誤，也是可能原因之一。

表七panel B列出各樓層類別的溢價差異。比較相鄰樓層類別的效用差，在超高樓層及高樓層間的效用差方面，以第7區台江文化中心區最高(6.73%)，第3區台南文化中心區次之(5.52%)、第6區五期重劃區再次(3.60%)、再次為第5區海安路附近街區(1.13%)，以第2區南紡購物中心區最低(-3.69%)。然而，觀察中樓層及中低樓層間的效用差，其值的大小順序幾乎和

表六 各次市場之迴歸分析結果

	2	3	5	6	7
Age	-0.017 (0.000) ***	-0.008 (0.000) ***	-0.006 (0.036) **	0.001 (0.375)	0.002 (0.753) ***
Age2	<-0.0001 (0.018)	<-0.0001 (0.000) ***	-0.001 (0.000) ***	-0.001 (0.000) ***	-0.002 (0.000) ***
Buildta	<0.0001 (0.000) ***	0.002 (0.000) ***	<0.0001 (0.324) **	0.001 (0.000) ***	0.002 (0.000) ***
Roadwidth	0.004 (0.000) ***	<0.0001 (0.628)	-0.003 (0.035) **	0.003 (0.000) ***	-0.415 (0.000) ***
Totalfloor	-0.050 (0.018)	-0.020 (0.109)	-0.031 (0.060) *	0.001 (0.732)	-0.072 (0.016) **
Totalfloor2	0.001 (0.023) **	<0.0001 (0.463)	0.001 (0.851)	<0.0001 (0.855)	0.002 (0.009) ***
Gas	<-0.0001 (0.000) ***	<0.0001 (0.010) ***	<0.0001 (0.310)	<-0.0001 (0.000) ***	<-0.0001 (0.000) ***
Substation	<-0.0001 (0.000) ***	<0.0001 (0.000) ***	<0.0001 (0.464)	<0.0001 (0.006) ***	<-0.0001 (0.000) ***
Temple	<0.0001 (0.944)	<0.0001 (0.436)	0.001 (0.000) ***	<0.0001 (0.000) ***	-0.001 (0.000) ***
Hospital	<0.0001 (0.772)	<0.0001 (0.000) ***	<0.0001 (0.233)	<-0.0001 (0.000) ***	<0.0001 (0.043) ***
Station	<0.0001 (0.503)	<0.0001 (0.000) ***	<-0.0001 (0.000) ***	<0.0001 (0.000) ***	<0.0001 (0.000) ***
Floor1	0.069 (0.000) ***	0.025 (0.015) **	0.046 (0.000)	0.035 (0.000) ***	0.026 (0.000) ***
Floor2	0.062 (0.000) ***	0.034 (0.000) ***	0.066 (0.000) ***	0.054 (0.000) ***	0.076 (0.000) ***
Floor3	0.028 (0.300)	0.086 (0.000) ***	0.077 (0.000) ***	0.088 (0.000) ***	0.137 (0.000) ***
Year1	-0.233 (0.000) ***	-0.261 (0.000) ***	-0.265 (0.000) ***	-0.188 (0.000) ***	-0.229 (0.000) ***
Year2	-0.138 (0.000) ***	-0.169 (0.000) ***	-0.172 (0.000) ***	-0.141 (0.000) ***	-0.166 (0.000) ***
C	3.876 (0.000) ***	3.122 (0.000) ***	3.871 (0.000) ***	3.211 (0.000) ***	3.925 (0.000) ***
樣本數	422	1,057	534	2,699	729
Adj R^2	0.871	0.719	0.906	0.854	0.897

說明：1. 2代表南紡購物中心區，3代表台南文化中心區，5代表海安路附近街區，6代表五期重劃區，7代表台江文化中心區。

2. 變數名稱請參照表二說明。

3. ()內為OLS與GWR模型之p值，*為信賴度90%下具顯著性，**為信賴度95%下具顯著性，***為信賴度99%下具顯著性。

4. 作者自行整理。

超高及高樓層間的效用差相反。這可能代表，在南紡購物中心區及海安路附近街區，中樓層(6至9樓)的住宅更受青睞，購屋者願支付比低樓層(2至5樓)稍高的溢價(7.19%及4.68%)，犧牲可及性來取得更佳的可居性。反之，在台南文化中心區、五期重劃區、台江文化中心區等次市場，超高樓層16樓以上則可能更受購屋者歡迎。此外，台江文化中心區亦具有最大的高樓層及中樓層效用差(5.31%)，且南紡購物中心區及台南文化中心區有最低的效用差(0.70%及0.95%)。

表七 各次市場之房價立體化之效用比率

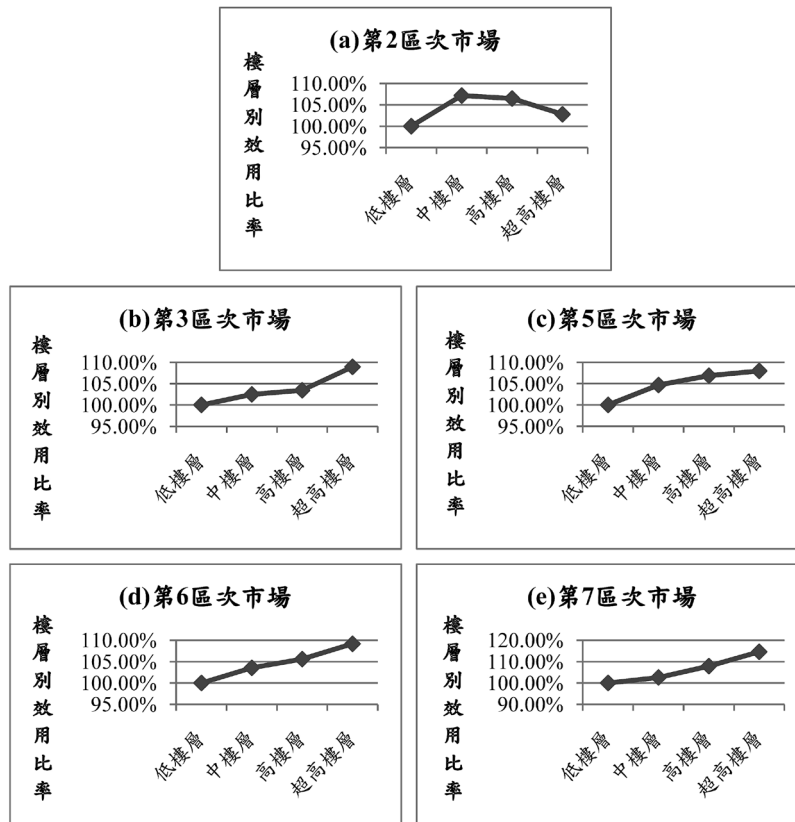
樓層類別 \ 次市場	2	3	5	6	7
A.					
低樓層	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
中樓層	107.19%	102.48%	104.68%	103.56%	102.59%
高樓層	106.49%	103.43%	106.86%	105.60%	107.90%
超高樓層	102.80%	108.95%	107.99%	109.20%	114.63%
B.					
中-低樓層效用差	7.19%	2.48%	4.68%	3.56%	2.59%
高-中樓層效用差	0.70%	0.95%	2.18%	2.04%	5.31%
超高-高樓層效用差	-3.69%	5.52%	1.13%	3.60%	6.73%

說明：1. 2代表南紡購物中心區，3代表台南文化中心區，5代表海安路附近街區，6代表五期重劃區，7代表台江文化中心區。

2. 作者自行整理。

與過去的相關研究比較，本文和林祖嘉、林素菁(2009)、謝博明(2015)均指出住宅次市場的重要性，並建議劃分住宅次市場的方法，然本文與上述兩篇論文的差異在於，第一，林祖嘉、林素菁(2009)的樣本資料以大台北地區公寓類的集合住宅為主，雖在「住宅結構」分類的變數包括「樓層別」變數的影響，卻僅能作為次市場劃分的資訊，無從得知隸屬不同樓層之房價的差異。本文則在劃分次市場後，以同一次市場的住房資料建立單一特徵價格模型，觀察不同「樓層別」住房的價格差異，在同一次市場中建立高、中、低樓層的效用比關係，提供同一次市場中，不同樓層間的房價關係的證據，也便於在跨次市場間比較。

其次，本文與謝博明(2015)相似，均從空間計量的觀點界定次市場。然而，謝博明(2015)使用透天房屋總價進行實證，估計過程未控制住宅的異質性問題，然此一異質性問題可能造成研究結果的偏誤，透天厝的異質性問題更不容忽視。透天厝包括獨棟、雙併、連棟……等型式，不同的透天厝在住房特徵，如土地坪數、總樓層數、建築坪數、建築型式、有無電梯……等具有相當大的差異。且相對於住宅大樓，透天厝總價中土地佔比較高，在土地價格較昂貴的市中心區，土地坪數差異會使透天厝的價格分配更為離散(註6)。為了處理異質性問題，本文使用排除透天、公寓、華廈之後的住宅大樓交易資料為研究樣本，並根據標準房屋的房價估計值進行次市場分群，也就是在控制住房品質差異後，觀察房價差異的顯著性來劃分次市場，因此，各次市場房價的估計值能合適地反映地理空間及鄰里變數的影響。最後，本文之研究期間為台南市住宅市場熱絡時期，在都市快速發展，集合住宅為推案主流產品，且大量研究樣本出現之際，突顯「房價立體化」效果在都市大樓估價的重要性。



圖六 次市場之樓層效用比率

說明：1. 2代表南紡購物中心區，3代表台南文化中心區，5代表海安路附近街區，6代表五期重劃區，7代表台江文化中心區。低樓層為2至5樓，中樓層為6至9樓、高樓層為10至15樓，超高樓層為16樓以上。

2. 作者自行整理。

五、結論

過去研究常以行政區域劃分次市場，本研究建議一個結合局部空間計量模型MGWR及集群分析的方法來劃分次市場。由於住宅大樓住房因樓層不同而有的價差在同一次市場內將會趨於一致，可藉由觀察同一次市場內，樓層別造成的效用差，建次市場之房價立體化架構關係。因此，本研究再根據次市場劃分的結果，為不同的次市場建立住宅大樓的樓層效用比例關係架構表。本文研究的背景正值台南市住房市場熱絡期間，以排除南區之原有台南市住宅大樓的交易資料進行研究。

估計結果顯示，第一，住房樣本的特徵變數具有空間異質性，意即，住房的特徵在地理空間中對房價呈現不同的影響效果。此異質性的差異及觀察無法單以行政區劃分的次市場而得，且不同次市場亦具有差異的樓層效用比架構。第二，台南市住宅大樓在研究期間為持續上漲且漲勢收斂的趨勢。具體而言，實證結果顯示2019年的房價在地理空間的變動具顯著差異，然此差異於2020年後消失，代表台南市房價在地理空間內的上漲幅度日趨一致。第三，

根據MGWR劃分的次市場範圍會打破原有行政區的邊界，將原台南市次市場跨行政區分為7區。第四，大部分次市場之樓層效用比值為正斜率的曲線，代表所在樓層數愈高房價愈高之現象。在南紡購物中心區的樓層效用比值則為先升後降的曲線，此一結果與Xiao et al.(2019)的研究結果一致。第五，在南紡購物中心區及海安路附近街區，中樓層(6至9樓)的住宅更受青睞，購屋者願支付比低樓層(2至5樓)稍高的溢價(7.19%及4.68%)，犧牲可及性來取得更佳的可居性。反之，在台南文化中心區、五期重劃區、台江文化中心區等次市場，超高樓層16樓以上則可能更受購屋者歡迎。此外，台江文化中心區亦具有最大的高樓層及中樓層效用差，且南紡購物中心區及台南文化中心區有最低的效用差。

本研究的貢獻為，首先，建議一劃分次市場的方法，並以次市場為範圍估計住宅大樓的樓層效用比架構，從房價的水平與垂直構面進行完整的討論。第二，在地理空間中提出房價在水平與垂直面均具異質性的證據，且此異質性的差異及觀察無法單以行政區劃分的次市場而得，不同次市場亦具有不同的房價立體化架構，因此需要考慮異質性的影響，而避免以行政區劃分次市場進行估價。第三、研究結果為次市場及房價立體化提供理論支持，協助不動產估價結果更為精確。第四，本研究結果突顯「房價立體化」效果在都市大樓估價的重要性，並補足的相關實證證據的不足。

本研究透過檢視標準房屋價格在空間中的差異分佈界定次市場，並對不同的次市場提供樓層別效用比架構。對於根據不動產價格執行業務的銀行、購屋者來說，次市場提供一個房價觀察的範圍，並藉由了解同一次市場住房的價格變化，掌握房市的景氣狀況與價格走勢，而有相對應的策略。對於購屋者而言，了解各樓層房價的相對關係，有助於根據同一社區的交易資料，客觀推估房價合理性。對於建商而言，掌握各樓層間房價相對關係，可作為未來推案，以及訂定各樓層價格之參考。對於政府主管單位而言，可以更準確地掌握市場動態，為未來的住房市場分析及政策制定提供重要的依據。

註 釋

- 註1：全台住宅市場從2019年起確定為全面回溫的復甦格局，價格與交易量同時增加，六都中以台南市的漲幅最高。考量住宅市場景氣狀況，避免跨越不同房市循環期間收集樣本，以便有效控制樣本資料的異質性問題，本文研究期間從2019Q1開始。
- 註2：排除「華廈」樣本原因有三，第一，根據Wong(2011)，總樓層數11-12樓與25-26樓兩種建築的樓層溢價顯著不同，前者樓層高類似我國的「華廈」。為在實證設計上提高研究樣本的同質性，本研究故將「華廈」樣本予以排除。其次，「華廈」為11樓以下的集合住宅，其建築結構大多為鋼筋混凝土，而較高的住宅大樓則會採用鋼骨構造，在建造成本上有差異。最後，內政部實價登錄網站上亦將大樓及華廈分別列示，足見建物型態的差異是影響價格的重要資訊，故本文將「華廈」剔除。
- 註3：本文使用的房價資料為歐亞不動產估價師聯合事務所提供，特致上謝意。
- 註4：1樓雖可及性最高、視野差，以及可居性最差等特性，然我國一般住宅大樓的1樓常作為店面營業使用，與一般住宅的型態及定價均有差異，故予以排除。
- 註5：過去的相關文獻部份採住宅總價，亦有文獻以住宅單價設定房價模型。住宅總價能更完整地反映不動產的整體價值，有關價格變動的資訊更為豐富(如李春長等，2017)。而採用住宅單價則有助於避免因面積差異之稀釋影響，進而減少誤差(如蔡怡純、陳明吉，2013)。
- 註6：參謝博明(2015)表二可知，屬於市中心區的東區、北區和永康區和安平區，中西區和南區之價格標準差數值較大，其數值和平均總價相當接近。

參考文獻

中文部分

江穎慧、朱智揚、張金鶚

2019 〈預售屋大量估價模型之建立〉《住宅學報》28(2)：17-36。

Chiang, Y. H., C. Y. Chu & C. O. Chang

2019 “A Mass Appraisal Modeling of Pre-sale Housing,” *Journal of Housing Studies*. 28(2): 17-36.

李春長、梁志民、林豐文

2017 〈捷運系統對鄰近住宅價格之影響—以差異中之差異法估計〉《臺灣土地研究》20(2)：31-58。

Lee, C. C., C. M. Liang & F. W. Lin

2017 “The Impact of Taipei Mass Rapid Transit Systems on Nearby Housing Prices: An Estimation Using the Difference-in-Differences Method,” *Journal of Taiwan Land Research*. 20(2): 31-58.

余偉誠

2017 《住商混合大樓中古屋坪效之研究》碩士論文，國立高雄第一科技大學。

Yu, W. C.

2017 *A Study on the Utility of Medieval House in the Mixed Buildings*, Master's Dissertation, National Kaohsiung First University of Science and Technology.

花敬群、張金鶚

1999 〈住宅空間次市場價格比例與市場規模之關係〉《都市與計劃》26(1)：79-94。

Hua, C. C. & C. O. Chang

1999 “Price Ratio and Market Scale Relationship between Housing Spatial Submarkets,” *Journal of City and Planning*. 26(1): 79-94.

周淑卿、王怡婷、江明珠

2023 〈結合時空因子的大量估價模型應用：桃園蛋白，蛋黃，邊緣區的分析比較〉《住宅學報》32(1)：75-98。

Chou, S. C., Y. T. Wang & M. C. Chiang

2023 “Application of Mass Appraisal Models with Time and Space Factors: Analysis and Comparison of Core, Inner Suburbs, and Outer Suburbs of Residential Properties,” *Journal of Housing Studies*. 32(1): 75-98.

林英彥

1982 《高樓地區地價查估作業之研究》，臺北市政府研究發展考核委員會。

Lin, Y. H.

1982 *A Study on the Estimation of Land Prices in High-Rise Building Areas*, Research, Development, and Evaluation Commission of Taipei City Government.

林祖嘉、林素菁

- 2009 〈住宅次市場定義合理性之探討：因素分析法之應用〉《都市與計劃》36(2)：133-153。

Lin, C. C. & S. J. Lin

- 2009 “Analysis of a Reasonable Definition of Housing Submarkets: An Application of Factor Analysis,” *Journal of City and Planning*. 36(2): 133-153.

林祖嘉、馬毓駿

- 2007 〈特徵方程式大量估價法在臺灣不動產市場之應用〉《住宅學報》16(2)：1-22”。

Lin, C. C. & Y. C. Ma

- 2007 “An Application of Mass Appraisal and the Hedonic Equation in the Real Estate Market in Taiwan,” *Journal of Housing Studies*. 16(2): 1-22.

陳奉瑤、楊依蓁

- 2007 〈個別估價與大量估價之準確性分析〉《住宅學報》16(2)：67-84。

Chen, F. Y. & I. J. Young

- 2007 “The Accuracy of Valuation: A Comparison of Appraisers and Mass Appraisal,” *Journal of Housing Studies*. 16(2): 67-84.

張怡文、江穎慧、張金鸚

- 2009 〈分量迴歸在大量估價模型之應用—非典型住宅估價之改進〉《都市與計劃》36(3)：281-304。

Chang, Y. W., Y. H. Chiang & C. O. Chang

- 2009 “Quantile Regression Analysis of Residential Mass Appraisal Models—Improvement in Atypical Housing Appraisal,” *Journal of City and Planning*. 36(3): 281-304.

游適銘

- 2007 〈地價基準地估價相關問題探討〉《土地問題研究季刊》6(1)：79-88。

You, S. M.

- 2007 “Discussion on Issues Related to Land Price Benchmark Valuation,” *Land Issues Research Quartely*, 6(1): 79-88.

蔡怡純、陳明吉

- 2013 〈房價之不對稱均衡調整：門檻誤差修正模型應用〉《臺灣土地研究》16(1)：37-58。

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

- 2013 “Asymmetric Adjustment of Housing Prices: An Application of the Threshold Error Correction Model,” *Journal of Taiwan Land Research*. 16(1): 37-58.

蔡柏佑

- 2017 《大坪數住商混合大樓坪效之研究》碩士論文，國立高雄第一科技大學。

Tsai, P. Y.

- 2017 *Floor Effect on Research for Large Area Mixed Residential and Commercial Building*, Master’s Dissertation, National Kaohsiung First University of Science and Technology.

謝博明

- 2015 〈住宅次市場界定及住宅價格空間分析：以新升格之台南市為例〉《住宅學報》24(1)：29-54。

Hsieh, B. M.

- 2015 “Housing Submarket Delineation and Spatial Analysis of Housing Prices: A Case Study of the Newly Upgraded Tainan Municipality,” *Journal of Housing Studies*. 24(1): 29-54.

蕭睿汶

- 2017 《高級住宅樓層價值效用比之研究》碩士論文，國立高雄第一科技大學。

Hsiao, J. W.

- 2017 *A Study with Value of Utility Ratio for the Floors of High-End Housing*, Master's Dissertation, National Kaohsiung First University of Science and Technology.

英文部分

Alas, B.

- 2020 “A Multilevel Analysis of Housing Submarkets Defined by the Municipal Boundaries and by the Street Connections in The Metropolitan Area,” *Journal of Housing and the Built Environment*. 35(4): 1201-1217.

Allen, M. T., T. M. Springer & N. G. Waller

- 1995 “Implicit Pricing across Residential Submarkets,” *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. 11(2): 137-151.

Basu, S. & T. G. Thibodeau

- 1998 “Analysis of Spatial Autocorrelation in House Prices,” *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. 17(1): 61-85.

Bhattacharjee, A., E. Castro, T. Maiti & J. Marques

- 2016 “Endogenous Spatial Regression and Delineation of Submarkets: A New Framework with Application to Housing Markets,” *Journal of Applied Econometrics*. 31(1): 32-57.

Bourassa, S. C., F. Hamelink, M. Hoesli & B. D. MacGregor

- 1999 “Defining Housing Submarkets,” *Journal of Housing Economics*. 8(2): 160-183.

Bowman, A. W.

- 1984 “An Alternative Method of Cross-Validation for The Smoothing of Density Estimates,” *Biometrika*. 71(2): 353-360.

Brunsdon, C., A. S. Fotheringham & M. E. Charlton

- 1996 “Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity,” *Geographical analysis*. 28(4): 281-298.

Cleveland, W. S.

- 1979 “Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots,” *Journal of the American Statistical Association*. 74(368): 829-836.

- Cliff, A. D.
1975 *Elements of Spatial Structure: A Quantitative Approach*. Cambridge University Press.
- Conroy, S., A. Narwold & J. Sandy
2013 “The Value of a Floor: Valuing Floor Level in High-rise Condominiums in San Diego,” *International Journal of Housing Markets and Analysis*. 6(2): 197-208.
- Costello, G., C. Leishman, S. Rowley & C. Watkins
2019 “Drivers of Spatial Change in Urban Housing Submarkets,” *The Geographical Journal*. 185(4): 432-446.
- Fotheringham, A. S., C. Brunson & M. E. Charlton
2009 “Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships,” in *The SAGE handbook of Spatial Analysis*. 1: 243-254. ed. A. S. Fotheringham & P. A. Rogerson, London: SAGE.
- Fotheringham, A. S., W. Yang & W. Kang
2017 “Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR),” *Annals of the American Association of Geographers*. 107(6): 1247-1265.
- Galster, G.
1996 “William Grigsby and The Analysis of Housing Sub-markets and Filtering,” *Urban Studies*. 33(10): 1797-1805.
- Goodman, A. C.
1981 “Housing Submarkets within Urban Areas: Definitions and Evidence,” *Journal of Regional Science*. 21(2): 175-185.
- Goodman, A. C. & Thibodeau, T. G.
1998 “Housing Market Segmentation,” *Journal of Housing Economics*. 7(2): 121-143.
- Grigsby, W.
1963 *Housing Markets and Public Policy*. Philadelphia: University of Pennsylvania Press.
- Grigsby, W., M. Baratz, G. Galster & D. MacLennan
1987 “The Dynamic of Neighborhood Change and Decline,” *Progress in Planning*. 28(1): 1-76.
- Hasanah, A. N. & M. H. Yudhistira
2018 “Landscape View, Height Preferences and Apartment Prices: Evidence from Major Urban Areas in Indonesia,” *International Journal of Housing Markets and Analysis*. 11(4): 1-16.
- Hu, L., S. He & S. Su
2022 “A Novel Approach to Examining Urban Housing Market Segmentation: Comparing the Dynamics between Sales Submarkets and Rental Submarkets,” *Computers, Environment and Urban Systems*. 94: 101775.

Huang, B., B. Wu & M. Barry

- 2010 "Geographically and Temporally Weighted Regression for Modeling Spatio-Temporal Variation in House Prices," *International Journal of Geographical Information Science*. 24(3): 383-401.

Jenks, G. F.

- 1967 "The Data Model Concept in Statistical Mapping," *International Yearbook of Cartography*. 7: 186-190.

Keskin, B.

- 2022 "Multilevel Approach to The Analysis of Housing Submarkets," *Regional Studies, Regional Science*. 9(1): 264-279.

Keskin, B. & C. Watkins

- 2017 "Defining spatial housing submarkets: Exploring the case for expert delineated boundaries," *Urban Studies*. 54(6): 1446-1462.

Kiel, K. A. & Zabel, J. E

- 2008 "Location, Location, Location: The 3L Approach to House Price Determination," *Journal of Housing Economics*. 17(2): 175-190.

Kopczewska, K. & P. Ćwiakowski

- 2021 "Spatio-Temporal Stability of Housing Submarkets. Tracking Spatial Location of Clusters of Geographically Weighted Regression Estimates of Price Determinants," *Land Use Policy*. 103:105292.

Lancaster, K. J.

- 1966 "A New Approach to Consumer Theory," *Journal of Political Economy*. 74(2): 132-157.

Leishman, C., G. Costello, S. Rowley & C. Watkins

- 2013 "The Predictive Performance of Multilevel Models of Housing Sub-Markets: A Comparative Analysis," *Urban Studies*. 50(6): 1201-1220.

Malpezzi, S.

- 2003 "Hedonic Pricing Models: A Selective and Applied Review," *Housing Economics and Public Policy*. 1: 67-89.

McCluskey, W. J. & R. A. Borst

- 2011 "Detecting and Validating Residential Housing Submarkets: A Geostatistical Approach for Use in Mass Appraisal," *International Journal of Housing Markets and Analysis*. 4(3): 290-318.

Osland, L.

- 2010 "An Application of Spatial Econometrics in Relation to Hedonic House Price Modeling," *Journal of Real Estate Research*. 32(3): 289-320.

Rosen, S.

- 1974 "Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition," *Journal of Political Economy*. 82(1): 34-55.

Schnare, A. & R. Struyk

- 1976 "Segmentation in Urban Housing Markets," *Journal of Urban Economics*. 3(2): 146-166.

Watkins, C. A.

- 2001 "The Definition and Identification of Housing Submarkets," *Environment and Planning A*. 33(12): 2235-2253.

Wen, H. Z., J. Sheng-hua & G. Xiao-yu

- 2005 "Hedonic Price Analysis of Urban Housing: An Empirical Research on Hangzhou, China," *Journal of Zhejiang University-Science A*. 6(8): 907-914.

Wong, S. K., K. W. Chau, Y. Yau & A. K. C. Cheung

- 2011 "Property Price Gradients: The Vertical Dimension," *Journal of Housing and the Built Environment*. 26: 33-45.

Wu, C. and R. Sharma

- 2012 "Housing Submarket Classification: The Role of Spatial Contiguity," *Applied Geography*. 32(2): 746-756.

Xiao, Y., E. C. Hui & H. Wen

- 2019 "Effects of Floor Level and Landscape Proximity on Housing Price: A Hedonic Analysis in Hangzhou, China," *Habitat International*. 87: 11-26.

Yang, W.

- 2014 *An Extension of Geographically Weighted Regression with Flexible Bandwidths*, PhD thesis, School of Geography and Geosciences, University of St. Andrews, Fife, Scotland, UK.

