

學術論著

誰是住宅新推個案市場中的黑羊？ —台北市和新北市住宅新推個案房價指數分析 Who is the “Black Sheep” in the Presale Housing Market? An Analysis of the Presale Housing Price Index of Taipei City and New Taipei City

袁淑湄*

Shu-Mei Yuan*

摘要

本研究以國泰建設公司住宅新推個案市場調查資料，建立預售屋特徵價格模型。以「最小平方方法(ordinary least squares, OLS)」為基準，比較DFFITS和「最小消去平方方法(least trimmed squares, LTS)」異常點刪除技術的表現。LTS尋求配適多數樣本的迴歸參數，當樣本殘差值大於門檻值則賦予權重0，視為異常點，再以OLS校估參數，稱為「再加權最小平方方法(re-weighted least squares, RLS)」。實證結果發現：1. RLS和DFFITS模型表現較OLS佳。2.住宅新推個案的異常點特色，來自特定區位和特定行政區的產品定位。3. RLS和DFFITS模型的房價指數，長期波動大致雷同，惟若觀察短期變化，不同異常點處理技術的房價波動不同，影響短期解讀。

關鍵詞：DFFITS、最小消去平方方法、再加權最小平方方法、房價指數、穩健迴歸

ABSTRACT

The study employs the presale housing market survey data of the Cathay Real Estate Development Company to establish presale housing hedonic models. To observe the effects of outliers, ordinary least squares (OLS) is employed as a benchmark to compare the model performance of two outlier deletion techniques, DFFITS and least trimmed squares (LTS). LTS is aimed at fitting a regression model to most of the data while identifying the outliers as the points with large residuals. By giving a zero weight to the cases with residuals larger than a threshold value, the outliers are disregarded in the following OLS calibration process. The technique is referred to as reweighted least squares (RLS). The results demonstrate that: 1. the RLS regression and DFFITS models outperform the OLS models; 2. most outliers come from a specific area and product positioning from specific districts; and 3. in the long term, these different estimation techniques do not affect housing price indices—however, if we observe the movements season by season, the different estimation techniques yield different price movements, which affect the interpretation of short-term presale housing market data.

Key words: DFFITS, least trimmed squares (LTS), reweighted least squares (RLS), housing price index (HPI), robust regression

(本文於2015年10月12日收稿，2016年3月16日審查通過，實際出版日期2017年12月)

* 政治大學地政研究所博士

Ph.D., Department of Land Economics, National Chengchi University, Taipei, Taiwan.

E-mail: shumeiyuan@gmail.com

一、前言

預售住宅的價格波動受到社會各方關注，原因之一為預售住宅是國人購屋的重要管道，依據國泰房地產指數季報的統計，2014年台灣預售屋推案金額初估高達新台幣一兆三千餘億元，預售市場為國內相當重要的住宅次市場，且預售市場有住宅流量的特性，反映住宅市場新推案的走向與趨勢，一旦與成屋市場合併觀察，將難以洞悉住宅新產品的推案特色。再者，預售住宅常為投資客的房地產投資標的，預售住宅的價格波動反映出投資客對於房地產市場短期的動向看法；以及，預售住宅價格影響中古屋價格波動，根據張金鶚等(2008)之研究，預售住宅價格為領先指標，提前一季反映出中古屋市場的價格變化。預售住宅因其具備上述特色。因此，當消費者進行購屋決策、建商決定推案時機或訂價策略、投資客決策房地產投資內容、或銀行擬定建商融資政策時，多會參考預售住宅的價格波動資訊。

自2003年起，政治大學房地產研究中心和國泰建設股份有限公司，每季定期共同發佈國泰房價指數，公布全國和五大都會區的預售屋房價指數。國泰房價指數為應用特徵價格理論所編製的拉氏價格指數，而特徵價格理論視住宅屬性為獨立商品市場，在完全競爭市場中，住宅屬性由眾多消費者與生產者，經由出價(bidding)與索價(offering)決定均衡價格。研究者建立特徵價格的迴歸模型後，利用「最小平方法(OLS)」校估特徵價格模型的參數值，即視為得到住宅屬性的隱含價格(Rosen, 1974)，將住宅屬性的隱含價格，乘以基期的典型住宅品質，再依拉氏指數公式，計算出各季相對於基期的房價變化，即為應用特徵價格理論的拉氏價格指數(林秋瑾等，1996；張金鶚等，2008；Haurin & Hendershott, 1991; Jansen et al., 2007)。

上述應用特徵價格理論所編製的預售屋價格指數，雖為常見的房價指數編製方式，但在實務上，以此種方法編製預售房價指數遭遇到幾項挑戰。第一，每季市場上預售住宅推案件數偏少，每一件住宅推案為一個樣本，即使在推案頻繁的台北市，每季住宅新推案件數僅約介於三十件至一百餘件，從迴歸模型的觀點，有限的樣本量可能使校估出的參數有不夠穩健之虞。若遷就樣本量而合併台北市和新北市的樣本，編製大台北都會區預售房價指數，固然因樣本量增加可增加參數估計值的穩健性，但從使用者應用指數的觀點，大範圍房價指數的參考價值將不若細緻化房價指數高。在參數估計值的穩健性和指數細緻化的取捨之間，國泰房價指數選擇編製以縣市為範圍的預售屋房價指數。因此，應用穩健迴歸模型，使預售屋房價模型在相同的地理範圍內，提高參數估計值的穩健性，增加以有限樣本量所編製的房價指數之參考性，為本文的研究目的之一。

第二項挑戰是住宅新推個案為產品異質性很高的住宅市場，研究者不易在特徵價格模型中新增合適的解釋變數。住宅推案可能因其獨有的產品特色或住宅特徵，吸引消費者願意以偏高或偏低的價格購買，研究者不見得在建立模型之前，就能辨認出影響價格的所有住宅特徵。而且，即使研究者主觀判斷某項特徵對於房價有影響，從資料蒐集的觀點，增加一個變數資訊，可能需要耗費額外的成本，使市場調查資料無法周全紀錄影響價格的住宅特徵。例如，推案於內湖的某住宅新推個案，其價格可能因為鄰近內湖焚化爐，因此相較其他同樣推案於內湖卻遠離焚化爐者，有類似的住宅品質，卻有偏低的價格。雖然「是否鄰近鄰避設施」可能為影響價格的因素，卻存在以下幾個因素使研究者未將此住宅特徵放入特徵價格模型。

第一個原因為基於調查人力與成本的考量，市場調查資料中，這項資訊並未紀錄；第二個可能原因為，建立基期模型時此住宅特徵並未被觀察到，或其後雖有觀察到，但後續在各季推案中，此住宅特徵不是經常出現，例如內湖焚化爐附近每隔幾年才有住宅推案，在固定住宅品質的拉氏房價指數理論之下，特徵價格模型難以視狀況隨季更改；其三為研究者不知道這個住宅特徵是影響價格的因素。因此，本文的第二個研究目的為，檢視穩健迴歸模型辨認為異常點的住宅新推個案，歸納其產品特色與住宅特徵，增加對於高異質性之新推住宅個案其推案特色的瞭解。

第三項挑戰是關於異常點刪除方式的質疑。過去編製模型時所遇到的異常點問題，常見的處理方式是辨認出樣本中的異常點後予以刪除。在住宅研究的文獻上，研究者建立特徵價格模型後，進行異常點修正時多應用Belsley et al.(1980)提出的DFFITs法(林祖嘉與馬毓駿，2007；林秋瑾，1996；林秋瑾等，1996；張金鶚等，2008)。近期則因為電腦運算能力的提升，發展出穩健迴歸的現代方法(Andersen, 2008)。

DFFITs法為刪除異常點常見的方法，近期部分文獻卻認為由於存在遮蔽(masking)效應，可能使DFFITs未能識別真正的異常點，或是因為淹沒(swamping)效應，可能使正常樣本被誤判為異常點(王彤與何大衛，2002；Ben-Gal, 2010)。DFFITs低估了應被辨認為異常點之影響力，不僅無法正確辨認出異常點，也使得參數受到這些沒有辨認出來的異常點影響，而背棄大部分資料的趨勢(Zaman et al., 2001; Andersen, 2008)。Rousseeuw(1984)提出「再加權最小平方方法(RLS)」的穩健迴歸參數校估方式，嘗試緩和OLS和DFFITs的缺失。

本文的第三個研究目的為建立OLS模型作為比較基準，瞭解考慮異常點之後的模型表現是否更佳？以及比較二種以不同方式考慮異常點的參數校估技術之應用優劣。此二技術處理異常點的程序不同：DFFITs為刪除異常點之後，再以OLS校估參數使其反映無異常點的樣本趨勢；LTS則先尋求能配適多數樣本趨勢的迴歸參數，而其他非屬多數樣本者，若殘差值大過門檻值則將賦予權重0，視為異常點，後續以OLS校估參數時將不計入該樣本，文獻稱之為「再加權最小平方方法」。

本研究以國泰建設與政治大學房地產研究中心，針對新推個案市場所進行之調查資料作為實證資料來源，將空間範圍界定為新北市和台北市，時間範圍為2002年第3季至2015年第2季。本文應用兩種使迴歸參數估計值穩健的參數校估方式，以及傳統的OLS法，比較其應用結果；並且進一步針對LTS模型所辨認出的異常點，分析其住宅推案特色，期對高異質性的住宅新推個案之產品特色有更多瞭解；最後則編製兩種房價指數，觀察此二指數之表現差異。本文分為六個部分，除第一部份前言外；第二部分簡介房價指數編製方法；第三部分說明異常點之判定方法；第四部分為資料說明；第五部分為實證結果及分析；最後則為本文結論與建議。

二、房價指數編製方法

如何編製房價指數以捕捉價格波動，為住宅經濟領域中重要的研究議題。常見的房價指數編製方式有四種(Haurin & Hendershott, 1991; Jansen et al., 2007)。第一種方法為以價格的中央趨勢來衡量價格波動，包括計算價格的中位數或平均數；第二種為利用特徵價格模型編製價格指數；第三種為重複銷售法；第四種則為混合重複銷售法(hybrid repeat sales method)。

預售住宅的資料特性難以適用特徵價格模型以外的編製方法。重複銷售法和混合重複銷售法，需在二不同時間點有二次交易價格，而預售住宅為尚未興建或仍在興建中的住宅，只有一次交易價格，若待住宅興建完成，購屋者再轉手給他人，雖有第二次交易價格，然此住宅已不屬於預售住宅，而為新成屋或中古屋，因此不適用重複銷售法或混合重複銷售法。另外，以中位數或平均數來衡量房價波動，將受到住宅交易品質的影響，例如當季若推出豪宅產品，將拉高當季中位數或平均數房價，但是此房價水準並非反映房價上漲，只是反映出住宅品質上漲。文獻上提及若能先將資料進行適當的分層，再計算中位數房價，將可改善此問題(Prasad & Richards, 2008)。然而，每季新推預售住宅個案數不多，難以進行分層抽樣，不適用中位數法或平均數法。

本研究考量預售住宅的資料特性與各指數編製方法的適用性，採取「特徵價格法」編製預售住宅的拉式價格指數。

(一) 特徵價格模型

特徵價格理論(Rosen, 1974)利用住宅價格及其所隱含的住宅屬性數量，以多元迴歸分析估計特徵價格函數，由校估而得的參數值，可推導出該住宅屬性的邊際隱含價格。本研究採用特徵價格方法編制房價指數，以半對數模式做為特徵價格模型，被解釋變數為新推個案的可能成交單價(註1)，如式(1)：

$$\ln(HP_i) = \beta_0 + \sum_{k=1}^n \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \dots\dots\dots (1)$$

其中， HP_i 為第*i*個推案的可能成交單價， $i=1\sim n$ ； X_{ik} 為*i*個推案的第*k*個住宅特徵變數； β_k 為住宅特徵變數之迴歸係數； β_0 為截距項； ε_i 為誤差項。

特徵價格理論視每個住宅屬性為獨立商品市場，在完全競爭市場中，住宅屬性由眾多消費者與生產者，經由出價與索價決定均衡價格。研究者建立特徵價格的迴歸模型後，校估特徵價格模型的參數值，即視為得到住宅屬性的隱含價格。

(二) 拉式指數

拉氏指數為普遍使用的指數編制方式，該指數以基期的購買量為權數，只需蒐集基期的權數資料，編制指數較為方便；以及因其為固定基期的指數，較能顯示長期物價的相對變動情形。將參數乘以基期和計算期的典型住宅(註2)屬性，再依據不同指數公式，即可編制出房價指數。本文將房價指定為半對數模型，則拉氏房價指數公式，表示如式(2)。

$$L_{01} = \frac{\exp(\sum p_{1i} x_{0i})}{\exp(\sum p_{0i} x_{0i})} \dots\dots\dots (2)$$

其中， x_{0i} 表示基期第*i*個住宅特徵權重，為基期典型住宅第*i*個住宅屬性值； p_{0i} 表示基期第*i*個住宅特徵隱含價格，由校估基期模型而得； p_{1i} 表示計算期第*i*個住宅特徵隱含價格，由校估計算期模型而得。

三、異常點之判定方法

以OLS方式校估迴歸模型，最受挑戰之處在於對樣本中的異常點完全沒有抵抗力，一旦異常點推案混入有限筆數的樣本中，將使隱含價格反映的不是多數樣本的現象。為了滿足殘差最小化的條件，迴歸參數估計值必須傾向異常點，背棄大部分資料的趨勢。於是早期文獻發展出異常點判斷公式，包括Rstudent、Hat Diag H、Cov Ratio、DFFITS、DFBEATAS、Cook's等方式，林秋瑾(1996)應用上述方法探討穩健性住宅租金，實證結果顯示以DFFITS方式衡量異常點，模型將有最佳的結果。然而近期由於電腦運算能力的提升，文獻上發展出現代穩健迴歸分析方法，而提出不同的看法。Rousseeuw & Leroy(2003)指出當多個異常點存在於資料中時，DFFITS技術不能辨認出多個異常點，該文批評Belsley et al.(1980)提出的異常點辨認方法，無法刪除這些異常點，甚至可能刪除錯誤而導致參數估計值有錯誤收斂值。

在穩健迴歸的迴歸參數估計上，文獻上提到衡量估計值穩健性的名詞：容離值(breakdown point, BDP)。當容離值愈高表示迴歸參數估計量可容忍異常點的比例愈大，故該估計量即可較不受異常點的影響，亦即該迴歸參數估計量較穩健。容離值最高可允許為50%，當該參數估計方式之容離值為50%時，代表異常點對於參數估計的影響很小，使得估計值具有穩健性。Zaman(1996)指出，OLS的「容離值」為0%，亦即樣本集合中，若有一筆資料被任意取代後，研究者據以校估參數所得到的誤差值，有可能為無限大或無限小，使得迴歸參數不能反映出多數樣本趨勢。

為了緩和OLS容離值為0%的問題，文獻上發展出二類方法解決異常點對迴歸參數的影響，一類為迴歸診斷分析(regression diagnostics)，另一類即為穩健迴歸(robust regression)。本文使用的DFFITS為迴歸診斷中的一種方式，LTS則屬於穩健迴歸的處理方式，使用此二技術的目標均為使迴歸參數反映出多數樣本趨勢，只是進行的程序不同：DFFITS為刪除異常點後，再以OLS校估參數使其反映無異常點的樣本趨勢；LTS則尋求配適多數樣本趨勢的迴歸參數，而其他非屬多數樣本者，若殘差值大過門檻值則將賦予權重0，視為異常點。以下首先說明OLS的定義，其次說明DFFITS和LTS在方法上如何緩和OLS的缺失。

(一) OLS的定義

OLS為最常用的迴歸參數估計方式，其基本概念為找到一組迴歸參數使殘差最小化。定義殘差如式(3)：

$$e_i^2 = y_i - \hat{y}_i \dots\dots\dots (3)$$

其中， e_i 為第i個觀察值的殘差； y_i 為第i個觀察值的左邊項； \hat{y}_i 為第i個觀察值的估計值。OLS透過式(4)，找到一組迴歸參數使殘差項有最小值：

$$\min \sum_{i=1}^n e_i^2 \dots\dots\dots (4)$$

(二) DFFITS

Belsley et al.(1980)提出的DFFITS法，可辨認出第*i*個樣本對於預測值 \hat{y}_i 的影響力。

$$(DFFITS)_i = \frac{\hat{y}_i - \hat{y}_{i(i)}}{s_{(i)}\sqrt{h_{ii}}} \dots\dots\dots (5)$$

其中， \hat{y}_i 為第*i*個樣本的預測值，迴歸模型使用所有樣本所進行的估計； $\hat{y}_{i(i)}$ 為第*i*個樣本的預測值，迴歸模型使用不含樣本*i*所進行的估計； $s_{(i)}$ 為不含樣本*i*的估計標準差； h_{ii} 為hat matrix。當樣本*i*的 $(DFFITS)_i$ 滿足式(6)，該樣本視為異常點。

$$|(DFFITS)_i| > 2\sqrt{p/n} \dots\dots\dots (6)$$

其中， p 為模型中的參數個數， n 為總樣本數。

文獻上對於使用DFFITS的處理方式提出的批評為不具備穩健性(Rousseeuw & Leroy, 2003)。統計學者認為DFFITS技術每次僅刪除一個樣本，可能造成的問題是有些樣本從個別來看並非異常點，但聯合起來卻是一組子集合的異常點，該技術無法克服；稱為遮蔽效應。而由於參數收斂錯誤反使正常的樣本有較大的殘差值，而被認為是異常點，稱為淹沒效應。

因此，使用DFFITS技術的目標雖為找出具有影響力的樣本點，予以清除後，再以「無異常點」的樣本進行OLS分析，但統計學家以實證資料分析顯示，該技術不具備穩健性，可能無法辨認出有效的異常點，於是發展出另一種處理方式：穩健迴歸技術。

(三) 最小消去平方方法

Rousseeuw(1984)提出LTS方法，處理最小平方方法對於異常點過於敏感的問題。LTS定義最小化殘差項的平方和，如式(7)。

$$\min \sum_{i=1}^h e_{[i]}^2, h \leq n \dots\dots\dots (7)$$

此處 $e_{[i]}^2$ 表示排序後的殘差項平方。LTS的估計量只取由小到大排序後，前面*h*個觀測值殘差來配適。LTS透過模擬尋求一組迴歸係數，使得*h*個觀察值有最小殘差項。因此LTS估計值能避免異常點的影響。*h*值為：

$$h = \text{Max}\left(\left\lceil \frac{n+p+1}{2} \right\rceil, [0.9n]\right) \dots\dots\dots (8)$$

其中， n 為樣本數， p 為參數個數。

本研究使用Splus套裝軟體來校估穩健迴歸係數，在該軟體中參數校估方式依循Burns(1992)的建議，採用基因演算法求解穩健迴歸係數。Rousseeuw & Leroy(2003)指出，求出穩健迴歸係數之後，可據以計算標準化殘差，當該觀察值標準化殘差超過 ± 2.5 ，該觀察值可被認定為異常點，表示如式(9)。

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{if } |r_i / \sigma^*| \leq 2.5 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (9)$$

其中， r_i 是LTS的迴歸殘差； σ^* 是LTS的尺度估計值(scale estimator)。

利用LTS的計算結果，對異常點賦予0權重，再以OLS方法校估參數，較有效率且穩健(Finger & Hediger, 2008; Andersen, 2008)，文獻上將此作法稱為「再加權最小平方法」。因此，在RLS分析技術中，LTS為第一步，利用LTS模擬計算而得的粗糙異常點，再估計樣本標準差 $\hat{\sigma}$ ，接著計算各樣本的標準化殘差值，然後訂定門檻值決定異常點；第二步則為以OLS技術校估無異常點樣本的迴歸參數。

本文後續實證模型所指的DFFITs模型為使用DFFITs技術刪除樣本之後，再以OLS技術計算而得的迴歸模型；RLS模型則為以LTS計算粗糙異常點之後，再依異常點的殘差值是否大於門檻值決定模型異常點，以無異常點樣本運用OLS技術校估的迴歸模型。

四、資料說明

(一) 資料來源

本研究以國泰建設與政治大學台灣房地產研究中心，針對新推個案市場的調查資料，做為實證資料來源。該調查資料蒐集之推案資料不限於國泰建設的推案，包含市場上所有新推個案資料。其新推個案市場調查內容包括新推個案的案名、行政區、基地坪數、樓高、主力坪數、推案戶數、推案類型(套房、透天、大廈)、銷售率、建商開價、可能議價空間等屬性。

本研究資料時間為2002年第3季至2015年第2季，以台北市和新北市為空間範圍，應用此範圍內市調資料，分別建立各季的特徵價格函數，被解釋變數為可能成交價(單位為萬元/坪)。

(二) 敘述統計

台北市樣本數為2,489筆，新北市為2,678筆，資料敘述統計如表一所示。

(三) 實證屬性的選取

考量影響房價的變數可分為四類：品質、數量、產品和區位。選取新推個案住宅的主力坪數變數和推案戶數變數，用以反映住宅消費數量和品質；以樓層變數、類型(套房、透天住宅)變數用以反映住宅產品；以市中心、市區和市郊變數用以反映區位。各變數內容及預期符號說明如下：

1. 主力坪數

主力坪數為該新推個案各產品規劃中，主要出售的住宅單位坪數，單位為坪。當主力坪數愈大，整體住宅品質愈高，故預期此變數的校估結果為正。

2. 推案戶數

推案戶數為新推個案的興建戶數，單位為戶。當一新推個案內推案戶數愈多，規模較大，其管理維護較困難，相對居住品質也較差，此對房價有負向影響，因此預期此變數的校估結果為負。

表一 樣本資料描述性統計

縣市	變數	平均數	最大值	最小值	標準差
台北市	單價(萬元/坪)	56.66	240.00	17.75	27.43
	主力坪數	53.19	350.00	7.00	33.83
	推案戶數	39.77	978.00	1.00	53.71
	樓層數	10.27	38.00	2.00	4.22
	套房比例	0.14			
	透天住宅比例	0.04			
	市中心比例	0.26			
	市區比例	0.40			
	樣本數(筆)		2,489		
新北市	單價(萬元/坪)	26.14	81.00	8.15	13.30
	主力坪數	54.19	400.00	9.50	29.88
	推案戶數	102.47	1,920.00	1.00	150.66
	樓層數	11.81	46.00	2.00	5.98
	套房比例	0.03			
	透天住宅比例	0.15			
	市中心比例	0.17			
	市區比例	0.38			
	樣本數(筆)		2,678		

3. 樓層數

樓層數為該新推個案的平均樓層數，單位為樓。樓層高度的大小即代表了該棟住宅的建造成本，建築物的樓層高度越高，建商建造成本也越高，則平均成交單價理應愈高，故預期此變數校估而得的參數為正。

4. 套房虛擬變數

新推個案為套房產品者指定為1，否則為0。此套房虛擬變數將新推個案樣本分為二類：新推個案屬於套房與否。此變數的校估結果反映出，套房與大樓的新推個案平均成交單價的差別。

預期此變數校估而得的參數為正，此推論可由需求面和供給面的市場現象來說明。在需求面上，消費者較容易接受低總價產品，而套房產品因為面積較小，產品總價因而也較低，故當套房單價較附近其他類型產品的單價為高時，消費者並不會因此拒絕接受套房的高單價。在供給面上，受到規模經濟的影響，生產住宅的固定成本將隨著樓地板面積增加而遞減，而小面積的套房因具有的固定建材耗費(例如浴室、廚房)無法藉由較大的面積來分擔，因此套房住宅單價會高於其他較大面積的住宅類型(註3)。

5. 透天住宅虛擬變數

新推個案屬於透天住宅產品者指定為1，否則為0。此透天住宅虛擬變數將新推個案樣本分為二類：新推個案屬於透天住宅與否。此變數的校估結果反映出透天住宅與大樓住宅類型其平均成交單價的差別。一般而言，家戶應對透天住宅有較為正向的偏好，願意付出較高的

價差，故預期此變數校估而得的參數為正。

6. 區位虛擬變數

台北市和新北市的實證模型中，考慮生活機能 and 交通可及性，分別將區位設定為三區(註4)：市中心(TPE1)、市區(TPE2)和市郊。此變數的校估結果反映出推案於市中心或市區的個案，其平均成交單價與市郊之差。

在台北市實證模型中，市中心包括中正區、大安區和信義區；市區包括中山區、松山區、士林區和內湖區；市郊包括大同區、萬華區、北投區、南港區和文山區。在新北市實證模型中，市中心區包括板橋區、新店區、永和區；市區包括汐止區、中和區、土城區、三重區、新莊區、蘆洲區、五股區；市郊包括萬里區、金山區、深坑區、石碇區、瑞芳區、平溪區、雙溪區、貢寮區、坪林區、烏來區、三峽區、樹林區、鶯歌區、泰山區、林口區、八里區、淡水區、三芝區、石門區。

五、實證結果及分析

(一) 模型表現

分別應用OLS、RLS和DFFITS校估台北市和新北市2004Q1~2015Q2，50季特徵價格模型，並檢視不同校估方法的模型表現(如表二、附表一和附表二)：台北市50個特徵價格模型中，RLS模型有49季F值和 R^2 值優於OLS模型，DFFITS模型則有45季F值和44季 R^2 值優於OLS模型。新北市50個特徵價格模型中，RLS模型的F值和 R^2 值有50季表現優於OLS模型，DFFITS模型的F值有49季、 R^2 值有50季，表現優於OLS模型。從模型表現結果顯示，台北市和新北市的特徵價格模型，使用DFFITS和LTS的異常點刪除技術後的迴歸模型，模型表現較OLS更好。

進一步比較RLS和DFFITS的模型表現，發現LTS所辨認出的異常點樣本數較少，且RLS應用表現大致優於DFFITS模型。在台北市的50個特徵價格模型中，二者表現約略相當(如表二)：50季特徵價格模型中，26季RLS的F值優於DFFITS，31季 R^2 值優於DFFITS，在異常點個數方面，LTS辨認出175個，DFFITS辨認出301個。然而，在新北市的50季特徵價格模型中，RLS的模型表現多優於DFFITS：F值有39季RLS優於DFFITS， R^2 值有40季優於DFFITS，在異常點個數方面，LTS辨認出379個，DFFITS辨認出496個。

台北市僅LTS辨認的異常點有53案、新北市則有136案，此為遮蔽效應下，DFFITS未能

表二 台北市和新北市DFFITS和RLS模型表現比較表(共50季)

		台北市	新北市
F值	RLS高於OLS	49季	50季
	DFFITS高於OLS	45季	49季
	RLS高於DFFITS	26季	39季
R^2	RLS高於OLS	49季	50季
	DFFITS高於OLS	44季	50季
	RLS高於DFFITS	31季	40季
異常點 個數	LTS	175	379
	DFFITS	301	496

捕捉的異常點；台北市僅DFFITS辨認的異常點有179案、新北市則有253案，為淹沒效應下DFFITS誤認為異常點的正常樣本(如表三和附表三)。文獻上提及若異常點超過一個，則因為遮蔽效應，可能使異常點無法正確辨認，而正常樣本卻因為直線偏向異常點，使得正常點被視為異常點，稱為淹沒效應(王彤與何大衛，2002；Ben-Gal, 2010; Zaman et al., 2001; Andersen, 2008)。因此，異常點群聚造成遮蔽效應，影響DFFITS無法捕捉到的異常點個數，而異常點偏離正常樣本的程度，決定直線(β 值)偏向異常點的幅度，影響DFFITS捕捉到淹沒效應下的異常點個數。因此，遮蔽效應和淹沒效應下的樣本個數，無一定比例關係，受到樣本中異常點群聚程度、偏離程度與正常樣本的群聚程度有關。

表三 台北市和新北市DFFITS和RLS模型的異常點異同

	台北市	新北市
LTS和DFFITS皆辨認	122	243
僅LTS辨認	53	136
僅DFFITS辨認	179	253

台北市DFFITS的異常點共有301個，其中有122個與LTS辨認出來的異常點相同，約佔41%；新北市DFFITS的異常點共有496個，其中有243個與LTS辨認出來的異常點相同，約佔49%。雖然台北市和新北市異常點中，二種異常點刪除方法共同辨認比例相差不多，但是新北市RLS模型表現優於DFFITS模型的季度多於台北市，顯示LTS捕捉到DFFITS未能辨認的異常點，其影響迴歸參數的偏離程度在新北市高於台北市；推測可能與新北市的產品異質性較高有關。楊宗憲(2003)認為，高成熟度的都市其產品定位規劃彈性較小，由於台北市和新北市的都市成熟度不同，新北市各住宅新推個案的產品定位差異性較大，而台北市的差異性較小。

(二) 異常點特性

住宅新推個案為產品異質性高的住宅市場，本文以LTS所辨認出來的異常點分析住宅新推案市場的產品特色。我們首先觀察異常點的分布情形，依據異常點座落之行政區，以及單價是否高於該季區域行情(註5)將異常點分類，觀察異常點的推案區位和區域行情之關係。其次，針對異常點推案區位和區域行情有較明顯關聯的行政區，進一步觀察住宅新推案之異常點特色，比較每個異常點與平均單價、平均住宅屬性的差異。最後，透過異常點分析提出台北市和新北市住宅新推個案市場的產品特色與趨勢。

在台北市部分，LTS判斷出來的175案異常點中，從推案單價觀察發現中正區、士林區和內湖區的異常點多是低於區域行情；中山區和大安區的異常點則多是高於區域行情(如表四)。中正區低於行情的異常點特色為推案區位座落於中正區汀洲路二段以南、廈門街一帶。該地為台北市發展較早的地區，為新店溪匯入淡水河的沖積平原，地勢較低窪常為溪水洪氾。1949年，隨國民政府來台的難民居住此處，此地逐漸成為公教人員居住之地，然而隨著眷村與國宅的沒落，現成為外來移民進入台北市生活居住之處。由於開發甚早，雖然生活機能方便，汀洲路上飲食店林立、生活機能方便，但是建物窳陋，居住品質不佳，多老舊公寓。廈門街有諸多二手舊貨商，整體發展較為老舊雜亂，且鄰近中正橋，較無景觀且尖峰時間的車流量及噪音影響生活品質，影響房價。

表四 台北市LTS異常點分佈的行政區

行政區	校估樣本數(案)	異常點			
		總計(案)	佔校估樣本比例	高於行情(案)	低於行情(案)
中正區	260	19	7.31%	2	17
大同區	113	0	0.00%	0	0
中山區	360	14	3.89%	11	3
松山區	62	7	11.29%	6	1
大安區	285	15	5.26%	11	4
萬華區	79	0	0.00%	0	0
信義區	100	9	9.00%	4	5
士林區	214	51	23.83%	6	45
北投區	270	9	3.33%	7	2
內湖區	348	35	10.06%	2	33
南港區	139	7	5.04%	2	5
文山區	259	9	3.47%	0	9
總計	2,489	175	7.03%	51	124

士林區低於行情的異常點多來自於推案區位座落社子地區一帶。社子地區及其北部土地相連的社子島原為共同發展的沙洲島，為淡水河和基隆河沖積出來的沙洲。然而該區地勢低窪，颱風時節水患嚴重，1970年社子島在大台北防洪計畫中被列為滯洪區因此建物受到禁限建規定，居民陸續搬遷移出，而社子地區未受禁限建規定，但因位處台北市邊緣，地勢低窪有淹水之慮，房價偏低，雖屬於士林區，在發展上較為獨立。

內湖區低於行情的異常點有三個特色：其一為產品屬於工業住宅者，推案區位座落於環東大道以南與基隆河之間的工業區。其二為小環境較差的產品，包括鄰近墓地、焚化爐、出入道路寬度小。其三為推案座落於東湖一帶。東湖位於基隆河邊，每逢颱風襲台經常淹水，且位於台北市與新北市交界處，距離市中心區較遠，雖屬於內湖區，都市發展上與鄰近的汐止關聯性較高，房價亦偏低。

中山區和大安區高於行情的異常點特色類似，大致有二，一為推案產品屬於豪宅產品者，一類特色為主力坪數大於70坪，每坪單價高於80萬元，另一類特色則為推案主力坪數較小、推案戶數較多的非套房產品。

新北市部分，LTS辨認出379案異常點，有159案高於區域行情、200案低於區域行情。其中板橋區、汐止區、新店區、鶯歌區、五股區和新莊區的異常點多是低於區域行情；淡水區的異常點則多是高於區域行情(如表五)。板橋區低於區域行情的異常點推案區位多座落於板橋溪崑地區，該地區雖隸屬板橋區，但位於大漢溪以西，接近樹林火車站一帶，生活圈屬於樹林區而與板橋的連結較低。早期溪崑地區與大漢溪以東的浮洲地區均為沼澤，為易淹水地區，而浮洲地區因近板橋，各項基礎建設與政府資源投入較多，一水之隔的溪崑地區生活圈鄰近樹林，相較於東岸則發展較慢，房價較低。汐止區低於區域行情的異常點推案區位分布較為分散，但共同特色為鄰近基隆河支流，包括保長坑溪、康誥坑溪、北港溪一帶，與暴雨

表五 新北市LTS異常點分佈的行政區

行政區	校估樣本數(案)	異常點			
		總計(案)	佔校估樣本比例	高於行情(案)	低於行情(案)
萬里區	0	0	-	0	0
金山區	1	0	0.00%	0	0
板橋區	185	53	28.65%	4	49
汐止區	106	35	33.02%	3	32
深坑區	18	6	33.33%	6	0
石碇區	0	0	-	0	0
瑞芳區	0	0	-	0	0
平溪區	0	0	-	0	0
雙溪區	0	0	-	0	0
貢寮區	0	0	-	0	0
新店區	176	60	34.09%	15	45
坪林區	0	0	-	0	0
烏來區	0	0	-	0	0
永和區	83	1	1.20%	1	0
中和區	159	1	0.63%	1	0
土城區	46	3	6.52%	0	3
三峽區	112	5	4.46%	1	4
樹林區	98	2	2.04%	0	2
鶯歌區	66	12	18.18%	0	12
三重區	229	3	1.31%	3	0
新莊區	231	25	10.82%	2	23
泰山區	82	1	1.22%	1	0
林口區	528	15	2.84%	11	4
蘆洲區	194	5	2.58%	2	3
五股區	63	18	28.57%	0	18
八里區	42	5	11.90%	5	0
淡水區	259	129	49.81%	104	25
三芝區	0	0	-	0	0
石門區	0	0	-	0	0
總計	2,678	379	14.15%	159	220

來襲時，因地勢低窪或區域排水不良易淹水有關。另外保長坑一帶為汐止和基隆的交界，發展上基隆市的七堵區較密切。

新店區低於區域行情的推案多座落於安坑地區，該地區位於新店溪西側，為地形起伏較大地區，區內有山谷、丘陵和山區，安坑原名「暗坑」，亦即「暗的坑」，過去由於兩岸

河階地上森林濃鬱，有陰暗、荒涼之感且常有濃霧，故有此名，由於推案位處山坡地，距離市區或捷運站較遠，房價低於行情。鶯歌區和五股區住宅新推案較少，然而一旦推案進入樣本即成為異常點，且其單價均遠低於該季區域行情。新莊區低於區域行情的異常點推案多座落於大漢溪西側，位於新樹路一帶，南側與板橋溪崑地區相接，早期亦為沼澤地為易淹水地區。

新北市379案異常點中，有129案分布於淡水區，其中有104案為高於區域行情，顯示淡水區的推案狀況不同於多數樣本趨勢。新北市的迴歸模型異常點多出現於淡水區可歸納為二原因。其一為當地地形特殊，具有觀音山景和淡水河景之特色，因此住宅產品具有多元性。當季若有景觀住宅、高價別墅或大面積豪宅推案，多被辨認為異常點。其二為淡海新市鎮計畫內的各住宅推案，可能成交價格差異度高。政府計畫性地引導台北都會區人口疏散至淡海新市鎮計畫範圍內，自2010年之後，陸續有建商於當地推案，然而可能受到推案區位和建商品牌的影響，使得從迴歸模型的觀點觀察，區位和產品類型差異不大，價格卻有分歧，價格偏低者多被視為異常點。

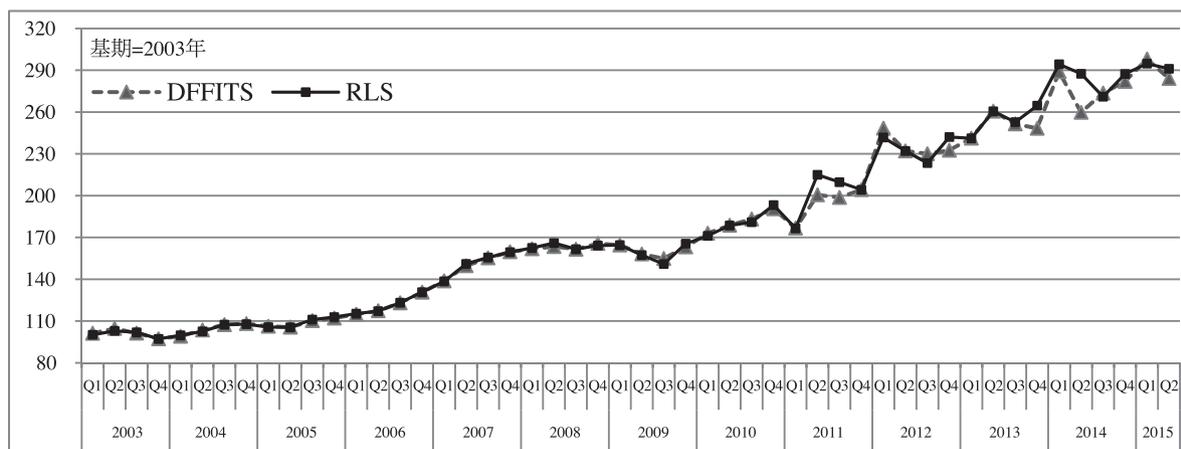
淡水區屬於新北市迴歸模型區位變數的市郊區，依據樣本計算結果，市郊區的平均可能成交價在2010Q2之前，各季均低於20萬元/坪，至2010Q3始上漲至21萬元/坪以上，2013Q4的區域行情上漲至逾30萬元/坪。LTS所挑出的129個異常點推案中，以2010Q2為界，在此之前挑出的個案多為訴求淡水河景觀的推案住宅，可能成交價均高於新北市郊區的區域行情單價。2010Q2之後，挑出的異常點推案則或高或低於區域行情單價。低於區域行情單價者，多分布於淡海新市鎮之內，由於建商品牌較小或推案區位較偏遠，使得可能成交價低於同期其餘淡海新市鎮住宅推案的行情。高於區域行情單價者，多為主打景觀住宅、高價別墅或大面積豪宅產品。

淡水鎮在區位變數上，被分類為第三級之市郊區，房價理應為三區內最低。然而淡水區高於區域行情的住宅新推個案單價甚至高於市中心區，進一步檢視這些異常點，其產品定位大致分為兩類，一類為高價別墅或大面積豪宅產品，另一則為訴求景觀或溫泉的產品。此類住宅產品的目標客戶非為一般有住宅需求的家戶，而為有置產或渡假屋需求的消費者。反映出淡水區住宅推案產品較具多元性，有時推案產品特性與市郊區一般家戶所購買之住宅類型不同。

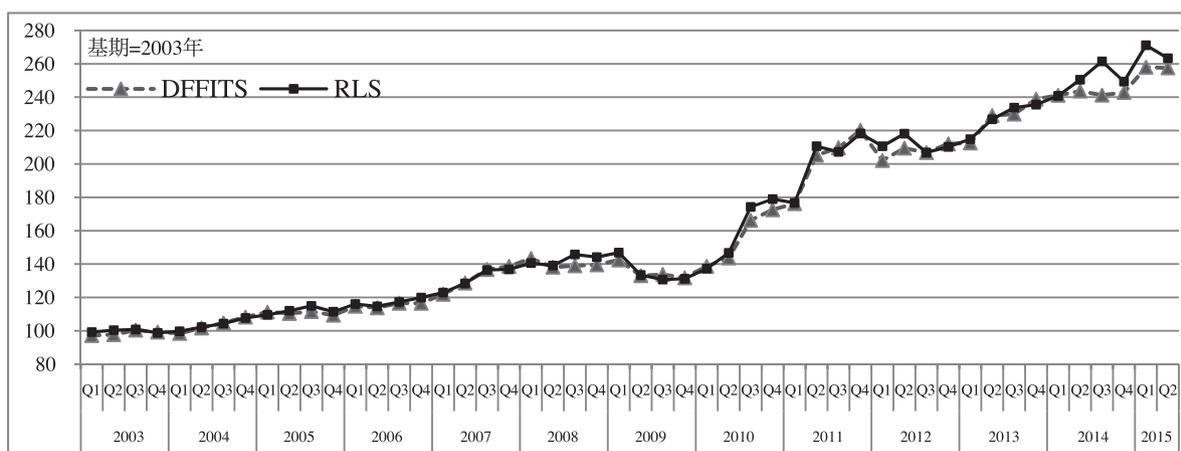
(三) 預售推案房價指數

建立預售住宅價格指數的部分原因為，房價波動反映投資客的短期看法，然而異常點的認定影響住宅特徵的隱含價格，影響房價指數。各季模型表現中，考慮異常點之模型表現較佳，因此本研究進一步針對DFFITS和RLS模型的參數，計算台北市和新北市的房價指數並觀察其波動。長期而言，DFFITS和RLS模型的房價指數趨勢大致相同，然而，在短期波動上，某些季別有較大的差異(如圖一和圖二所示)。

使用RLS模型所編製的房價指數其震盪幅度高於DFFITS模型。由於利用特徵價格模型編制的房價指數僅為真實房價指數的估計值，是否震盪幅度較低即為符合市場真實房價變動情形，無從得知，僅能透過迴歸參數估計技術，盡力提升迴歸模型的解釋度，使迴歸參數具備穩健性，亦即透過辨認異常點，使住宅特徵的隱含價格反映多數住宅樣本狀況。



圖一 台北市新推住宅個案房價指數



圖二 新北市新推住宅個案房價指數

台北市房價指數差異最大的季別為2014年Q2，以RLS校估之模型編制的房價指數為287.43，DFFITS房價指數為259.78，二者指數水準值相差27.65。以DFFITS解讀短期房價波動，2014年Q2房價相較上一季跌幅為10.09%，以RLS解讀則跌幅為2.37%；波動幅度影響新推個案市場判讀。然而，進一步檢視2014年Q2的模型表現，發現RLS模型的表現較DFFITS好：RLS模型F值為11.84，R square值為60.19%，DFFITS模型的F值為6.53，R²值為43.16%；以LTS辨認的異常點為2案，DFFITS辨認的異常點有7案，只有1案為二種方法均辨認。檢視二模型刪除的異常點：DFFITS刪除7案，包含該季全部套房產品，共2案；LTS技術則刪除了2案大樓產品。模型表現結果從R²值和F值觀察，RLS均優於DFFITS。

新北市有類似的狀況。新北市差異最大的季別為2014年Q3，以RLS模型編制的房價指數為241.22，DFFITS房價指數為261.44，指數水準值相差20.22，若以DFFITS解讀短期房價波動，2014年Q3房價相較上一季跌幅為1.01%，若以RLS解讀則反而漲幅為4.39%。若進一步檢視2014年Q3的模型表現，發現RLS模型的表現較DFFITS好：RLS模型F值為82.32，R²值為

80.45%，DFFITS模型的F值為67.34， R^2 值為73.56%；以LTS和DFFITS辨認出的異常點均為11案，但只有5案為兩種方法均辨認。

住宅新推個案市場為投資性較高的住宅產品，容易受政策或國內外經濟情勢影響而有較大幅度震盪。2011年之後，國內整體經濟情勢不佳，中央銀行逐漸緊縮貸款額度，以及奢侈稅的開徵，為房價之利空因素。然而，新推住宅產品為投資性質較高的產品，面對房市利空因素逐漸明顯，台北市推出高單價低總價的產品，新北市則將推案轉向淡水區、五股區、林口區等行政區，並且利用各種話題炒高當地預售屋行情，例如淡海新市鎮計畫、洲子洋重劃區、機場捷運線即將通車等話題；再加上2011年之後的總統大選和雙北市長選舉，使得房價自2011年之後有大幅度震動。雙北市房價變動之背景說明如後。

2011年4月15日立法院三讀通過「特種貨物及勞務稅條例(簡稱「奢侈稅」)」，於同年6月1日實施。針對住宅市場的課徵條件為：非自用住宅如果在一年內轉手課徵15%的奢侈稅，若在一至二年間轉手，則課徵10%的奢侈稅。台北市和新北市的房價指數均在2011Q1下跌，顯示市場在奢侈稅尚未三讀明朗化之前，呈現較為謹慎悲觀的看法，待奢侈稅條例於第二季通過，課徵範圍與條件明朗化後，2011Q2雙北的房價繼續上漲，2011Q3~Q4呈現高點盤整的態勢。

2012年1月14日舉行總統大選，選前票選十大民怨之首為房價高漲，政府宣示將提高年輕人房屋租金補貼，以及補助購屋貸款，台北市Q1房價在1月大選確定後，房價呈現上漲的態勢，新北市則是維持在高點盤整的狀況，2012年下半年總體經濟數據不佳，市場推案量呈現下滑趨勢，且中央銀行於6月起限縮雙北市豪宅(買賣金額高於8,000萬元)貸款成數，Q2、Q3房價呈現下跌或低點盤整的狀況，台北市Q4漲勢來自中低價區的住宅補漲。

2013Q1~2014Q1對台北市和新北市而言，都是新推個案市場房價上漲的時期。台北市主要推案區域集中在內湖區、士林區、中山區和北投區，新北市主要推案區域集中在淡水區、五股區、林口區和新莊區，多屬於區位虛擬變數中的市區或市郊變數，由於市中心房價高漲，交易市場移向市區和市郊，推案價格屢創新高，帶動雙北市房價漲勢。

2014年11月19日為直轄市長選舉，選前的不確定因素，與央行下半年實施的「擴大房貸管控」打房措施，以及房地合一稅，在台北市發酵，Q2、Q3房價呈現下跌趨勢，2014Q4台北市推案為高單價、低總價，推案主力坪數明顯降低，因此Q4之後單價持續上漲。新北市則僅在選舉當季成交價略有下滑，房價隨即在選舉結果確定後於2015Q1攀升。

六、結論與建議

國內編製預售住宅房價指數時，多使用特徵價格模型以OLS校估出參數估計值後，應用拉氏指數公式來編製。然而以此方法遭遇到幾項困難，包括新推住宅個案的樣本數偏低、異質性高，以及對於參數估計值穩健性的質疑。本文應用兩種使迴歸參數估計值穩健的參數校估技術，DFFITS和RLS模型，比較應用結果，並且進一步針對LTS技術辨認的異常點，分析住宅推案特色，以及編製兩種房價指數，觀察此二指數之表現差異。本文獲致以下結論：

(一) 迴歸模型表現

文獻上指出缺乏穩健性為傳統OLS技術最被挑戰之處，因此陸續發展出DFFITS和穩健迴歸技術。早期文獻建議以刪除異常點方式來修正，並建議DFFITS為較佳的修正方式，近期文

獻則指出DFFITS可能因為淹沒效應而錯刪，或因遮蔽效應而未刪異常點，使參數有收斂錯誤之虞。

本文建立OLS、DFFITS和RLS模型之後發現，刪除異常點後的DFFITS和RLS的模型表現較OLS來得更佳。進一步比較DFFITS和迴歸模型的表現為：在台北市的50個特徵價格模型中，二者表現約略相當；在新北市的50季特徵價格模型中，RLS的模型表現多優於DFFITS。另外，從異常點的個數觀察，無論台北市和新北市，累計LTS刪除的異常點個數均少於DFFITS。應用結果顯示，相較於使用傳統的DFFITS技術，應用RLS模型，在相同的樣本量內，能刪除較少的異常點個案，且提高參數估計值的穩健性。

(二) 新推住宅個案的異常點特色

從特徵價格模型的觀點，台北都會區住宅新推個案異常點特色可歸納如下。其一為推案基地周圍及所在行政區生活機能便利，但距離市中心較遠且發展落後的地區，包括台北市中正區的汀洲路二段以南、廈門街一帶，士林區的社子地區一帶，內湖區的東湖地區；新北市板橋區的溪崑地區一帶，新莊區的新樹路一帶，汐止區的保長坑一帶、新店區的安坑地區。其二為推案基地周圍小環境較差的地區，包括台北市內湖區的乙種工業區，位於環東大道以南與基隆河之間的工業區，以及座落內湖區內的山坡上，附近出入道路較狹小的建案；新北市汐止區鄰近基隆河支流，包括保長坑溪、康誥坑溪、北港溪一帶等易淹水地區。其三為非典型的住宅產品，包括中山區和大安區的豪宅產品和類套房產品，以及新北市淡水區的豪宅和訴求景觀或溫泉的住宅產品。

台北都會區新推住宅個案的異常點推案特色顯示，都會區內的住宅區土地發展逐漸飽和，住宅新推個案市場對於推案區域的看法較為保守，仍選擇在生活機能較好的行政區中，較偏遠或小環境較差的地區推案。另外位於特定行政區的產品多元化為另一特色，包括台北市中山區、大安區以及新北市淡水區的豪宅產品、類套房產品和訴求景觀、溫泉等度假住宅產品。

(三) 房價指數

建立預售住宅價格指數的部分原因為，房價波動反映投資客的短期看法。本文分別應用DFFITS和RLS模型計算台北市和新北市的房價指數，並觀察其波動。長期趨勢而言，二模型之房價指數波動大致雷同，但是若觀察每一季的變化，則房價波動各有不同，影響該季預售屋市場的短期解讀。

本文應用穩健迴歸模型編制預售住宅房價指數，除了期望能在理論面和實證面上有所貢獻，亦期望揭露更多房價訊息，增加實務應用性與政策參考性。預售屋市場每季推出個案數量較少，異質性較高，如何在樣本數較少的限制下，增加參數估計的穩健性，為估計預售屋特徵價格重要的課題。

本文應用近期發展的穩健迴歸分析技術中的RLS技術編製房價指數後，建議編制台北都會區的預售屋房價指數時，應酌予考慮推案異常點的影響。受限於拉氏指數固定於基期的典型住宅，特徵價格模型指定不能隨季任意改變，然而住宅新推個案市場偶有異常點推案出現，模型若未能適當考慮市場推案的活潑性，可能使住宅屬性隱含價格的估計值偏離大部分樣本特性，不具備穩健性且影響房價指數水準值。此外，新推個案住宅房價指數之編制受到參數校估方式影響，若以單季或短期價格波動解讀預售房地產市場短期動向時，應更為謹慎及參考多項市場資訊。

註 釋

- 註1：可能成交價為市場調查資料中的建商開價扣除議價空間後所得之價格。本文希望建立之價格指數能反映出住宅新推個案市場的價格波動，因此建立價格模型時，以可能成交價推估市場均衡時的價格，避免價格指數反映的波動受到建商的開價策略之影響。
- 註2：一般編制消費者物價指數時，常運用「固定市場籃」概念來說明。研究者在市場籃內放入固定的商品後，觀察市場籃內的商品在不同時間的價格，從而計算各年期消費者物價指數。而以特徵價格法編制房價指數時，亦類似此概念，特徵價格法將住宅視為異質性商品，每個住宅屬性均來自獨立商品市場，因此在編制指數前，亦須建立「典型住宅」，以衡量房價指數之變動。
- 註3：在住宅品質控制下，不同住宅類型因為供給面非典型的市場銷售策略與需求面消費者的效用滿足程度，而使得不同住宅類型產生價差，而住宅市場上消費者接受不同住宅類型的價格差異。參閱李泓見等(2006)。
- 註4：受限於新推個案資料特性，模型區位虛擬變數僅能將樣本分成三區(市中心/市郊/郊區)。台北市和新北市每季預售屋推案位置並非均勻分布在各行政區，部分行政區在某季有推案，而在某季無推案，當增加區位變數時，預售推案位置特性使得某些區位分類在某些季無推案，使區位虛擬變數的係數在該季為0，長期難以觀察區位變數的影響，失去精細控制區位的目的，故本研究模型區位虛擬變數僅將樣本分為三區。
- 註5：本文以該季區域行情與住宅屬性平均狀況，做為分析異常點特性的基礎。例如，若該異常點的推案時間為2010年第3季，推案區位屬於台北市市中心區，則以同季、同區域的價格中位數，和住宅屬性的中位數或平均數，用以觀察該異常點住宅推案與同季、同區域一般推案特性差異之分析依據。

參考文獻

中文部分：

王彤、何大衛

2002 〈醫用線性迴歸模型多個異常點診斷及穩健估計方法〉《中華疾病控制雜誌》6(4)：338-340。

Wang, T. & D. W. He

2002 “Diagnosis for Multiple Outliers and Robust Estimation in Linear Regression Model in Medicine,” *Chinese Journal of Disease Control & Prevention*. 6(4): 338-340.

李泓見、張金鶚、花敬群

2006 〈台北都會區不同住宅類型價差之研究〉《台灣土地研究》9(1)：63-87。

Lee, H. J., C. O. Chang & C. C. Hua

2006 “The Relationship Between Floor Area and Unit Price Across Different Residential Types in Taipei Metropolitan Area,” *Journal of Taiwan Land Research*. 9(1): 63-87.

林祖嘉、馬毓駿

2007 〈特徵方程式大量估價法在台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.

林秋瑾

1996 〈穩健性住宅租金模式之探討—異常點之分析〉《住宅學報》4：51-72。

Lin, C. C.

1996 “Robust Housing Rent Modeling Outlier Analysis,” *Journal of Housing Studies*. 4: 51-72.

林秋瑾、楊宗憲、張金鶚

1996 〈住宅價格指數之研究—以台北市為例〉《住宅學報》4：1-30。

Lin, C. C., C. H. Yang & C. O. Chang

1996 “Housing Price Index in Taipei,” *Journal of Housing Studies*. 4: 1-30.

張金鶚、楊宗憲、洪御仁

2008 〈中古屋及預售屋房價指數之建立、評估與整合—台北市之實證分析〉《住宅學報》17(2)：13-35。

Chang, C. O., C. H. Yang & Y. R. Hung

2008 “Developing, Assessment and Integration of the Exist and Presale Housing Price Indexes – The Case of Taipei City,” *Journal of Housing Studies*. 17(2): 13-35.

楊宗憲

2003 〈住宅市場之產品定位分析—建商推案行為之研究〉《住宅學報》12(2)：123-139。

Yang, C. H.

2003 “Housing Market Production Position Analysis-Behavior of Construction Company,” *Journal of Housing Studies*. 12(2): 123-139.

英文部分：

- Andersen, R.
2008 *Modern Methods for Robust Regression*. California: Sage Publications.
- Belsley, D. A., E. Kuh & R. E. Welsch
1980 *Regression Diagnostics: Identifying Influential Data and Sources of Collinearity*. New York: John Wiley.
- Ben-Gal, I.
2010 “Outlier Detection,” in *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. 117-130. ed. O. Maimon & L. Rokach, New York: Springer.
- Burns, P. J.
1992 “A Genetic Algorithm for Robust Regression Estimation,” Statistical Sciences, Inc., Technical Report.
- Finger, R. & W. Hediger
2008 “The Application of Robust Regression to a Production Function Comparison,” *Open Agriculture Journal*. 2: 90-98.
- Haurin, D. R. & P. H. Hendershott
1991 “House Price Indexes: Issues and Results,” *AREUEA Journal*. 19(3): 259-269.
- Jansen, S. J. T., P. de Vries, H. C. C. H. Coolen, C. J. M. Lamain & P. J. Boelhouwer
2007 “Developing a House Price Index for The Netherlands: A Practical Application of Weighted Repeat Sales,” *Journal of Real Estate Finance and Economics*. 37(2): 163-186.
- Prasad, N. & A. Richards
2008 “Improving Median Housing Price Indexes through Stratification,” *Journal of Real Estate Research*. 30(1): 45-71.
- Rosen, S.
1974 “Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition,” *Journal of Political Economy*. 82(1): 34-55.
- Rousseeuw, P. J.
1984 “Least Median of Squares Regression,” *Journal of American Statistic Association*. 79(388): 871-880.
- Rousseeuw, P. J. & A. M. Leroy
2003 *Robust Regression and Outlier Detection*. New York: Wiley-Interscience.
- Zaman, A.
1996 *Statistical Foundations for Econometric Techniques*. New York: Academic Press.
- Zaman, A., P. J. Rousseeuw & M. Orhan
2001 “Econometric Applications of High-Breakdown Robust Regression Techniques,” *Economics Letter*. 71(1):1-8.

附 錄

附表一 台北市OLS、LTS和DFFITS各季特徵價格模型表現

樣本 數	台北市														
	OLS				RLS				DFFITS						
	F值		R ²	顯著 個數	F值		R ²	顯著 個數	異常點 個數	F值		R ²	顯著 個數	異常點 個數	
值	p-value	值			p-value	值				p-value					
2003Q1	40	5.54	0.0305%	54.79%	3	6.87	0.0075%	62.38%	3	3	8.24	0.0014%	65.77%	3	2
2003Q2	53	9.78	0.0000%	60.33%	3	17.38	0.0000%	74.34%	5	3	23.75	0.0000%	78.95%	5	8
2003Q3	62	21.51	0.0000%	73.61%	5	32.12	0.0000%	81.81%	5	4	39.70	0.0000%	83.82%	5	9
2003Q4	79	11.42	0.0000%	48.76%	5	16.07	0.0000%	57.93%	5	2	16.07	0.0000%	57.93%	5	2
2004Q1	92	17.79	0.0000%	55.66%	5	22.99	0.0000%	62.44%	5	2	23.23	0.0000%	63.24%	5	4
2004Q2	120	29.39	0.0000%	64.75%	5	34.51	0.0000%	68.71%	5	2	38.60	0.0000%	68.40%	5	6
2004Q3	130	39.08	0.0000%	69.16%	6	39.08	0.0000%	69.16%	6	0	41.73	0.0000%	71.05%	6	3
2004Q4	153	38.44	0.0000%	64.98%	6	41.23	0.0000%	66.87%	6	2	45.75	0.0000%	70.34%	7	10
2005Q1	160	43.21	0.0000%	66.55%	5	43.89	0.0000%	67.05%	6	1	45.95	0.0000%	68.93%	5	7
2005Q2	147	41.32	0.0000%	67.54%	5	51.26	0.0000%	72.81%	5	5	50.63	0.0000%	73.01%	5	8
2005Q3	139	31.91	0.0000%	63.03%	7	51.87	0.0000%	74.70%	7	8	44.41	0.0000%	71.65%	5	8
2005Q4	173	41.61	0.0000%	63.84%	7	73.50	0.0000%	77.08%	7	12	60.38	0.0000%	73.94%	7	16
2006Q1	148	29.49	0.0000%	59.59%	5	49.35	0.0000%	72.81%	6	11	40.51	0.0000%	68.90%	6	12
2006Q2	142	24.31	0.0000%	55.94%	5	39.94	0.0000%	69.27%	6	10	32.38	0.0000%	64.27%	6	8
2006Q3	129	20.12	0.0000%	53.78%	5	24.71	0.0000%	59.65%	5	4	27.20	0.0000%	58.24%	5	5
2006Q4	138	27.68	0.0000%	59.85%	5	40.61	0.0000%	69.63%	4	6	43.05	0.0000%	67.56%	5	7
2007Q1	123	48.44	0.0000%	71.47%	5	68.73	0.0000%	78.94%	5	6	64.11	0.0000%	78.56%	5	11
2007Q2	128	45.37	0.0000%	72.58%	6	74.96	0.0000%	82.41%	6	8	68.84	0.0000%	78.82%	5	10
2007Q3	125	31.60	0.0000%	65.41%	6	53.13	0.0000%	77.01%	5	6	57.84	0.0000%	79.25%	6	11
2007Q4	139	28.76	0.0000%	60.58%	7	44.07	0.0000%	71.16%	6	6	47.15	0.0000%	73.66%	6	13
2008Q1	139	25.04	0.0000%	57.23%	6	46.91	0.0000%	72.91%	6	9	39.45	0.0000%	69.54%	6	10
2008Q2	122	26.91	0.0000%	62.30%	4	46.56	0.0000%	75.11%	4	6	37.27	0.0000%	71.30%	4	9
2008Q3	94	25.89	0.0000%	67.81%	4	31.69	0.0000%	72.54%	4	2	36.93	0.0000%	73.72%	4	8
2008Q4	80	30.82	0.0000%	74.97%	4	33.23	0.0000%	76.61%	4	1	33.29	0.0000%	74.88%	4	6
2009Q1	61	17.49	0.0000%	69.79%	4	19.88	0.0000%	73.57%	4	3	19.83	0.0000%	71.26%	3	6
2009Q2	42	13.36	0.0000%	73.34%	3	14.51	0.0000%	76.04%	3	2	8.99	0.0006%	67.72%	3	4
2009Q3	45	8.33	0.0004%	61.17%	4	12.83	0.0000%	71.96%	4	2	13.43	0.0000%	71.57%	4	6
2009Q4	61	9.49	0.0000%	55.63%	3	17.16	0.0000%	71.02%	4	4	19.06	0.0000%	73.54%	4	5
2010Q1	66	9.29	0.0000%	52.86%	4	11.35	0.0000%	58.23%	4	1	15.93	0.0000%	63.90%	4	5
2010Q2	98	13.06	0.0000%	46.26%	4	17.82	0.0000%	54.86%	5	3	20.92	0.0000%	54.88%	5	6
2010Q3	98	18.51	0.0000%	54.96%	5	23.94	0.0000%	62.27%	4	4	21.96	0.0000%	56.07%	4	6
2010Q4	84	24.51	0.0000%	61.11%	4	28.16	0.0000%	64.94%	4	2	27.19	0.0000%	64.76%	4	4
2011Q1	60	24.02	0.0000%	68.98%	3	33.19	0.0000%	76.49%	4	3	24.85	0.0000%	71.72%	4	5
2011Q2	46	10.65	0.0001%	62.10%	3	13.19	0.0000%	68.14%	4	2	13.64	0.0000%	64.22%	3	2
2011Q3	52	9.67	0.0001%	56.31%	3	12.22	0.0000%	62.50%	4	1	15.78	0.0000%	65.27%	4	4

附表一 台北市OLS、LTS和DFFITS各季特徵價格模型表現(續)

		台北市													
樣本數		OLS				RLS				DFFITS					
		F值		R ²	顯著個數	F值		R ²	顯著個數	異常點個數	F值		R ²	顯著個數	異常點個數
		值	p-value			值	p-value				值	p-value			
2011Q4	56	20.30	0.0000%	66.99%	4	25.32	0.0000%	72.09%	4	1	25.32	0.0000%	72.09%	4	1
2012Q1	54	14.45	0.0000%	64.85%	4	18.48	0.0000%	70.67%	5	1	20.43	0.0000%	74.03%	6	4
2012Q2	60	17.27	0.0000%	66.16%	5	17.27	0.0000%	66.16%	5	0	17.16	0.0000%	64.13%	5	6
2012Q3	53	9.73	0.0000%	60.23%	4	14.88	0.0000%	71.76%	5	4	12.87	0.0000%	68.73%	5	4
2012Q4	59	7.75	0.0006%	47.20%	3	8.24	0.0003%	50.22%	2	3	8.64	0.0007%	47.36%	2	5
2013Q1	59	10.32	0.0000%	54.36%	4	10.32	0.0000%	54.36%	4	0	9.27	0.0001%	53.17%	4	3
2013Q2	60	18.63	0.0000%	67.84%	4	18.63	0.0000%	67.84%	4	0	18.46	0.0000%	68.05%	4	1
2013Q3	49	15.17	0.0000%	68.43%	3	13.94	0.0000%	67.10%	3	1	18.03	0.0000%	70.35%	3	5
2013Q4	58	14.26	0.0000%	62.65%	3	19.77	0.0000%	71.19%	3	3	16.65	0.0000%	62.48%	3	2
2014Q1	51	14.43	0.0000%	66.30%	5	17.49	0.0000%	71.41%	5	2	14.43	0.0000%	66.30%	5	0
2014Q2	56	8.38	0.0003%	50.65%	3	11.84	0.0000%	60.19%	3	2	6.53	0.0134%	43.16%	4	7
2014Q3	60	10.44	0.0000%	54.16%	4	15.90	0.0000%	66.06%	5	4	14.11	0.0000%	63.81%	4	5
2014Q4	56	8.44	0.0003%	50.83%	4	10.07	0.0000%	55.74%	4	1	13.50	0.0000%	59.47%	3	4
2015Q1	34	8.33	0.0037%	64.91%	3	9.19	0.0029%	69.68%	4	3	8.39	0.0058%	67.71%	4	3
2015Q2	39	15.08	0.0000%	73.88%	4	34.03	0.0000%	87.94%	4	4	26.93	0.0000%	85.68%	3	5
OLS模型		R ² 平均值		61.69%		R ² 平均值		68.73%		R ² 平均值		67.58%			
		R ² 標準差		7.25%		R ² 標準差		7.25%		R ² 標準差		7.99%			
		顯著個數 ($\alpha=5\%$)		221		顯著個數 ($\alpha=5\%$)		230		顯著個數 ($\alpha=5\%$)		226			

附表二 新北市OLS、LTS和DFFITS各季特徵價格模型表現

		新北市													
		OLS				RLS				DFFITS					
樣本數		F值		R ²	顯著個數	F值		R ²	顯著個數	異常點個數	F值		R ²	顯著個數	異常點個數
		值	p-value			值	p-value				值	p-value			
2003Q1	43	8.12	0.0007%	61.90%	3	30.21	0.0000%	87.94%	4	6	13.43	0.0000%	71.58%	2	4
2003Q2	54	9.14	0.0001%	53.85%	3	16.14	0.0000%	68.76%	3	3	13.69	0.0000%	66.17%	3	5
2003Q3	64	5.76	0.0048%	41.85%	3	24.06	0.0000%	77.11%	6	6	10.80	0.0000%	60.67%	3	7
2003Q4	82	21.57	0.0000%	67.11%	5	42.64	0.0000%	81.22%	5	5	36.40	0.0000%	78.69%	6	5
2004Q1	90	27.19	0.0000%	69.89%	5	48.85	0.0000%	82.01%	6	7	41.32	0.0000%	79.41%	6	7
2004Q2	108	20.96	0.0000%	59.47%	4	28.17	0.0000%	67.26%	5	4	28.08	0.0000%	69.07%	5	12
2004Q3	121	14.12	0.0000%	46.66%	5	17.82	0.0000%	53.37%	6	4	18.18	0.0000%	54.79%	5	8
2004Q4	151	14.97	0.0000%	42.30%	6	18.55	0.0000%	48.48%	6	5	16.59	0.0000%	46.43%	6	9
2005Q1	155	26.84	0.0000%	56.11%	5	49.82	0.0000%	71.94%	6	11	31.60	0.0000%	62.10%	5	12
2005Q2	136	34.37	0.0000%	65.27%	5	59.61	0.0000%	77.81%	5	9	46.32	0.0000%	73.65%	5	12
2005Q3	132	32.94	0.0000%	65.03%	7	66.59	0.0000%	80.35%	6	10	34.79	0.0000%	68.69%	7	13
2005Q4	156	24.13	0.0000%	53.30%	6	28.33	0.0000%	58.79%	6	9	25.99	0.0000%	57.95%	6	16
2006Q1	144	29.95	0.0000%	60.66%	6	42.64	0.0000%	69.82%	6	7	41.41	0.0000%	70.72%	6	16
2006Q2	172	38.29	0.0000%	62.04%	6	68.41	0.0000%	75.91%	6	12	53.63	0.0000%	71.72%	6	16
2006Q3	179	52.19	0.0000%	68.12%	5	108.30	0.0000%	82.94%	6	15	84.00	0.0000%	79.14%	6	16
2006Q4	185	58.72	0.0000%	69.90%	5	125.10	0.0000%	84.55%	6	17	82.47	0.0000%	78.19%	7	16
2007Q1	166	45.55	0.0000%	66.87%	5	100.60	0.0000%	83.02%	5	14	66.57	0.0000%	76.39%	6	14
2007Q2	161	36.16	0.0000%	62.33%	5	78.84	0.0000%	79.76%	6	13	59.97	0.0000%	75.13%	6	14
2007Q3	169	43.52	0.0000%	65.43%	6	115.90	0.0000%	84.83%	6	16	85.98	0.0000%	80.48%	6	15
2007Q4	197	82.81	0.0000%	75.41%	7	227.20	0.0000%	90.34%	6	19	151.40	0.0000%	86.10%	7	18
2008Q1	165	80.87	0.0000%	78.29%	7	238.40	0.0000%	92.31%	6	18	146.30	0.0000%	87.90%	7	16
2008Q2	182	37.87	0.0000%	60.37%	6	89.37	0.0000%	79.43%	7	12	76.45	0.0000%	76.98%	7	14
2008Q3	154	22.95	0.0000%	52.39%	6	53.88	0.0000%	73.93%	7	13	49.26	0.0000%	69.29%	6	16
2008Q4	143	30.92	0.0000%	61.58%	6	55.41	0.0000%	75.77%	4	11	45.10	0.0000%	72.46%	4	15
2009Q1	70	21.24	0.0000%	70.58%	4	40.71	0.0000%	83.33%	4	5	31.37	0.0000%	79.97%	5	7
2009Q2	77	30.57	0.0000%	75.61%	4	66.10	0.0000%	88.02%	3	6	43.82	0.0000%	83.41%	6	8
2009Q3	70	22.97	0.0000%	72.17%	5	38.13	0.0000%	82.40%	4	5	33.92	0.0000%	80.64%	4	5
2009Q4	84	26.21	0.0000%	70.71%	5	36.80	0.0000%	78.16%	5	4	37.02	0.0000%	78.73%	5	6
2010Q1	76	24.97	0.0000%	68.46%	5	27.61	0.0000%	70.90%	5	1	32.94	0.0000%	75.83%	5	6
2010Q2	81	24.03	0.0000%	66.08%	5	24.03	0.0000%	66.08%	5	0	34.13	0.0000%	75.35%	5	7
2010Q3	86	31.25	0.0000%	70.36%	6	71.47	0.0000%	85.97%	6	9	54.78	0.0000%	82.24%	6	8
2010Q4	100	35.81	0.0000%	69.79%	5	66.28	0.0000%	82.39%	5	8	56.35	0.0000%	79.53%	5	6
2011Q1	70	21.10	0.0000%	66.77%	6	24.32	0.0000%	70.52%	6	2	20.88	0.0000%	69.88%	5	9
2011Q2	76	19.51	0.0000%	66.76%	5	27.63	0.0000%	75.72%	5	6	26.15	0.0000%	72.34%	5	9
2011Q3	83	30.24	0.0000%	73.84%	6	38.38	0.0000%	79.33%	6	5	41.96	0.0000%	78.49%	5	7
2011Q4	100	34.66	0.0000%	69.10%	6	61.05	0.0000%	81.35%	6	9	51.19	0.0000%	78.12%	6	7
2012Q1	93	16.57	0.0000%	57.70%	6	22.94	0.0000%	66.74%	5	5	25.78	0.0000%	67.05%	6	10

附表二 新北市OLS、LTS和DFFITS各季特徵價格模型表現(續)

		新北市													
樣本數	OLS				RLS				DFFITS						
	F值	p-value	R ²	顯著個數	F值	p-value	R ²	顯著個數	異常點個數	F值	p-value	R ²	顯著個數	異常點個數	
2012Q2	102	21.54	0.0000%	61.60%	5	26.36	0.0000%	66.97%	5	3	24.75	0.0000%	63.59%	4	10
2012Q3	109	37.16	0.0000%	68.61%	6	47.88	0.0000%	74.56%	5	4	41.29	0.0000%	72.71%	5	9
2012Q4	113	53.60	0.0000%	75.21%	6	60.59	0.0000%	77.76%	6	2	58.88	0.0000%	78.46%	5	9
2013Q1	102	65.33	0.0000%	80.49%	6	73.24	0.0000%	83.00%	6	5	70.76	0.0000%	82.83%	6	7
2013Q2	111	62.92	0.0000%	74.98%	4	88.78	0.0000%	81.76%	5	6	81.52	0.0000%	80.30%	5	5
2013Q3	121	44.11	0.0000%	73.21%	5	55.74	0.0000%	78.48%	5	6	56.67	0.0000%	76.07%	5	7
2013Q4	120	26.98	0.0000%	62.77%	5	30.09	0.0000%	65.49%	5	1	28.67	0.0000%	65.87%	5	8
2014Q1	121	39.08	0.0000%	70.77%	5	44.77	0.0000%	74.02%	5	3	46.67	0.0000%	75.68%	5	8
2014Q2	112	42.07	0.0000%	70.62%	4	55.16	0.0000%	76.80%	4	5	62.87	0.0000%	76.42%	4	9
2014Q3	138	43.70	0.0000%	66.69%	5	82.32	0.0000%	80.45%	5	11	67.34	0.0000%	73.56%	5	11
2014Q4	126	45.74	0.0000%	69.75%	5	81.76	0.0000%	81.55%	5	8	86.29	0.0000%	79.68%	5	10
2015Q1	98	34.00	0.0000%	69.15%	5	52.42	0.0000%	79.12%	5	8	53.73	0.0000%	75.96%	5	7
2015Q2	111	45.26	0.0000%	68.31%	5	56.43	0.0000%	74.03%	5	6	48.09	0.0000%	70.63%	5	5
OLS模型		R ² 平均值		65.47%		R ² 平均值		76.70%		R ² 平均值		73.80%			
		R ² 標準差		8.45%		R ² 標準差		8.80%		R ² 標準差		8.06%			
		顯著個數 ($\alpha=5\%$)		261	RLS模型	顯著個數 ($\alpha=5\%$)		266	DFFITS模型	顯著個數 ($\alpha=5\%$)		265			

附表三 LTS和DFFITS辨認的異常點個數

	異常點個數					
	台北市			新北市		
	僅LTS辨認	僅DFFITS辨認	LTS和DFFITS 皆辨認	僅LTS辨認	僅DFFITS辨認	LTS和DFFITS 皆辨認
2003Q1	3	2	0	4	2	2
2003Q2	0	5	3	1	3	2
2003Q3	2	7	2	3	4	3
2003Q4	0	0	2	1	1	4
2004Q1	0	2	2	2	2	5
2004Q2	1	5	1	0	8	4
2004Q3	0	3	0	1	5	3
2004Q4	0	8	2	3	7	2
2005Q1	0	6	1	6	7	5
2005Q2	1	4	4	3	6	6
2005Q3	4	4	4	4	7	6
2005Q4	4	8	8	2	9	7
2006Q1	3	4	8	1	10	6
2006Q2	3	1	7	3	7	9
2006Q3	3	4	1	5	6	10
2006Q4	2	3	4	7	6	10
2007Q1	1	6	5	6	6	8
2007Q2	4	6	4	6	7	7
2007Q3	0	5	6	4	3	12
2007Q4	0	7	6	7	6	12
2008Q1	3	4	6	6	4	12
2008Q2	2	5	4	4	6	8
2008Q3	0	6	2	4	7	9
2008Q4	1	6	0	3	7	8
2009Q1	1	4	2	1	3	4
2009Q2	0	2	2	3	5	3
2009Q3	0	4	2	2	2	3
2009Q4	0	1	4	0	2	4
2010Q1	0	4	1	0	5	1
2010Q2	0	3	3	0	7	0
2010Q3	1	3	3	3	2	6
2010Q4	0	2	2	3	1	5
2011Q1	0	2	3	0	7	2
2011Q2	1	1	1	3	6	3

附表三 LTS和DFFITS辨認的異常點個數(續)

	異常點個數					
	台北市			新北市		
	僅LTS辨認	僅DFFITS辨認	LTS和DFFITS 皆辨認	僅LTS辨認	僅DFFITS辨認	LTS和DFFITS 皆辨認
2011Q3	0	3	1	2	4	3
2011Q4	0	0	1	3	1	6
2012Q1	0	3	1	2	7	3
2012Q2	0	6	0	2	9	1
2012Q3	1	1	3	1	6	3
2012Q4	1	3	2	0	7	2
2013Q1	0	3	0	2	4	3
2013Q2	0	1	0	2	1	4
2013Q3	0	4	1	3	4	3
2013Q4	3	2	0	0	7	1
2014Q1	2	0	0	2	7	1
2014Q2	1	6	1	1	5	4
2014Q3	1	2	3	6	6	5
2014Q4	0	3	1	1	3	7
2015Q1	2	2	1	3	2	5
2015Q2	2	3	2	5	4	1
總計	53	179	122	136	253	243

