

學術論著

貝氏多層次模型在臺灣不動產市場估價之應用 —以台北市住宅建物為例

An Application of Bayesian Inference in the Real Estate Market – A Case Study of Taipei Collective Housing

林祖嘉* 馬毓駿**

Chu-Chia Lin*, Yu-Chun Ma**

摘要

在房地產價格估計的領域當中，特徵方程式是最常被應用來估計建物價格的工具之一，然因特徵估價法是建構在線性迴歸的基礎之上，對於建物特徵與建物價格關係的描述過於簡化，同時實務上存在諸多無法量化的因素，致使模型容易產生異質變異的現象，而現有的非參數模型有時過於複雜，且使用上的限制亦多。針對上述問題，本文嘗試採用多層次貝式模型來彌補線性模型的缺陷，有別於多數研究將區位視為建物特徵之一的假設，本文由區位不同造成異質變異的角度切入，重新呈現建物特徵與建物價格的非單調性關係。實證結果指出多數的建物特徵對建物價格的影響，多因區位而產生變化，且時呈不同方向，同時在異質變異現象獲得舒緩後，建物價格估價的精確度亦獲得顯著提升。

關鍵詞：特徵方程式、貝氏分析、馬可夫鏈蒙地卡羅法

ABSTRACT

How to estimate housing prices precisely has always been an important issue in the real estate market. Most studies adopt parametric or non-parametric methods to deal with problems such as heteroskedasticity or non-monotonic phenomena which come from less influential attributes or from characteristics which can not easily be realized. Researchers have attempted to adopt certain methods such as non-parametric methods to recover from these failures but they still do not work well. This paper therefore tries to re-examine the issue of heteroskedasticity in the housing price model. By using data for collective housing-type buildings in Taipei, this study employs the Hierarchical Bayesian model to bridge the relationship between attributes and housing prices. By means of a random effect device, the location effect gives rise to a non-monotonic effect on regressors that affect housing prices. Besides, capturing the heteroskedasticity effects results in the Bayesian model providing a better estimation than OLS.

Key words: hedonic equation, Bayesian inference, Markov Chain Monte Carlo

(本文於2009年11月30日收稿，2010年5月19日審查通過，實際出版日期2012年6月)

* 國立政治大學經濟學系教授，聯絡作者

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

E-mail: nccut001@nccu.edu.tw

** 中華經濟研究院分析師，台北市大安區長興街75號(517研究室)

Analyst International Division, Chung-Hua Institution for Economic Research, Taipei, Taiwan.

E-mail: yuchunma7@gmail.com

一、前言

在有關房地產研究的領域中，如何準確的估計建物價格一直是一個重要的議題。自Rosen(1974)提出特徵方程式估計法(hedonic equation method)概念，將房屋視為由不同的房屋特徵組合而來，如建物面積、樓層高度、所在位置等，加總這些特徵後便形成一完整的商品。在相同特徵下，不同房屋可能會有含量多寡的差異，進而產生不同的願付價格或市場價格。理論上，相同房屋應該擁有相同的市場價格，然而，由於買賣雙方資訊的不對稱、建物特徵無法完全被量化或者時間因素的干擾無法被控制，都影響著建物價格估計的準確性，這些影響或多或少會干擾估計模型成立所需的條件，也因此不斷有新的估計方法被用來修正現有模型的缺失。

在參數估計模型的修正方面，研究者多以改善模型的異質變異(heteroscedasticity)效果，來獲得估計精確性的提升。Goodman & Thibodeau(1995, 1997)利用美國達拉斯城(Dallas City)的資料說明屋齡結構與建物價格可能產生的非單調(non-monotonic)性(註1)，並利用IGLS(iterative GLS)的方法修正以增進估計精準度(註2)。Fletcher et al.(2000)則進一步修正Goodman & Thibodeau(1995, 1997)的模型，採用EGLS(estimated GLS)法(註3)，允許存在異質變異的特徵不限於一個，此時的模型相對較為一般化，但不論何種修正方式，仍是在線性的基礎下修正變異數不齊一的問題(註4)，而對於造成異質變異的原因，這些文獻大多認為來自於遺漏重要建物特徵所致，因為實務上不可能將所有建物特徵都量化，此時，建物特徵對建物價格的影響可能遭到誤判或與出現與現實觀察不符的情形，進而影響參數估計值的準確性。同時由於這些方法仍是建構在線性迴歸的基礎之上，即使解決異質變異對模型估計的影響，估計準確率的提升依然有限。

而在非參數估計法的應用方面，Anglin & Gencay(1996)、Gencay & Yang(1996)、Pavlov(2000)、Clapp(2003, 2004)、Bin(2004)利用半參數迴歸模型(semi-parametric method)，將建物特徵區隔成參數特徵與非參數特徵，其中參數估計依舊維持對建物價格的線性影響，而非參數部分則可使建物特徵與建物價格之間呈現一非線性的狀態。國內有林秋瑾與黃瓊瑩(2007)將半參數迴歸模型應用在房地產價格估計上，其估計準確性相較於線性迴歸模型亦有所增進。此外，McCluskey & Borst(1997)、Wong et al.(2002)亦將類神經網路模型(neural networks method)應用到房地產估價的領域，其概念係以模仿生物神經網路資訊處理系統，運用一組範例建立系統模型，再依此系統模型預測、診斷與推估決策，國內有賴碧瑩(2007)將此法應用在房地產估價的研究。

大體來說，這些非參數模型是為了解決傳統線性模型的缺失而提出，但其本身亦存在缺失與使用上的限制。以半參數模型來說，因增加非參數項的緣故，使模型收斂速度較一般迴歸模型來得慢之外(註5)，此外，研究者在建立半參數估計式時，需對非參數項進行設定，當研究者對研究議題的認知不同時(註6)，會造成設定上的差異，造成即使是相同的樣本，也可能產生不同的估計結果。在類神經網路模型方面，研究者依賴的是模型內的自我學習的機制，透過輸出層(output layer)、輸入層(input layer)的設定(註7)，經由轉換函數加總後得到預測價格。研究者不需費心在模型設定的過程，其彈性化的設定是其吸引人之處，然而，過度的彈性化也是其缺點，因為在學習的過程不易發現其演算的邏輯為何，此一過程被稱之為黑盒子(black box)，以此說明其深奧難懂之處；此外，較少的樣本數亦限制了類神經網路模型的應用。

然而，有時異質變異的發生實際上亦與模型的設定有很大的關係，由於房地產的不可移動(immobility)性質與耐久財(durability)性質，不同區域因生活機能、都市更新速度等的差異，致使建物價格不可能僅是因為區位不同而產生差異而已。以台北市為例，我們很難相信造成大同區與大安區住宅價格差異的因素僅僅是因為位置上的不同，採用最小平方法時，以虛擬變數的方式表示區位差異對建物價格的影響顯然過於簡化，此一設定方式即為造成異質變異的因素之一。為加強區位差異對建物價格的影響，研究者採用交乘效果的方式來加強區位的影響，但此舉將使得待估參數大量增加，且不必然能完全過濾所有影響(註8)。除增加解釋變數外，亦有研究採用鄰里(neighborhood)效果來增加區位因素與建物價格之間的關聯性，這些因素如交通便利性、距學校距離、是否鄰近購屋中心、空氣污染等。然事實上，在最小平方法的架構下，增加鄰里效果亦僅是增加解釋變數，區位與建物特徵在模型中的地位依然等價。此外，依研究對象與議題的差異，可供考量的鄰里效果可以非常多且無一定標準，而有效衡量鄰里效果的差異亦是一大考驗，有時需耗費一定的成本方能取得較精確的衡量結果，故即使考量鄰里效果亦無法完全解決異質變異的問題(註9)。

為正確衡量區位因素對建物價格的影響，依地理區位或行政區劃分估計樣本是可行的作法，不僅能依區位觀察建物特徵對建物價格的邊際影響外，估計精確度亦能獲得顯著提升(註10)。而建立子市場模型亦說明最小平方法以虛擬變數處理區位差異的不恰當，即使考慮鄰里效果亦無法完全彌補此一缺陷。雖理論上指出依區位建立估計模型雖能有效提升估計精確度，但有時實務上有執行的困難，第一、大多數的銀行雖承做購屋放款業務，但並非所有銀行皆累積足夠多的樣本數，依區位分別建立估計模型可能有樣本不足的問題，特別對買賣件數較少的區位將是更大的挑戰；第二、並非所有樣本皆為有效樣本，假使於一段期間累積足夠數量的交易案件，但其中某些期間出現房地產景氣較大的波動時，則此一期間外的樣本所能提供的資訊就相對有限，而當我們欲對此一時間內產生的交易量重估時，就容易產生高估與低估的現象。而單純以波動較大期間的樣本推估則容易有樣本數不足的情況，按建物種類與區位劃分估計模型也就更無法進行，如建立大量的區位與特徵交乘項則不偏性及有效性可能無法同時成立，此一情況在樣本數較少時對估計的影響將更為嚴重，估計精確度亦無法獲得顯著提升。故在實務上採用OLS作為估計工具仍有諸多限制。

故同時考量樣本觀察值不足與因區位差異形成的異質變異效果下，本文嘗試採用多層次貝氏模型(hierarchical bayesian model，以下簡稱HBM)估計法來平衡樣本數與異質變異的問題。由於吾人推論造成異質變異現象與模型處理區位特徵有關，建物特徵對建物價格的影響通常依區位而變化，而造成此現象的因素可能與諸多鄰里效果、時間因素或無法量化的因素有關。針對此一不確定影響，貝式分析是透過事前分配(prior distribution)的形式，來表示這些無法量化因素在建物價格與建物特徵間的影響，將之與目標函數結合後來推論建物價格與建物特徵的關係。此外，進一步以多層次的架構將建物特徵對建物價格的影響區分為為平均效果與個別效果，其中平均效果為第一層次的影響，為建物特徵在所有區位中對建物價格的平均影響程度，而第二層次的個別效果則可推論出每一區位下，建物特徵相對平均效果的影響程度，即建物特徵對建物價格的影響在區位間是否有顯著差異，同時依貝式分析的概念，兩個層次的推論都將分別給定事前分配。

由於貝式分析是經由給定事前分配的方式來建構完整的模型架構，此時分析的方式將轉化為分配來描述建物價格與建物特徵之間的關係，而達成此一目的將藉由抽樣的工作來完

成，連續不斷的抽取樣本點直至足夠描繪出參數的分配型態。且由於貝式的概念亦是由概似函數的結構所衍生而來，相對於先前介紹的類神經網路模型，HBM已相對較易理解，其推論建物價格與建物特徵關係的方式實際上類似於參數估計法的說明，唯不同之處，我們是藉由參數分配的集中程度來觀察建物特徵的影響，而非藉由統計量的方式。

在實證推論方面，本文採用台北市常見的集合式住宅型態建物，即大廈與公寓作為本文的研究對象，分析結果指出多數的建物特徵在不同區位下對建物價格的影響多不相同，且某些建物特徵的平均效果亦與在最小平方方法下得到的結果略有差異。同時，我們亦可發現在以HBM解決異質變異問題後，對建物價格估計的精確度亦明顯提升，本文分別採用不同時點(2007年上半年、2006至2007上半年、2005至2007上半年及2004至2007上半年)劃分估計樣本，以此衡量面對不同樣本規模時，相對於最小平方方法的表現。在比較的基礎方面，本文採用命中率(hit rate)與絕對平均百分誤差(mean absolute percentage error, MAPE)作為標準。估計結果顯示台北市集合式住宅的建物價格與建物特徵的關係確實因區位而有所差異，HBM的估計精確度皆較OLS下來得精確，同時此一優勢亦在樣本規模較小時更加顯著。此亦說明，HBM有助於銀行業者於特定期間或針對某些特定的樣本的授信品質控管。

最後，本研究全文架構如下：第一節說明本研究動機、目的，第二節說明多層次貝氏推論架構的理論基礎，第三節說明本研究樣本資料的基本統計量，第四節說明貝氏推論下的估計結果，第五節為結論。

二、多層次貝氏估計理論

以如下線性估計式為例表示建物價格與建物特徵之間的關係：

$$y = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \dots + \beta_k x_k + \Lambda + \varepsilon \dots \dots \dots (1)$$

其中 y 為被解釋變數，也就是建物價格， x_2, \dots, x_k 表示建物特徵，如面積、區位等， Λ 表無法量化的因素， ε 為誤差項，且呈現一白噪音(white noise)性質。根據本文假設， Λ 的形成與區位差異有關，故將此一關係轉換成HBM的架構，吾人依台北市的行政區劃分將樣本切割成12組子樣本(總樣本數為 n 、共有 $J = 12$ 組子樣本，每組子樣本內的觀察值 i 表示為 n_{ij} ，加總後為 $n = \sum_j \sum_i n_{ij}$ (註11)。此時每個區位皆包含所有建物特徵，而吾人進一步給予每個區位下所有建物特徵一事前分配，稱之為 β_j ，即為對建物價格影響的個別效果：

$$\beta_j \sim MN(\bar{\beta}, \Omega) \dots \dots \dots (2)$$

其中MN代表多變量常態分配(multivariate normal)， $\bar{\beta}$ 皆為一 $k \times 1$ 向量， k 即為本文的建物特徵數目(包含常數項)，代表建物特徵對建物價格的平均影響程度，即多層次概念下的平均效果， Ω 為一 $k \times k$ 的正定相關變異矩陣(positive definite covariance matrix)。在貝式推論下，需藉由目標函數式(1)與參數的事前分配結合成一聯合事後分配(joint posterior distribution)，故式(1)需以概似函數的型態表示，可寫成 $y_{ij} \sim iidN(x_{ij}\beta_j, \sigma^2)$ ，其中 σ^2 為母體變異數，其事前分配為一Inverse-gamma分配： $\sigma^{-2} \sim iidGamma(a_0, a_1)$ (註12)，而 a_0 與 a_1 為其參數，此時聯合事後分配函數可表示為：

$$\pi(\beta_j, \sigma^2 | y, X) \propto (2\pi)^{-(KJ/2)} |\Omega|^{-J/2} \prod_{j=1}^J \exp\left(-\frac{1}{2}(\beta_j - \bar{\beta})' \Omega^{-1} (\beta_j - \bar{\beta})\right)$$

$$\begin{aligned} & \times \frac{a_1^{a_0}}{\Gamma(a_0)} \sigma^{-(a_0+1)} \exp(-a_1 / \sigma^2) \\ & \times \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^{n_j} \left\{ (2\pi\sigma^2)^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} (y_{ij} - x_{ij}\beta_j)^2\right] \right\} \dots\dots\dots(3) \end{aligned}$$

式(3)中的第一項為 β_j 的多維度常態分配函數，第二項為有關母體變異數的Inverse-gamma分配，第三項為依據事前劃分的J個區位的樣本概似函數值的加總，其中 y_{ij} 與 x_{ij} 分別表示第j個區位樣本點i的訊息。而在HBM架構中，通常還會進一步賦予 $\bar{\beta}$ 與 Ω^{-1} 一事前分配，貝氏分析稱此二參數為超參數(hyperparameter)，其事前分配則稱為超事前分配(hyperprior distribution)。吾人亦將 $\bar{\beta}$ 假設為 $iidN(\tilde{\beta}, \tilde{\sigma}_\beta^2)$ 的形式，而 Ω^{-1} 則被設定為一Wishart distribution的型態： $W_k(\gamma, R)$ ，其中 γ 與 R 為其參數(註13)。將上述設定與式(3)結合，可得如下分配函數，如式(4)所示，為節省篇幅僅以簡略的符號表示。

$$\pi(\beta_j, \sigma^2, \bar{\beta}, \Omega | y, X) \propto \pi(\beta_j, \sigma^2 | \bar{\beta}, \Omega, y, X) \times \pi(\bar{\beta}) \times \pi(\Omega) \dots\dots\dots(4)$$

由於式(4)為一高維度的分配，且吾人關心的是參數的邊際事後分配，直接對式(4)進行積分並非一件易事，然近十年來發展的Gibbs-sampling抽樣技巧的運用(註14)，得以較容易的方式得到參數的邊際事後分配(marginal posterior distribution)，這也是本文將之利用在建物價格估計的主要因素之一(註15)。Gibbs-sampling是利用馬可夫鏈蒙地卡羅法(MCMC)的概念，重複疊代前一次抽樣值完成整個抽樣過程，其演算過程大致如下，i表示第i次抽樣過程，(i-1)表示前次抽樣得到的數值， x 與 y 則分別表示本文採用的建物特徵與對應的建物價格樣本值。假設第i次欲抽樣的參數為 θ_1 ，則以第(i-1)次抽樣得到的非 θ_1 參數值(以 $\theta_{-1}^{(i-1)}$ 表示)，聯同樣本值作為 θ_1 的條件分配，也就是將每一次抽樣出的參數值當成下一個參數邊際分配的起始值，反覆進行此一步驟，直至所有參數均收斂，並於收斂之後選取一定數量的抽樣值作為分析之用(註16)。

$$\begin{aligned} & \text{Draw } \theta_1^{(i)} \text{ from } \pi(\theta_1 | \theta_{-1}^{(i-1)}, x, y) \\ & \text{Draw } \theta_2^{(i)} \text{ from } \pi(\theta_2 | \theta_{-2}^{(i-1)}, x, y) \\ & \dots\dots\dots \\ & \text{Draw } \theta_k^{(i)} \text{ from } \pi(\theta_k | \theta_{-k}^{(i-1)}, x, y) \end{aligned}$$

而為滿足Gibbs-sampling抽樣技巧所需的條件，必須將聯合事後機率分配函數明確地拆解成邊際事後機率分配函數，方能套用此一抽樣法。經由拆解式(4)後，可得每一參數的邊際事後分配如下：

$$\beta_j | \bar{\beta}, \sigma^2, \Omega^{-1} \sim N_k[\hat{\beta}_j, \hat{\sigma}_\beta^2] \dots\dots\dots(5)$$

其中
$$\hat{\beta}_j = [\Omega^{-1} + \frac{\sum_{i=1}^{n_j} x'_{ij} x_{ij}}{\sigma^2}]^{-1} [\Omega^{-1} \bar{\beta} + \frac{\sum_{i=1}^{n_j} x'_{ij} y_{ij}}{\sigma^2}]$$

$$\hat{\sigma}_{\beta}^2 = [\Omega^{-1} + \frac{\sum_{i=1}^{n_j} x'_{ij} x_{ij}}{\sigma^2}]^{-1}$$

x_{ij} 與 y_{ij} 表第 j 個區域第 i 個樣本的建物特徵與建物價格

$$\Omega^{-1} | \beta_j, \bar{\beta}, \sigma^2 \sim W_K \{r + n, [R^{-1} + \sum_{j=1}^J (\beta_j - \bar{\beta})(\beta_j - \bar{\beta})']^{-1}\} \dots \dots \dots (6)$$

n 為總樣本數

$$\bar{\beta} | \beta_j, \sigma^2, \Omega^{-1} \sim N_K \left(\frac{\sum_{j=1}^J \beta_j}{n}, \frac{\Omega}{n} \right) \dots \dots \dots (7)$$

$$\sigma^2 | \beta_j, \bar{\beta}, \Omega^{-1} \sim \text{Gamma}(\hat{a}_0, \hat{a}_1) \dots \dots \dots (8)$$

$$\text{其中 } \hat{a}_0 = \frac{a_0 + n}{2}$$

$$\hat{a}_1 = \frac{a_1 + e'e}{2}$$

e 指的是 $y_{ij} - x_{ij}\beta_j$

由於建物特徵 β_j 事後分配的平均數受到 $\sum_{i=1}^{n_j} x'_{ij} \sigma^2 y_{ij}$ 與 $\sum_{i=1}^{n_j} x'_{ij} \sigma^2 x_{ij}$ 的影響，而變異數 $\hat{\sigma}_{\beta}^2$ 亦受 $\sum_{i=1}^{n_j} x'_{ij} \sigma^2 y_{ij}$ 影響，同時區位間的差異是以相對平均效果 $\Omega^{-1} \bar{\beta}$ 來衡量，亦即多層次的第一層次為建物特徵對在所有區位的平均影響，為式(7)所控制，第二層次則為每一區位個別的影響為式(5)所控制。透過此一機制，當建物特徵與建物價格的關係因區位而不同時，即反映在分配的平均數與變異數上。反之，在最小平方方法所得到的參數估計值為一平均效果，無法觀察到建物特徵與建物價格的關係因區位差異而變化的情況。

獲得式(5)至式(8)參數的邊際事後分配型態後，本文直接套用Gibbs-sampling抽樣法來完成所需的抽樣過程，如同式(5)至式(8)的抽樣順序，在第 t 次的抽樣值會依序替換掉 $t-1$ 次的數值，直至完成所需的抽樣次數，抽樣程序如下所示：

1. 進行 β_j 的條件機率分配抽樣
2. 進行 Ω 的條件機率分配抽樣
3. $\bar{\beta}$ 的條件機率分配抽樣
4. 最後為 σ^2 的條件機率分配抽樣

三、資料來源與基本統計量

大廈與公寓皆為台灣常見的集合式住宅型態，亦為構成台北市一般住宅結構的主體，但兩種建物型態具有的特徵仍存在許多顯著的差異，故分別建立估計模型有助於釐清異質變異效果與提高估計精確度。本研究資料來源以國內某一家商業銀行承做的房屋貸款資料為主，多數樣本為當時的買賣的成交價格，部分樣本則於申請授信時，房屋貸款已繳納完畢，再以人工鑑價的個案，而加入此一樣本後對估計結果無顯著差異，因此本文亦將之納入估計樣本之中。為比較樣本數差異對估計結果的影響，本文採用不同的時間點劃分樣本，由2007年前半年樣本總數開始，依序增加上一年度的觀察值，直至2004年止，兩種建物型態分別有4組樣本觀察值。同時為節省文章篇幅，本文僅表列2004至2007年前半年完整樣本數的基本統計量性質做為代表，實證分析亦採用完整樣本下的估計結果進行說明，基本統計量如表一所示。

表一顯示建物特徵分佈大致符合居住用途型態建物，需特別說明的則是，近幾年興建的大廈型態建物，多有以鋼骨建材為結構的案例，故本文亦檢驗此一特徵的影響，而公寓類型建物則無採用鋼骨結構的案例。此外，大廈型態建物總樓層數的差異明顯較大，此一特徵反映建築成本的高低(註17)，而公寓型態建物總樓層數大多在4層樓或5層樓的高度，其差異相對較小，故本文將不測試此一建物特徵的影響。在其他建物特徵方面，路寬對建物價格影響在文獻上的認知略有分歧，部分研究定義為對外聯繫的便利性，如洪得洋與林祖嘉(1999)的研究，有些則將道路視為寧適性條件，如張怡文等(2009)的研究，通常路面越寬則便利性越佳、寧適性較差，反之，寧適性佳則便利性差，二者預期路寬對建物價格的影響正好相反。除此之外，對路寬在模型中的表述方式也有不同之處，張怡文等(2009)是採用虛擬變數的方式劃分道路種類為路、街、巷，洪得洋與林祖嘉(1999)和林祖嘉與馬毓駿(2007)則直接定義道路寬度為連續型態變數。兩種定義方式各有優缺點，但後者能以較具體的方式描述此一特徵(註18)。鄰近嫌惡性設施數目指的是使居住品質下降、寧適性下降的效果，此一特性將會減損相同條件下的建物價格，本文採用累計嫌惡性設施的方式來描述此一影響，嫌惡性設施項目如附表所示。

表一 基本統計量

變數	大廈		公寓	
	平均數	標準差	平均數	標準差
總時價(元)	11712233	5314070	6892441	2257008
建物面積(坪)	37.866	12.368	29.390	6.389
含車位	0.345	0.475	0.014	0.119
屋齡(年)	14.877	10.018	26.030	6.584
路寬(公尺)	10.362	8.489	6.429	4.168
所在樓層	6.335	3.501	3.452	1.040
總樓層數	10.379	3.786	-	-
鋼骨建材	0.018	0.133	-	-
鄰近嫌惡性設施數目	0.126	0.352	0.114	0.342
公共設施比率(%)	17.400	10.000	3.000	5.800
2007上半年樣本數	645		433	
2006-2007上半年樣本數	1121		930	
2005-2007上半年樣本數	1820		1995	
2004-2007上半年樣本數	2612		2985	

資料來源：本研究整理。

於實際估計階段，本文對資料採行semi-log的處理，將表一中屬量的變數：建物價格、建物面積、屋齡、路寬、所在樓層與總樓層數等進行對數化處理，屬質的變數：含車位與鋼骨建材則仍以虛擬變數的方式表示，而鄰近嫌惡性設施數目與公共設施比率則仍以原數值進行估計。此外，屋齡、路寬、所在樓層與總樓層數等變數通常存在非線性效果，本文亦將以二次式變數檢視其非線性效果。

四、實證結果

在比較HBM與最小平方法對價格的估計能力方面，本文採用兩個常見的指標來評價二者的表現，即命中率(hit rate)與絕對平均百分誤差，其定義分別如下：

命中率：

$$y - y(\alpha) \leq \hat{y} \leq y + y(\alpha)$$

計算預測價格落在此一區間的比率

y ：實際值； \hat{y} ：估計值

α ：信賴水準，一般設定為 $\pm 5\%$ 、 $\pm 10\%$ 、或 $\pm 20\%$ 較常見，將預測誤差落在信賴水準的樣本數相加即為命中率

$$\text{Hit Rate} = \frac{n}{N} \times 100\%$$

n ：命中次數， N ：樣本數目

命中率越高則越佳，代表預測值與實際值之差異較小，本文將取信賴水準在正負 $\pm 10\%$ 與 $\pm 20\%$ 為基準，以此來比較估價能力的差異。

絕對平均百分比誤差(MAPE)：

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i / y_i|}{n} \times 100\% \quad (y_i \neq 0)$$

其中 e_i 為估計誤差，即 $e_i = y_i - \hat{y}_i$

MAPE衡量估計值與實際值的平均離散程度，而命中率則是針對落入信賴區間內的樣本進行計算，並不理會區間外的估計值；相對上而言，MAPE是針對所有觀察值做一平均性的衡量，能提供不同於命中率的訊息。

進行Gibbs-sampling抽樣時，本文預定進行10000次抽樣，前5000次抽樣為使模型達到收斂狀態與消除起始值影響(註19)，後5000次的模擬抽樣方為進行貝氏分析所需的抽樣點。而在事前分配的給定方面，本文大體上以無事前訊息(non-informative prior)的原則給定事前分配，其中 $\bar{\beta}$ 被假設來自一的常態分配，母體變異數 σ^{-2} 事前分配中 a_0 、 a_1 參數給于 $a_0 = a_1 = 0.001$ 來表示對母體分配無任何訊息， Ω^{-1} 來自Wishart distribution： $W_K(\gamma, R)$ ，其

中 R 為一 $k \times k$ 的矩陣， K 為建物特徵數目，此處我們假設 R 的對角線元素皆為 1，其餘為 0，而參數 γ 亦設為 1(註 20)。由於逐一表列每一區域邊際事後分配頗費篇幅，本文僅以最小平方法的參數值與式(10)的平均效果 $\bar{\beta}$ 的邊際事後機率分配進行說明(註 21)。同時本文亦僅就涵蓋整個研究期間的實證結果進行說明，兩種型態建物估計結果如表二及表三所示。

表二 大廈型態建物估計比較表

變數	OLS		HBM	
	估計係數	標準差	分配平均數	分配標準差
常數項	13.561***	0.202	13.460	0.269
建物面積(坪)	0.880***	0.013	0.861	0.097
含車位	0.213***	0.013	0.212	0.101
屋齡(年)	-0.033***	0.005	-0.058	0.096
屋齡平方	0.002	0.002	0.006	0.093
路寬(公尺)	0.113**	0.052	0.029	0.146
路寬平方	-0.021*	0.011	0.003	0.097
所在樓層	-0.078*	0.044	-0.083	0.115
所在樓層平方	0.034**	0.014	0.034	0.093
總樓層數	-0.297*	0.169	-0.338	0.238
總樓層數平方	0.058	0.036	0.064	0.105
公共設施比率(%)	-0.093	0.057	-0.060	0.137
鋼骨建材	0.068**	0.034	0.078	0.122
鄰近嫌惡性設施數目	-0.100***	0.013	-0.093	0.097

說明：1. 為節省篇幅，OLS之區位虛擬變數估計值本文不逐一列出。

2. ***指1%的顯著水準、**指5%的顯著水準，而*指10%的顯著水準。

3. 兩種方法皆以2004年至2007上半年的觀察值計算，總樣本數為2612個。

資料來源：本研究整理。

表三 公寓型態建物價格估計比較表

變數	OLS		HBM	
	估計係數	標準差	分配平均數	分配標準差
常數項	13.312***	0.100	13.220	0.217
建物面積(坪)	0.799***	0.017	0.760	0.104
含車位	0.304***	0.033	0.301	0.165
屋齡(年)	-0.127***	0.031	-0.203	0.137
屋齡平方	0.043***	0.006	0.058	0.092
路寬(公尺)	-0.091**	0.045	-0.052	0.134
路寬平方	0.026**	0.011	0.015	0.098
所在樓層	-0.050	0.094	-0.053	0.170
所在樓層平方	0.044	0.041	0.050	0.109
公共設施比率(%)	0.399***	0.081	0.411	0.162
鄰近嫌惡性設施數目	-0.037***	0.011	-0.050	0.095

說明：1. 為節省篇幅，OLS之區位虛擬變數估計值本文不逐一列出。

2. ***指1%的顯著水準、**指5%的顯著水準，而*指10%的顯著水準。

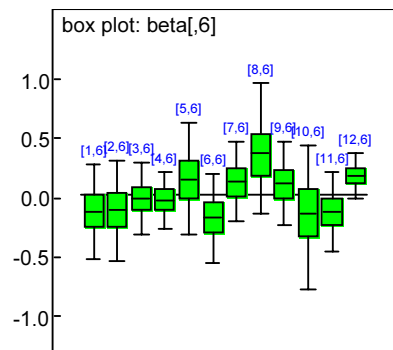
3. 兩種方法皆以2004年至2007上半年的觀察值計算，總樣本數為2985個。

資料來源：本研究整理。

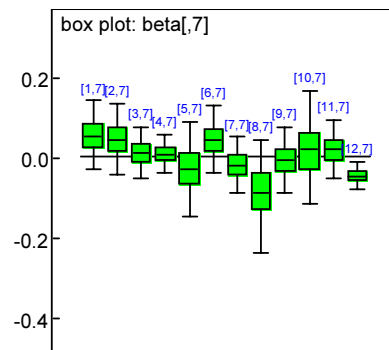
最小平方法與貝氏估計法在說明上略有不同，因貝氏分析是藉由不斷抽樣獲得抽樣值來分析，即使面對相同的樣本，每一次的抽樣過程也都達到收斂狀態，參數事後邊際分配仍會有些微的差距，但並不影響分析。而在衡量估計參數的顯著程度時，貝式分析是透過highest posterior density intervals(以下稱為HPDI)的方式檢測模型(註22)，但因本文的主要目的為顯示HBM在估計精確度上的優越性，為節省篇幅之故，因此不列出對應參數的HPDI值。

表二的結果顯示，最小平方法所得的結果大致符合吾人的預期，建物面積(0.880)對建物價格的影響最為顯著，擁有車位的建物價格(0.213)亦明顯較高，代表折舊效果的屋齡(-0.033)顯示越老舊建物必須負擔較高的折舊費用，而平方項效果(0.002)未呈現顯著性則說明建物折舊速度不因屋齡不同而變化。而路寬的影響(0.113)則顯示對建物價格有正面影響，同時此一效果依寬度逐漸遞減(-0.021)，參數估計值顯然較支持張怡文等(2009)的論點，即較佳的便利性使得建物價格提升，同時此一效果呈現遞減的現象。而建物的所在樓層越高則價格越低(-0.078)，顯示便利性受到影響，同時此一效果隨樓層高度逐漸加大(0.034)，反應建築成本的總樓層數則對建物價格有反相的影響(-0.297)，一般而言，總樓層數越高通常建築成本亦越高，本文推論此一現象可能為遺漏相關特徵所致，而二次式效果則未顯示有影響性。而公設比越高顯示可使用的私人面積越小，故對建物價格有負向影響(-0.096)(註23)，鋼骨建材與鄰近嫌惡性設施數目則如吾人推論，分別對建物價格有正向(0.068)及反向的影響(-0.100)。

相較於最小平方法的結果，表二右半邊的HBM所得的平均效果($\bar{\beta}$ 的邊際事後分配)平均數的方向大多與最小平方法所得的結果相近，而以分配集中度的分配標準差來看，與最小平方法呈現的顯著性就略有差異。以路寬的影響為例，一次式與二次式的分配標準差分別為0.146與0.097，相較分配平均數0.029與0.003而言，說明兩個參數的邊際事後分配相對顯得離散，故吾人猜測路寬在不同區位的影響並非具有最小平方法般一致性的結果，進一步觀察其個別效果發現在區位差異下的異質性。圖一與圖二分別為路寬與其二次式在區位間的個別效果，其中橫貫的直線代表平均效果，而圖內的每一箱型圖代表每一區位的個別影響，箱型圖上下兩端代表97.5%分位數與2.5%分位數，陰影部分為兩個標準差距離，同時吾人將12個行政區同列以便進行比較，由左至右依序為中正區、大同區、中山區、松山區、萬華區、信義區、士林區、北投區、內湖區、南港區、文山區與大安區。



圖一 路寬個別效果箱型圖(大廈)



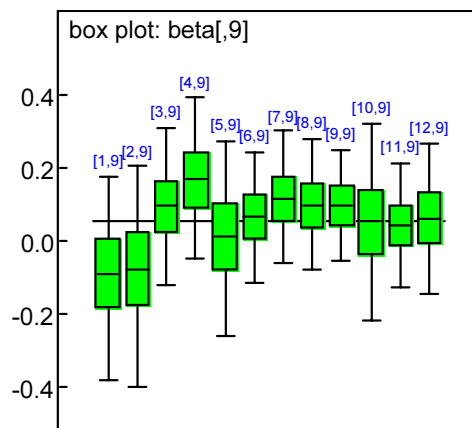
圖二 路寬二次式個別效果箱型圖(大廈)

圖一指出路寬對建物價格的平均影響雖為正向，但個別效果卻存在差異的事實，其中中正區、大同區、信義區、南港區與文山區顯示路寬的個別影響為負向的可能性，而圖二亦有

類似的情況，二次式的效果在區位間存在差異的情況。故以寧適性及便利性的角度而言，路寬對台北市各行政區建物價格可能存在不同的影響，而其餘建物特徵的影響也多因區位而呈現差異，為節省篇幅，本文不逐一圖列(註24)。

在公寓型態建物的實證結果方面，以最小平方法而言，表三的結果顯示，除公共設施比率與建物價格同向變化(0.399)外，多數建物特徵對建物價格的影響皆符合吾人的預期。而與大廈型態建物的差異之處，象徵折舊的屋齡顯示當屋齡越高時，折舊的速度將越快(0.043)，同時路寬的影響亦不同，大廈型態偏向建物價格將因便利性而增加，但公寓型態建物顯示寧適性效果對價格有正面影響(-0.091)，且此一效果在路面越寬時，寧適性效果將更行下降(0.026)。而所在樓層對的影響則未呈現顯著性，此外，鄰近嫌惡性設施數目依然對建物價格有負向的影響(-0.037)。而就公共設施比率對建物價格影響與直覺不符的現象，吾人猜測因為公寓的公設比都很低，因此較高的公設比可能代表較多的公共空間，所以，反而會讓買者有較高的購買意願(註25)，然此一猜測本研究並無較多的資訊可進行驗證。

如以HBM的角度來看，如圖三所示，個別效果顯示此一正向影響僅存在部分區域，如中山區、松山區、士林區、北投區、內湖區，其餘區域或為不顯著或為負向影響(由左至右依序為中正區、大同區、中山區、松山區、萬華區、信義區、士林區、北投區、內湖區、南港區、文山區與大安區)。但由於平均效果仍由較多樣本數及多數區域的結果所主導，故仍顯示正向的影響。



圖三 公設比個別效果箱型圖(公寓)

在估計精確度的影響方面，由表四的結果指出，不論在10%或20%的命中率水準均顯示HBM的估計精確度於不同樣本集合下皆明顯優於最小平方法，當樣本規模較小時，此一優越性又更為明顯。以2007上半年模型為例，在10%的誤差水準下，分別領先5-8.5%，20%的水準則領先5-8%。當以使用整個研究期間的樣本為例，兩種建物種類在10%的誤差水準下，領先幅度僅餘不到2%，20%的水準也僅剩1.5-3%。從MAPE的角度來看亦是如此，HBM的變異程度亦普遍小於最小平方法。

表四 OLS與HBM估計準確性比較

	大廈		公寓		單位：%
	OLS	HBM	OLS	HBM	
07上半年					
樣本數		645		433	
hit rate 10%	51.47	57.05	51.50	60.74	
hit rate 20%	78.45	86.98	80.83	85.91	
MAPE	13.01	10.65	12.14	10.27	
06-07上半年					
樣本數		1121		930	
hit rate 10%	41.93	46.48	46.18	48.33	
hit rate 20%	71.10	76.98	76.53	79.01	
MAPE	15.79	14.03	13.94	12.96	
05-07上半年					
樣本數		1820		1995	
hit rate 10%	39.40	40.55	42.06	43.91	
hit rate 20%	68.19	72.36	72.78	74.09	
MAPE	16.51	15.29	15.17	14.52	
04-07上半年					
樣本數		2612		2985	
hit rate 10%	38.44	39.97	39.40	40.50	
hit rate 20%	65.54	68.72	69.38	70.99	
MAPE	17.32	16.14	15.92	15.38	

說明：如以本文研究期間採每半年的頻率比較估計精確度，則HBM在任一時間的估計精確度皆明顯優於最小平方法，且幅度都極為顯著。

資料來源：本研究整理。

五、結論

如何更精確的描述建物價格與建物特徵之間的關係向來是房地產研究的重要領域，然在樣本訊息不足與對區位效果過於簡化之下，致使線性模型下建物特徵與建物價格的關係受到扭曲，進而影響而建物價格的推估。本文嘗試利用多層次貝式模型來分析建物特徵對建物價格的非單調性影響，並以台北市的大廈型態與公寓型態建物為例，在多層次架構下將區位視為異質變異的來源。在此一機制下，吾人可發現每一建物特徵在不同區位下對價格的相對影響性，實證結果指出多數建物特徵對建物價格的影響皆因區位而異，此結果亦足以說明區位差異確實造成的異質變異現象。同時反應HBM在不同的樣本規模下，相較於OLS更顯出其優越之處，在命中率及MAPE兩種指標之下，其結果顯示HBM的估計精確度皆明顯優於OLS，特別是樣本較少時又更為明顯。此即進一步指出當建物特徵對建物價格的影響因區位而異，且樣本規模不足以支撐子市場劃分時，HBM為一可行的替代方案。

到目前為止，多層次貝氏模型在國內經濟學界實際使用的並不多，應用在不動產領域上則是更少，相信未來應該可以有更多應用的空間。至於在不動產市場方面，本文是以區位劃分方式來呈現異質性效果。其實，依多層次貝氏模型的特性，我們亦可延伸至學界關心的成屋與預售屋訂價差異問題的討論，以行政區進行更細部的樣本劃分，再以成屋與預售屋作為建物價格與建屋特徵的媒介，觀察每一地段造成二者售價差異的來源，這些都可當成未來的重要研究方向之一。

註 釋

- 註1：此法由Davidian & Carroll(1987)提出，由Goodman & Thibodeau(1995, 1997)首先將之應用在房地產價格估價上。
- 註2：IGLS是反覆利用GLS估計法來修正預測值，直至所有估計參數的估計值變化非常小時才停止，以Goodman & Thibodeau(1995)為例，反覆使用GLS法直至所需條件成立時，再進一步檢定屋齡特徵的異質變異效果應該呈現不顯著。
- 註3：檢定異質變異效果的工具相當多，如Glejser test、White's test、Park test與Goldfeld-Quandt test，但不同檢定對異質變異的認定有時會有所衝突。
- 註4：以預測能力為判斷標準來說，Fletcher et al.(2000)雖指出EGLS優於IGLS，但Stevenson(2004)的研究則發現EGLS不必然優於IGLS，即使研究者能明確地發現造成異質變異的因素不只一個。
- 註5：參數估計法的收斂速度為 $n^{1/2}$ ， n 指的是模型使用的樣本數，而非參數估計法的收斂速度則相對較慢，詳見Ullah(1988)與Robinson(1986)。
- 註6：所謂認知上的差異，係指設立非參數項的過程可能因人而異，非參數項是為掌握房屋價格與建物特徵的非線性效果，研究者通常根據事前資訊或以不斷嘗試錯誤(try and error)的方式建立，但有時研究者的觀點不同就會形成建立模型時的差異。
- 註7：輸出層與輸入層可以建立非常複雜的關係來捕捉非線性或異質變異的效果，但過度複雜的機制有時不易使人瞭解其目的。同時其運算次數通常依經驗法則給定，且需多嘗試不同的運算次數比較最終結果，其運算所需時間相對也較貝式分析來的長。
- 註8：Fletcher et al.(2000)的研究使用了51變數，其中屋齡與面積被認定是影響變異數不齊一的因素，這尚是在具有事前資訊並經由檢定而得知，假使造成異質變異的變數更多，變數增加的速度會更快。
- 註9：針對鄰里效果的影響，Brown & Uyar(2004)曾利用Hofmann(1997)發展的多層次線性模型(hierarchical linear model, HLM)分析鄰里效果的影響，此時鄰里效果可以依區域差異對建物特徵產生不同的影響。但實際上，HLM的應用有極大的限制，除需尋找適當的鄰里效果外，當研究者採用隨機係數模型時，待估參數將快速增加，就如同在最小平方方法增加交乘效果一般，自由度的問題將是一大考驗。
- 註10：Fletcher et al.(2000)、Stevenson(2004)及林祖嘉與林素菁(2009)均指出，依子市場個別建立估計模型是有效增進估計效率的方法，林祖嘉與馬毓駿(2007)也說明在樣本許可的條件下，大量估價法模型的建立應以區位為劃分，分別建立估計模型方能有效提升估價精確度。
- 註11：此一概念類似計量理論中處理panel data的固定效果模型，唯不同的是，HBM允許切割後的樣本數可不同，但固定效果模型則否，且HBM的模型設定亦與劃分子市場估計不同，因HBM假設所有樣本皆屬同一母體，後者則假設為不同母體。
- 註12：貝氏架構下通常將模型變異數的事前分配表示成倒數的形式，且稱之為精確度(precision)，而不稱為變異數，因事前分配的精確度將與樣本的精確度加權後形成推論參數的事後分配，因此文中給定事前分配是以變異數倒數的方式呈現；同理，稍後對事前分配的給定亦是以倒數型態表示。
- 註13：有關Wishart distribution的函數型態，詳見Zellner(1971)。

- 註14：在尚未將Gibbs-sampling抽樣法應用至貝式分析前，以積分方式取得邊際事後分配的工作相當複雜，而聯合事後分配可能不存在封閉式(closed form)，更加深其困難性。故貝式分析是在Gibbs-sampling應用下始為實證研究者所廣泛採用。有關Gibbs-Sampling抽樣法的介紹，詳見Smith & Roberts(1993)、Chib(1995)與Chib & Greenberg(1995)。
- 註15：Gibbs-sampling抽樣法加上日益精進的電腦處理器速度，完成一抽次樣分析耗費的時間僅約數分鐘。
- 註16：一般來說，貝氏推論並無硬性規定需多少抽樣點才足以進行分析，只要在抽樣過程達到馬可夫收斂條件後，取得的抽樣值足夠描繪出參數邊際事後分配的形狀即可。
- 註17：樓層越高價格越高時，建築成本相對較高，本文以總樓層高度來反應建築成本高低對建物價格的影響。同時此一效果亦可能來自較高的樓層相對有較佳的寧適性與景觀效果，其效果資本化後亦可能使的房屋價格上升。
- 註18：台灣街道有關路、街、巷的劃分雖大致以路寬劃分，但有時標準並不一致，以虛擬變數的方式衡量有時容易失真。
- 註19：假使模型較為複雜，而起始值選取不當，或事前分配無法有效過濾出有效資訊，較少的模擬次數必然無法達到收斂要求，或需更多的抽樣次數才能達成收斂的條件，詳見Gelman et al.(2004)。
- 註20：給予Wishart distribution—non-informative prior需給予對角線元素10000或100000，但因測試結果無法達到馬可夫鍊的收斂條件，因此本文略微修正事前分配在貝氏分析中的地位。
- 註21：大致來說，平均數相對中位數而言較常被採用，除非分配的型態較為非對稱或研究者有特殊的研究目的。
- 註22：HPDI大多取97.5%與2.5%作為其分配的範圍，舉例來說，當我們欲知屋齡在貝式分析下的顯著型時，可藉由HPDI是否包含0來作為判斷的標準，其功能類似參數估計中的t檢定。
- 註23：公設比越高亦有可能代表住宅外部環境越佳，進而使得住宅價格上升。然本文的實證結果較支持較高公設比將使的私人活動空間較少，使得價格下降。
- 註24：本文兩個估計模型分別有4組樣本，單以大廈建築而言，單一模型以圖一的方式圖列所有特徵的效果即有14個圖形，逐一表列頗費篇幅。讀者如對其餘樣本集合的個別效果有興趣，作者願提供相關的實證結果。
- 註25：當我們僅以2007年上半年的交易觀察值進行分析時，公共設施比率估計係數雖為正，但已呈現不顯著。這說明當我們控制時間因素的影響時，不合理的估計係數已有改善，但仍無法完全修正建物特徵描述建物價格的不足。

參考文獻

中文部份：

林秋瑾、黃瓊瑩

2007 〈特徵價格法之參數與半參數電腦輔助大量估價(CAMA)模型之研究-台北地區法拍屋住宅市場之實證分析〉《住宅學報》16(2)：85-105。

Lin, C. C. & C. Y. Huang

2007 “A Comparison between the Semi-parametric and Parametric CAMA Modeling of Auction Residential Housing Market in the Taipei Metropolitan Area,” *Journal of Housing Studies*. 16(2): 85-105.

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〉《都市與計畫》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.

洪得洋、林祖嘉

1999 〈台北市捷運系統與道路寬度對房屋價格影響之研究〉《住宅學報》8：47-67。

Hong, D. Y. & C. C. Lin

1999 “A Study on the Impact of Subway System and Road Width on the Housing Prices of Taipei,” *Journal of Housing Studies*. 8: 47-67.

張怡文、江穎慧、張金鶚

2009 〈特徵價格法在住宅大量估價模型中的延伸-分量迴歸之應用〉《都市與計畫》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.

賴碧瑩

2007 〈應用類神經網路於電腦輔助大量估價之研究〉《住宅學報》16(2)：43-65。

Lai, P. Y.

2007 “Applying the Artificial Neural Network in Computer-assisted Mass Appraisal,” *Journal of Housing Studies*. 16(2): 43-65.

英文部份：

Anglin, P. & R. Gencay

- 1996 "Semi-parametric Estimation of Hedonic Price Functions," *Journal of Applied Econometrics*. 11: 633-648.

Bin, O.

- 2004 "A Prediction Comparison of Housing Sales Prices by Parametric versus Semi-parametric Regressions," *Journal of Housing Economics*. 13: 68-84.

Brown, K. H. & B. Uyar

- 2004 "A Hierarchical Linear Model Approach for Assessing the Effects of House and Neighborhood Characteristics on Housing Price," *Journal of Real Estate Practice and Education*. 7(1): 15-26.

Chib, S.

- 1995 "Marginal Likelihood from the Gibbs Output," *Journal of the American Statistical Association*. 90: 1313-1321.

Chib, S. & E. Greenberg

- 1995 "Understanding the Metropolis-hastings Algorithm," *American Statistician*. 49: 327-335.

Clapp, J. M.

- 2003 "A Semiparametric Method of Valuing Residential Locations: Application to Automated Valuation," *Journal of Real Estate Finance and Economics*. 27(3): 303-320.

Clapp, J. M.

- 2004 "A Semiparametric Method for Estimating Local House Price Indices," *Real Estate Economics*. 32(1): 127-160.

Davidian, M. & R. Carroll

- 1987 "Variance Function Estimation," *Journal of American Statistical Association*. 82: 1079-1091.

Fletcher, M., P. Gallimore & J. Mangan

- 2000 "Heteroscedasticity in Hedonic House Price Models," *Journal of Property Research*. 17(2): 93-108.

Gelman, A., J. B. Carlin, H. S. Stern & D. B. Rubin

- 2004 *Bayesian Data Analysis*. 2th ed. London: Chapman & Hall.

Gencay, R. & X. Yang

- 1996 "A Prediction Comparison of Residential Housing Prices by Parametric versus Semi-parametric Conditional Mean Estimators," *Economics Letters*. 52: 129-135.

Goodman, A. C. & T. G. Thibodeau

- 1995 "Age-related Heteroskedasticity in Hedonic House Price Equations," *Journal of Housing Research*. 6: 25-42.

Goodman, A. C. & T. G. Thibodeau

- 1997 "Dwelling-age-related Heteroskedasticity in Hedonic House Price Equations: An Extension," *Journal of Housing Research*. 8: 299-317.

Hofmann, D. A.

- 1997 “An Overview of the Logic and Rationale of Hierarchical Linear Model,” *Journal of Management*. 23: 723-744.
- McCluskey, W. J. & R. A. Borst
1997 “An Evaluation of MRA, Comparable Sales Analysis and ANNs for the Mass Appraisal of Residential Properties in Northern Ireland,” *Assessment Journal*. 4(1): 47-55.
- Pavlov, A. D.
2000 “Space Varying Regression Coefficients: A Semi-parametric Approach Applied to Real Estate Markets,” *Real Estate Economics*. 28(2): 249-283.
- Robinson, P. M.
1986 “Non-parametric Methods in Specification,” *The Economic Journal*. 96: 134-141.
- Rosen, S.
1974 “Hedonic Price and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition,” *Journal of Political Economics*. 82: 34-55.
- Smith, A. & G. Roberts
1993 “Bayesian Computation via the Gibbs Sampler and Related Markov Chain Monte Carlo Methods(with Discussion),” *Journal of Royal Statistical Society*. 55: 3-24.
- Stevenson, S.
2004 “New Empirical Evidence on Heteroscedasticity in Hedonic Housing Models,” *Journal of Housing Economics*. 13(2): 136-153.
- Ullah, A.
1988 “Non-parametric Estimation of Econometric Functionals,” *Canadian Journal of Economics*. 21: 625-658.
- Wong, K. C., A. T. P. So & Y. C. Hung
2002 “Neural Network vs. Hedonic Price Model: Appraisal of High-density Condominiums,” in *Real Estate Valuation Theory*. 181-198. ed. K. Wang & M. L. Wolverton, Boston: Kluwer Academic.
- Zellner, A.
1971 *Introduction to Bayesian Inference in Econometrics*. New York: Wiley.

附件

附表 嫌惡設施一覽表

項目	項目
近殯儀館	路沖
近墳場	近加油(氣)站
近火葬場	廢氣污染區
近高壓電塔	鐵道旁
近變電所	噪音污染區
近爆竹廠	近神壇或廟
近瓦斯儲存槽	近特種行業
近瓦斯廠	高架道旁
近棺木店	基地低於路面
近地下油行	近安養院