

## 不同人工神經網路架構在不動產大量估價之 應用與比較\*

沈育生\*\* 林秋瑾\*\*\*

論文收件日期：99年5月31日

論文接受日期：100年10月2日

### 摘 要

不動產價格的高低與土地徵收補償、土地開發的成本及收益、房地產投資等密切相關，因此，如何準確地估算不動產的價格一直是地政相關領域所關注之焦點。以往已有不少結合不動產大量估價與人工神經網路之研究，但所建構的模式大多以倒傳遞神經網路為主，甚少考量其他的網路模式，而且，其網路架構多採隨機指定，未能有系統地比較和分析不同網路架構的差異。因此，本研究透過不同的人工神經網路模式與多元迴歸來建構不動產估價的分析預測模式，並透過台北市006、007、008年不動產實際交易案例的實證分析，來比較多元迴歸與不同人工神經網路模式間之差異，以及進一步地比較人工神經網路中不同網路架構之優劣，以提供作為未來估價實務的參考之用。

實證結果顯示，由倒傳遞神經網路（BPN）、輻狀基底函數網路（RBFN）、多層函數連結網路（MFLN）所建構的人工神經網路模式，在模式適合度指標與模式預測度指標的表現上，皆遠優於多元迴歸模式，其中又以多層函數連結網路模式（MFLN）表現最佳，該模式的預測準確度除超過一般實務要求水準外，更優於以往研究所建構的人工神經網路模式。另外，在網路架構的分析比較上，顯示隱藏層與其單元數的數目愈多，會使模式趨於複雜，進而使模式收斂較慢；而在模式適合度與預測度的表現上，除倒傳遞神經網路模式（BPN）顯示二層隱藏層的模式表現較佳外，輻狀基底函數網路（RBFN）與多層函數連結網路（MFLN），皆顯示一層隱藏層之模式表現較佳。

關鍵詞：人工神經網路架構、不動產大量估價、多元迴歸、分析多層函數連結網路、倒傳遞網路、輻狀基底函數網路

\* 本研究部份成果來自[不動產抵押擔保品價值與放款風險評估]《子計畫一》不動產自動估價系統建置研究報告，感謝經濟部技術處學界科專專案學研聯合研究計畫補助（計畫編號：98-EC-17-A-29-S2-0083），本文部份內容曾發表於2010年中華民國住宅學會年會暨學術論文研討會，作者感謝該研討會評論者及與會者之意見；並感謝使本文內容更為改善之匿名審查委員，但研究內容仍由作者負責。

\*\* 博士研究生，國立政治大學地政學系，TEL：0921551988，E-mail：98257501@nccu.edu.tw。

\*\*\* 教授，國立政治大學地政學系，TEL：02-29387264，E-mail：cclin@nccu.edu.tw。（通訊作者）

# Complex Structures of Artificial Neural Network Comparison and Application on Real Estate Mass Appraisal\*

Yu-Sheng Shen\*\* and Chiu-Chin Vickey Lin\*\*\*

## Abstract

Real estate prices affect the compensation of land acquisition, the cost and benefit of land development, and the investment of real estate. Thus, how to evaluate and predict the price of real estate precisely plays an important role in land economics research. This study uses both hedonic multiple regression method (MRA) and different artificial neural networks (ANN) to build models for evaluating and predicting on housing prices. We used the Year 2006 to 2008 data of housing transactions in Taipei City. The empirical results reveal that ANN can be a better alternative for predicting of housing prices. Among the different ANN housing prices models, the best predicting performance show at Multilayer Functional-Link Network (MFLN). In comparing network architecture, it indicates that more hidden layers and more attributes make the model more complicated and make the procedure converge slowly. In Back-Propagation Network (BPN), 2-layer model performs better than other network models in fitted-modeling and forecast accuracy, whereas it shows the performance of 1-layer model is better than 2-layer hidden model for both Multilayer Functional-Link Network (MFLN) and Radial Basis Function Network (RBFN).

**Keywords:** Real Estate Mass Appraisal, Structures of Artificial Neural Network, Back-Propagation Network, Multilayer Functional-Link Network, Radial Basis Function Network, Multiple Regression Analysis

---

\* The authors would like to thank the Editor and the two anonymous referees for their helpful comments on an earlier version of this paper.

\*\* Graduate student, Ph.D. candidate, Department of Land Economics, National Chengchi University; Tel:0921551988; E-mail: 98257501@nccu.edu.tw

\*\*\* Professor, Department of Land Economics, National Chengchi University; Tel: 02-29387264; E-mail: cclin@nccu.edu.tw. (Corresponding Author)

## 一、前 言

不動產價格的高低與土地徵收補償、土地開發的成本及收益、房地產投資等密切相關，因此，如何準確地估算不動產的價格一直是地政相關領域所關注之焦點。不動產價格之高低，常因地區環境特性與建築量體條件之不同而有所差異，而不動產價格之變化，更因為存在著動態性、高度不確定性，以及與影響因素間的複雜關係，使得難以準確地估算。此外，不動產估價標的龐大數量，更使得估價鑑定作業相形困難。

隨著資訊科技的進步，電腦輔助大量估價(Computer Assisted Mass Assessment, CAMA)已逐漸盛行與被應用，自1960年代開始，國外多應用電腦輔助大量估價(Computer Assisted Mass Assessment, CAMA)，並以此作為稅務上的輔助工具。而電腦自動估價模型(Automated Valuation Models, AVM)自1990年代開始，亦多被銀行界、財務機構、估價師使用之。CAMA與AVM皆是運用不動產大量估價的理論與方法，但CAMA主要用在稅務的輔助，AVM系統則主要是商業上的用途，後來隨著功能的逐漸強化，而普遍應用於輔助房貸授信時的估價。International Association of Assessing OfficersIAAO)於2003、2005、2010年，分別針對電腦自動估價模型(AVM)、估價appraisal、大量估價(Mass appraisal)擬定相關之標準。

所謂的電腦輔助大量估價(CAMA)，是根據標準化程序，利用電腦來輔助大量不動產估價作業的進行，電腦輔助大量估價(CAMA)是利用電腦輔助提供標準化程序，來進行大量不動產估價，而非藉電腦作資料處理。其不同於國內目前利用電腦計算各宗地公告現值與公告地價的「大量估價」作業方式。正因為電腦輔助大量估價強調的是藉由電腦所建構的模式作自動化的估算，而非僅藉由電腦做輔助性的資料處理作業，因此，在1990年代後期，電腦輔助大量估價作業逐漸與強調仿真人類大腦思考方式的人工神經網路作結合，而相關研究亦針對人工神經網路網路應用上的效度、應用與使用限制，以及和其他方法的優劣比較提出討論<sup>1</sup>。

雖然國內外已有不少結合不動產大量估價與人工神經網路之研究，但所建構的模式大多以倒傳遞神經網路為主，甚少考量其他的網路模式，而且，其網路架構多採隨機指定，未能有系統地比較和分析不同網路架構的差異。因此，本研究以不動產大量估價之應用為例，分別比較人工神經網路在不同網路模式及不同網路架

---

1 相關研究可見於Do and Grudnitski (1993)、Tay and Ho (1992)、McCluskey and Adair (1997)、蔡瑞煌等(1998)、Nguyen and Cripps (2001)、Din et al. (2001)、李曉隆(2002)、賴碧瑩(2007)等等。

構之差異，並希冀達到以下之目的：一是藉由文獻回顧，釐清影響不動產交易價格之關鍵因素；二是透過多元迴歸與人工神經網路的方法，來建構不動產估價的分析與預測模式，並透過2006、2007、2008年不動產實際交易資料進行實證分析，藉此比較多元迴歸與人工神經網路方法之優劣，並比較人工神經網路方法中，倒傳遞網路（Back-Propagation Network, BPN）、多層函數連結網路（Multilayer Functional-Link Network, MFLN）、輻狀基底函數網路（Radial Basis Function Network, RBFN）等不同網路模式之優劣，以及進一步地比較人工神經網路中不同網路架構之優劣，以提供作為未來估價實務的參考之用。

本文共分為五部分，在本段說明研究動機、目的與內容之後；第二段針對相關文獻進行回顧；第三段則針對研究設計中的變數定義、實證方法、驗證指標與實證操作流程進行說明；接著第四段進行模式建構，以及實證分析結果的比較與討論；最後，則是提出本研究之結論與建議。

## 二、相關理論及文獻回顧

### （一）人工神經網路之原理

人工神經網路（Artificial Neural Networks, ANN）是指類似生物神經結構的平行計算模式，其為一種計算系統，包括硬體與軟體。它使用大量相連的人工神經元來模仿生物神經網路的運作，而人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或其它的人工神經元取得資訊，並加以運算，而後輸出其結果到外界環境或其它人工神經元。

人工神經網路具有自我學習、容錯性、動態性、平行處理等特性，可藉助本身的學習力（learning ability）與訓練力（training ability），從輸入與輸出資料中歸納出隱含關係。而所歸納的隱含關係常會以各神經元間連結的強弱程度來表示，並將此儲存於各個人工神經元中，以便於未來再遇到相似的輸入時，就會自動依照所學習的關係，來產生最近似的輸出，即使面對資料不完整或混亂的情況時，人工神經網路也會作出最佳的預測，此即為所謂的回想（recall）或聯想（association）的過程。此外，人工神經網路不需要借助事先建立好的程序和知識，它具備一般化（generalization）的能力，可以自動找出資料中所隱含的模式或特徵。

一般人工神經網路可分四大類，分別是監督式學習網路、無監督學習網路、聯想式學習網路與最適化應用網路，其中，監督式學習網路是以迭代方式不斷修正

神經網路中的權重值 (Weight)，使輸出 (Output) 結果符合所設定的目標值，或直到誤差小於一定的臨界值或權重值才會停止訓練，亦即該學習網路是從問題領域中取得訓練範例<sup>2</sup>，並從中學習輸入變數與輸出變數的內在對映規則，以應用於新的案例<sup>3</sup>，故特別適合於圖形辨認和預測。而最常用的監督式學習網路模式包括了倒傳遞網路 (Back-Propagation Network, BPN)、多層函數連結網路 (Multilayer Functional-Link Network, MFLN) 與輻狀基底函數網路 (Radial Basis Function Network, RBFN) 等等。

人工神經網路的組成，包括了圖1所示的處理單元 (Processing Element, PE)、層 (Layer) 及網路 (Network) 等三類，而網路架構則如圖2所示。其中，處理單元為人工神經網路的基本組成單位，其與輸出值、輸入值的關係式，一般以輸入值的加權乘積和之函數來表示 (葉怡成，2003)：

$$Y_j = f(Net_j) \dots\dots\dots (1)$$

$$Net_j = \Sigma (W_{ij} X_i - \theta) \dots\dots\dots (2)$$

其中， $Y_j$  為輸出層第  $j$  個輸出單元的推論值； $f()$  為活化函數或轉換函數； $W_{ij}$  為第  $i$  個隱藏層單位元與第  $j$  個隱藏層單位元間的連結加權值，是第  $i$  個處理單元對第  $j$  個處理單元之影響強度； $X_i$  為輸入層第  $i$  個輸入單元之輸入值； $\theta_j$  為第  $j$  個隱藏單位的閾值。

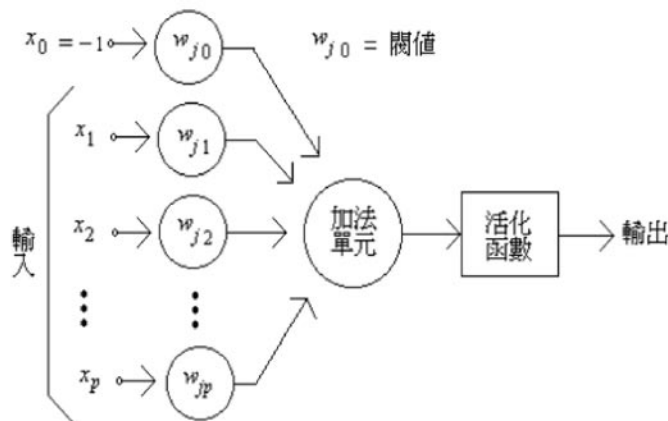


圖1 處理單元運算結構圖

資料來源：葉怡成 (2003)

2 訓練範例中包括了輸入變數值，以及輸出變數值。  
 3 新的案例中只有輸入變數值，而需要推論輸出變數值。

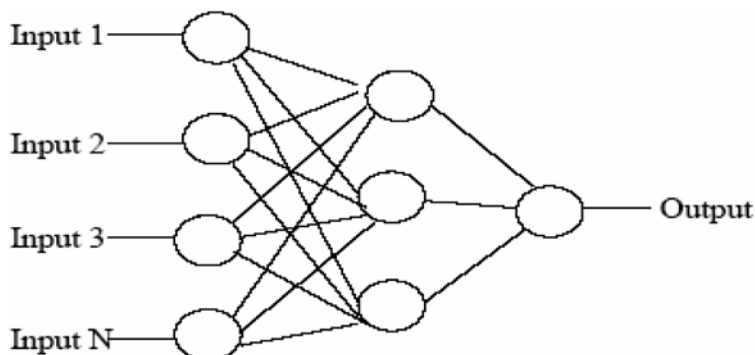


圖2 人工神經網路的網路架構圖

## (二) 人工神經網路於不動產估價上之應用

不動產大量估價由於估價的樣本極多，多以電腦作為輔助，根據過去研究發現，多數學者在研究電腦輔助大量估價時，常以多元迴歸模式或特徵價格法進行分析 (Michales and Smith, 1990; 李志祥, 1995; Dipasquale and Wheaton, 1996; 林祖嘉與洪得洋, 1999; 蘇文賢, 2000; 林素菁, 2004; 林祖嘉與馬毓駿, 2007; 林秋瑾與黃瓊瑩, 2007)，但亦有部分是以人工神經網路來進行分析 (Do and Grundnitski, 1992; Evans et al., 1992; Muhammad and Kuriakose, 2005; Khalafallah, 2008)，並進一步與多元迴歸模式作比較，而多數研究結果顯示人工神經網路較多元迴歸分析較為準確 (Do and Grundnitski, 1993; Tay and Ho, 1992; Nguyen and Cripps, 2001; Din et al., 2001; Wang and Wolverton, 2002; 賴碧瑩, 2007)。以下將分別探討國內外關於人工神經網路應用於不動產估價之研究情形，以利後續研究之進行。

Tay and Ho (1992) 運用人工神經網路與多元迴歸分析，針對新加坡公寓類型的不動產價格進行預測，其研究顯示人工神經網路模型之絕對誤差為3.9%，而多元迴歸模型之絕對誤差為7.5%，表示人工神經網路的預測誤差較多元迴歸小。Do and Grundnitski (1993) 以美國105筆住宅不動產交易資料進行測試，亦顯示相同的研究結果。McCluskey and Borst (1997) 運用於大量估價的各種方法，針對北愛爾蘭住宅不動產進行估價，從其實證結果得知，複迴歸分析、專家系統和人工神經網路皆可有效的應用於不動產大量估價上，其中又以人工神經網路的估價能力表現為最佳。Nguyen and Cripps (2001) 提出人工神經網路與多元迴歸之差異，作者認為當樣本數越龐大時，人工神經網路模型之預測較多元迴歸模型準確，反之，多

元迴歸分析則優於人工神經網路模型；其次，如果網路神經網路之參數設定較複雜時，其訓練範例也必須增加，如此才能有較佳的分析結果。Wang and Wolverton (2002) 分別透過特徵價格法及人工神經網路來分析香港房價，結果顯示特徵價格法與人工神經網路其預測平均準確度極為相近，人工神經網路具有較小的預測錯誤標準差，但其演算過程較為耗時。

國內有關人工神經網路對於不動產價格之研究，如蔡瑞煌等(1998)利用台北市房屋價格的資料，以人工神經網路及特徵價格法分別進行預測與比較分析，其實證結果顯示人工神經網路的表現優於特徵價格法。李曉隆(2002)以台北市680間出租公寓為對象，分別透過迴歸分析模型與人工神經網路模型來建立租金價格模型，其結果顯示人工神經網路模型在樣本數越龐大時，表現較多元迴歸分析佳；另外，原始資料的分類對複迴歸模型有明確的影響，但對於人工神經網路模型並無明顯的效果。魏如龍(2003)利用文山區與大同區中古屋交易資訊，以多層感知機人工神經網路模式來分析，其實證結果顯示在年訓練資料的測試結果中，不動產交易價格波動變化穩定之狀況下的預估效果較佳，並以一年期訓練資料的預估結果較佳。李佳璋(2004)也運用人工神經網路模式，分析台南市虎尾寮及鄭子寮重劃區之住宅價格影響因素，其研究顯示倒傳遞人工神經有其一定效果的預測能力，且隨著學習循環次數的增加，所得之平均誤差值越小，所得模式越佳。

歸納上述國內外之研究，可發現在人工神經網路的預測效果上，資料的數量、屬性的代表性，以及模式的調整參數皆為關鍵因子，且會隨著不同地區而有所差異。另外，在人工神經網路與多元迴歸分析的比較上，因人工神經網路如人腦一般，具有自我學習與容錯修正等特性<sup>4</sup>，故可藉助本身的學習力與訓練力，從輸入與輸出資料中歸納出隱含關係，也因此其與預測能力較佳，但卻無法像多元迴歸能清楚地明瞭輸入與輸出變項間的因果關係。此外，亦發現過去以人工神經網路建構預測分析模式時，多數研究僅以倒傳遞神經網路為主，甚少採用其他的網路模式，而且在建構人工神經網路的預測分析模式時，其網路架構多採隨機指定，未有系統地比較和分析不同網路架構之差異。

---

4 詳見Simpson (1990)、Skapura (1996)等文獻。

### 三、研究設計

#### (一) 變數定義

本研究分析尺度以地區為主，因研究範疇主要為電梯大廈與公寓的不動產價格，故模式的輸出變數（或應變數）為其不動產價格，而本研究為期望能有效達到實務上的應用，故把不動產價格界定為「不動產成交總價」，以符合一般實務上的所需。至於輸入變數（或自變數）方面，主要以影響不動產成交總價的變數為主，歸納林祖嘉與林素菁（1993）、Worzala et al.（1995）、林秋瑾等人（1996）、McGreal et al.（1998）、Din et al.（2001）、張金鶚（2003）、林英彥（2006）、Limsombunchai et al.（2004）、陳奉瑤與楊依蓁（2007）、林秋瑾與黃瓊瑩（2007）、龔永香等（2007）、Guan and Levitan（2008）、Selim（2009）、Peterson and Flanagan（2009）、張怡文等（2009）、Kusan et al.（2010）研究，整理出包括了6個面向，共14個變數。其詳細定義則如下所述：

#### 1. 區位條件

##### (1) 行政區綜合指數

行政區因發展程度的不同，會對當地不動產價格有著不同的影響，而兩者常存在著正向關係，但行政區發展程度涵括許多的影響變數，因此，本研究摘取具代表性、有資料支持的影響變數，將這些變數綜整成為「行政區綜合指數」，並以此衡量各行政區發展程度的相對比例，且作為影響不動產價格的區位條件變數之一。

行政區綜合指數係根據台北市各行政區在台北市的人口比例、住商使用比例，以及平均地價比例等指標，計算其綜合指數值，其計算公式如下，該變數可表示該地區的發展程度，若該值愈大表示該地區發展程度愈高，愈小則表示發展程度愈低。

$$CT_q = (L_q + B_q + H_q) / 3 \dots\dots\dots (3)$$

其中， $CT_q$ 為q行政區的綜合指數值； $L_q$ 為q行政區的平均地價佔台北市平均地價之比例； $B_q$ 為q行政區的人口佔台北市人口之比例； $H_q$ 為q行政區中住商使用佔台北市的比例，而住商使用是指該區住宅及商業使用土地面積的加總；q為台北市行政區之類別，包括士林區、大同區、大安區、中山區、中正區、內湖區、文山區、北投區、松山區、信義區、南港區、萬華區。

##### (2) 與最近捷運站之距離

本指標係指建物所在位置與最近捷運站之距離，其與不動產價格間存在著負向



關係。而由於捷運系統為台北市民主要的運具選擇的方式之一，故該變數可代表建物的交通可及性，其衡量方式如下，而該值愈小表示與最近捷運站愈接近。

$$DM_{ij} = \text{Min}\{d_{ij}\} \dots\dots\dots (4)$$

$$d_{ij} = [(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2]^{1/2} \dots\dots\dots (5)$$

其中， $DM_{ij}$ 為建物與最近捷運站之距離； $d_{ij}$ 為以建物為中心，方圓1公里內所有捷運場站與該建物之距離； $i$ 為建物所在位置； $j$ 為台北捷運場站所在位置。

(3) 與最近百貨商圈之距離

本指標係指建物所在位置與最近百貨商圈之距離，其與不動產價格間存在著負向關係。而由於百貨商圈多為商業的聚集中心，且具有極化及吸引商業活動的效果，故其可作為商圈之代表，也因此該變數亦可代表與商圈的距離。選取與最近百貨商圈距離，是因為考量可及性與便利性關係，亦即一般住家考量購物方便性的話，希望可及性更好，自然就反應在房價了。其衡量方式如下所述，而該值愈小表示與該百貨商圈愈接近。至於百貨商圈之界定則以每個行政區中具代表性之百貨公司為主。

$$DD_{ik} = \text{Min}\{d_{ik}\} \dots\dots\dots (6)$$

$$d_{ik} = [(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2]^{1/2} \dots\dots\dots (7)$$

其中， $DD_{ik}$ 為建物與最近大型百貨公司之距離； $d_{ik}$ 為以建物為中心，方圓1公里內所有大型百貨公司與該建物之距離； $i$ 為建物所在位置； $k$ 為最近大型百貨公司所在位置。

(4) 與最近公園之距離

本指標係指建物所在位置與最近公園之距離，其與不動產價格間存在著負向關係。而由於公園具有遊憩、運動、休閒、景觀美化等功能，並可提升居民的生活品質，因此，與最近公園的遠近可代表生活品質程度，其衡量方式如下所述，而該值愈小表示與最近大型公園愈接近。

$$DP_{il} = \text{Min}\{d_{il}\} \dots\dots\dots (8)$$

$$d_{il} = [(x_i - x_l)^2 + (y_i - y_l)^2]^{1/2} \dots\dots\dots (9)$$

其中， $DP_{il}$ 為建物與最近大型公園之距離； $d_{il}$ 為以建物為中心，方圓1公里內所有大型公園與該建物之距離； $i$ 為建物所在位置； $l$ 為最近大型公園所在位置。

## 2. 基地條件

### (1) 建坪

建坪係指建築物坪數，亦即為建築物的總樓地板面積，其與不動產價格間存在著正向關係。

### (2) 地坪

地坪係指土地總面積，其與不動產價格間存在著正向關係。

### (3) 停車位條件

停車位條件係指建築物內是否含有停車空間，而此變數以順序尺度來量測，若有停車位則記為1，若無則記為0，本變數與不動產價格間存在著正向關係。

## 3. 建築物條件

### (1) 屋齡

屋齡指建物建造完成後至今的年份，本變數與不動產價格間存在著負向關係。

### (2) 所在樓層

所在樓層係指該不動產在其建物使用執照中規定的所在樓層，其中，在考量其價格之關係後，以順序尺度來量測，分別把頂樓記為0，其他樓層記為1，其與不動產價格間存在著正向關係。

### (3) 總樓層

總樓層係指該建築物在建物使用執照中規定的總樓層（不含加蓋的樓層），其與不動產價格間存在著正向關係。

## 4. 室內結構形式

室內結構形式係指建築物室內結構的形式，包括了幾間房間、幾間衛浴空間，以及是否包含客廳、飯廳、廚房等，其分別以計數作計算，其與不動產價格間存在著正向關係。

## 5. 買賣成交期間

買賣成交期間係指該不動產由開賣至售出的期間，其與不動產價格間存在著負向關係。

## (二) 實證方法與模型

本研究在建構不動產大量估價預測模式上，所採用的實證分析方法，以多元迴歸分析與人工神經網路為主。多元迴歸分析是基於變數間之線性關係，以模式來分析及預測自變數與應變數間之因果關係，在此主要是透過此方法，來建構不動產大

表1 模式變數整理表

類型	面向	變數	代碼	變數意涵	與不動產成交總價關係	單位
輸出變數 /應變數	不動產價格	不動產成交總價	TP	不動產成交的總價	—	元
輸入變數 /自變數	區位條件	行政區綜合指數	CT	各行政區的建築物密度、住商使用比例、地價比例之算術平均值	正向關係	—
		與最近捷運站之距離	DM	建物與其所在位置的方圓1公里內中最近捷運場站之距離	負向關係	公尺
		與最近大型百貨公司之距離	DD	建物與其所在位置的方圓1公里內中最近大型百貨公司之距離	負向關係	公尺
		與最近大型公園之距離	DP	建物與其所在位置的方圓1公里內中最近大型公園之距離	負向關係	公尺
	基地條件	建坪	BA	建築物坪數	正向關係	坪
		地坪	LA	土地總面積	正向關係	坪
		停車位條件	CS	建築物內是否含有停車空間	正向關係	等級分數
	建物條件	屋齡	AG	建築物建造完成後至今的年份	負向關係	年
		所在樓層	FR	該不動產在其建物使用執照中規定的所在樓層	正向關係	樓
		總樓層	TF	該建築物在建物使用執照中規定的總樓層	正向關係	樓
	室內結構形式	房間個數	RN	室內包括幾個房間	正向關係	間
		衛浴個數	BN	室內包括幾間衛浴空間	正向關係	間
		廳堂個數	LN	室內包括幾間廳堂	正向關係	間
	成交時間	買賣成交期間	TD	該不動產由開賣至售出期間	負向關係	月

量估價之預測模式，並針對不動產價格作預測。人工神經網路是一種仿生物神經網路功能之資訊處理系統，除可處理非線性問題外，更具有自我學習、容錯性、動態性等特性（Nelson and Illingworth, 1994；張斐章與張麗秋，2005）；由於不動產價格的變化，會伴隨環境變動而隨時改變，且具有不確定性，再加上不動產價格影響因素間之關係十分複雜，亦可能存在非線性關係，故適合透過人工神經網路進行分析與預測。

根據前述文獻，可知人工神經網路中的監督式學習網路可學習輸入變數與輸出變數的內在對映規則，以應用於新的案例，故特別適合於預測，再加上目前多數應用於不動產價格預測上之人工神經網路模型中，以倒傳遞神經網路（BPN）最為普遍，故將BPN選為本研究人工神經網路的模型之一；然BPN在遇高度非線性的問題時，常發生預測不佳的現象，故在本研究中特別納入BPN的改良型模式—多層函數連結網路模型（MFLN），以及擅於處理非線性的輻狀基底函數網路模型（RBFN），並試圖比較各類網路模式之優劣，以決定適合不動產價格預測之最佳模式。

其中，BPN網路架構如圖3所示，其運作方式是由前向傳遞（forward pass）與回饋傳遞（backward pass）兩個階段所組成。前向傳遞過程中，輸入變數經由輸入層進入網路，透過權重的加乘向前傳遞至隱藏層；隱藏層利用同樣的方式經由權重的加乘向前傳遞至輸出層；最後由輸出層產生輸出值，並與指標值進行比較。若於輸出層無法得到期望的推論值，則轉入回饋傳遞過程，將推論值和目標值間的誤差，循原連接通路返回，利用最陡坡降法修正各層神經元的權重值，期能使誤差函數值達到容忍誤差範圍而停止（葉怡成，2003；張斐章與張麗秋，2005）。

而MFLN是BPN的改良型，主要是針對輸入層進行改良。相較於BPN，MFLN加入「對數化」與「指數化」的輸入單元（如圖4），並利用隱藏單元，將從一般輸入單元傳來的自變數，以及從「對數化」與「指數化」輸入單元所提供的經過單調非線性變換自變數組成非線性的函數，再於輸出單元將從隱藏單元傳來的非線性的函數組織成非線性函數。至於該模式的運作方式仍沿用BPN的方式（葉怡成，2003）。

另外，RBFN屬於前饋式網路模型，架構詳如圖5，主要在於建構許多輻狀基底函數，以函數逼近法（curve fitting）找出輸入與輸出間之映射關係。假設有多個輸入資料，當一組訓練資料輸入網路後，將由輸入層經由連結傳遞至隱藏層中各輻狀基底函數，並計算輸入資料映射至各輻狀基底函數中心點之歐式距離，並經過函數轉換獲得各神經元之輸出值（張斐章與張麗秋，2005）。

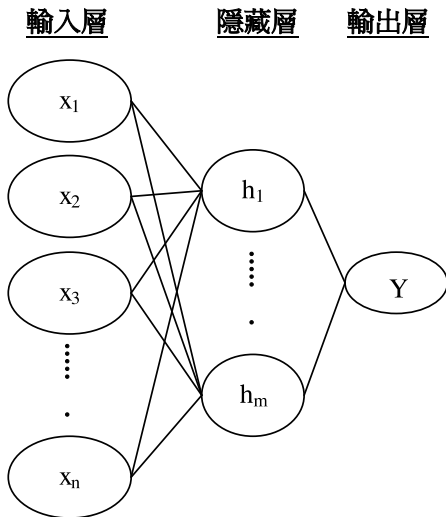


圖3 倒傳遞網路結構示意圖

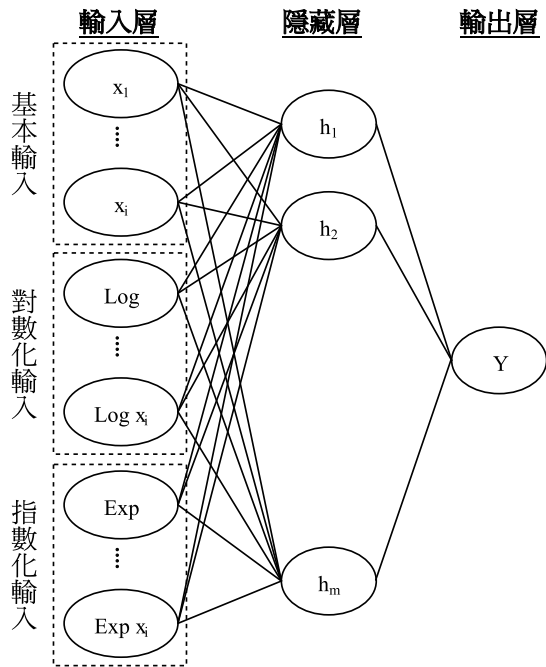


圖4 多層函數連結網路結構示意圖

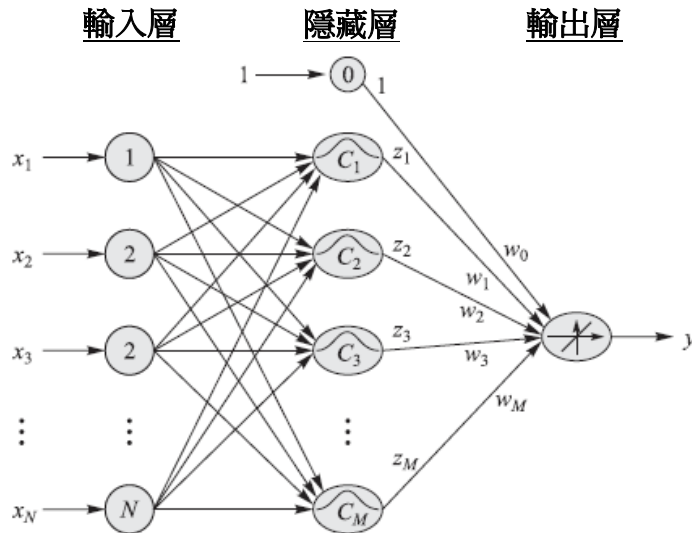


圖5 輻狀基底函數網路結構示意圖

資料來源：張斐章與張麗秋（2005）

### (三) 驗證指標

本研究所採用的驗證指標主要分為「模式適合度指標」與「模式預測度指標」，前者以檢驗模式的配適度與效度為主，由修正後判定係數 (Adjusted R square, adjusted  $R^2$ ) 或平均平方和誤差 (Mean square error, MSE)<sup>5</sup>、平均絕對百分比誤差 (Mean absolute percentage error, MAPE)、命中率 (Hit ratio) 等次指標所組成；後者則以檢驗模式的預測能力為主，由平均絕對百分比誤差 (MAPE) 與命中率 (Hit ratio) 等次指標所組成。

由於修正後判定係數 (Adjusted  $R^2$ ) 或平均平方和誤差 (MSE) 已是大家所熟知的指標，故在此不予贅言介紹，僅針對平均絕對百分比誤差 (MAPE) 與命中率 (Hit ratio) 作說明。平均絕對百分比誤差 (MAPE) 是取估計誤差的絕對值，適用於評估誤差大小以及離散程度，其計算方式如式 (10) 所示。本指標的衡量優點在於即使高估和低估的幅度相等，誤差項也不會相互抵銷。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \dots\dots\dots (10)$$

其中， $y$  為實際值； $\hat{y}$  為預測值； $n$  為樣本數。

不同於調整後的判定係 (Adjusted  $R^2$ ) 或 MSE 是看誤差的平方和，MAPE 是以誤差的絕對值的統計量為主；就樣本內的資料而言，當修正後  $R^2$  越高，通常 MAPE 會越小。就平均絕對百分比誤差作為衡量模型預測準確度的統計量而言，會希望 MAPE 越小越好，一般實務研究以小於 20% 為要求。

命中率 (Hit ratio) 是指在特定的誤差範圍內，預測值落於該區間內的機率。命中率越高者，表示預測值接近市場價值的機率越高。由於不動產市場存在無效率性，只要估計誤差不大，市場仍可接受產生的誤差。本研究所採取的命中率誤差範圍為 10% 及 20%，命中率的誤差範圍越小，預測值越貼近市場價值；命中率越高，表示預測值涵蓋市場價值的機率越高。命中率的計算方式如下：

$$y - y(\alpha) \leq \hat{y} \leq y + y(\alpha) \dots\dots\dots (11)$$

其中， $y$  為實際值； $\hat{y}$  為預測值； $\alpha$  為信賴水準 ( $\pm 10\%$ 、 $\pm 20\%$  或  $\pm 30\%$ )。若估計值落於範圍內，則記為 1。將所有次數相加，可估計出命中次數。

$$Hit\ ratio = (n/N) \times 100\% \dots\dots\dots (12)$$

5 本研究中多元迴歸分析模式適合度的次指標是採用修正後判定係數 (Adjusted  $R^2$ )，而人工神經網路模式適合度的次指標則是採用平均平方和誤差 (MSE)。

其中， $N$ 為樣本筆數， $n$ 為命中次數。

在International Association of Assessing Officers (2003) 對於AVM的標準中提到，AVM報告書中對測試品質的呈現是很重要的，而其所採用的標準即為命中率。在國外的相關研究方面，Loans (1990) 以及Matysiak and Wang (1995) 均是採用投資財產資料庫的交易價格資料以及兩個事前估價的報告探討估價的準確性。其中，Loans (1990) 的測試結果，誤差落在正負10%的命中率達30%，誤差落在正負20%的命中率達67%；Matysiak and Wang (1995) 的測試結果，誤差落在正負10%的命中率達30%，誤差落在正負20%的命中率達70%。另外，Calhoun (2001) 的研究指出美國自動估價系統模型的命中率落在4%與73%之間，命中率的中位數為48%，而其中位數絕對預測誤差落在8.1%與20.9%之間，其中位數為9.9%；至於Goodman and Thibodeau (2003) 則提出在充分資料與最適模型下之合理準確度門檻應是10%誤差範圍內達50%的命中準確率。因此本研究設定在正負10%以內的命中率 (Hit ratio) 大約要達到30%以上，才表示此估價方法才會有顯著的較佳預測能力。而交易價格在正負20%差異範圍內的命中率 (Hit ratio) 維持在65%~70%以上則是本研究所設定的最低門檻。

#### (四) 實證操作流程

本研究模式建構與操作的流程如圖6所示，首先透過理論與文獻評析，歸納並擇選出模式分析變數，以及適合的預測模式與檢驗指標；接著，利用多元迴歸與人工神經網路的方式來建構預測模式，並透過次級資料來進行模式的實證；之後，透過模式適合度指標來檢驗預測模式的配適度與效度，若未符合檢定標準則進行模式的修正，反之，若通過檢定標準，則進一步進行模式的模擬預測，以及相關預測度指標的檢驗；經由預測度指標的檢驗，若未符合檢定標準則重新進行模式修正，反之，則進入下一階段的模式評比，以及決定最適預測模式。

## 四、預測模式之建構與分析

### (一) 模式建構

#### 1. 模式結構

在建構不動產大量估價預測模式上，本文分別以多元迴歸與人工神經網路作為實證分析方法。在多元迴歸模式中，主要是透過多個自變數來預測不動產成交總價。

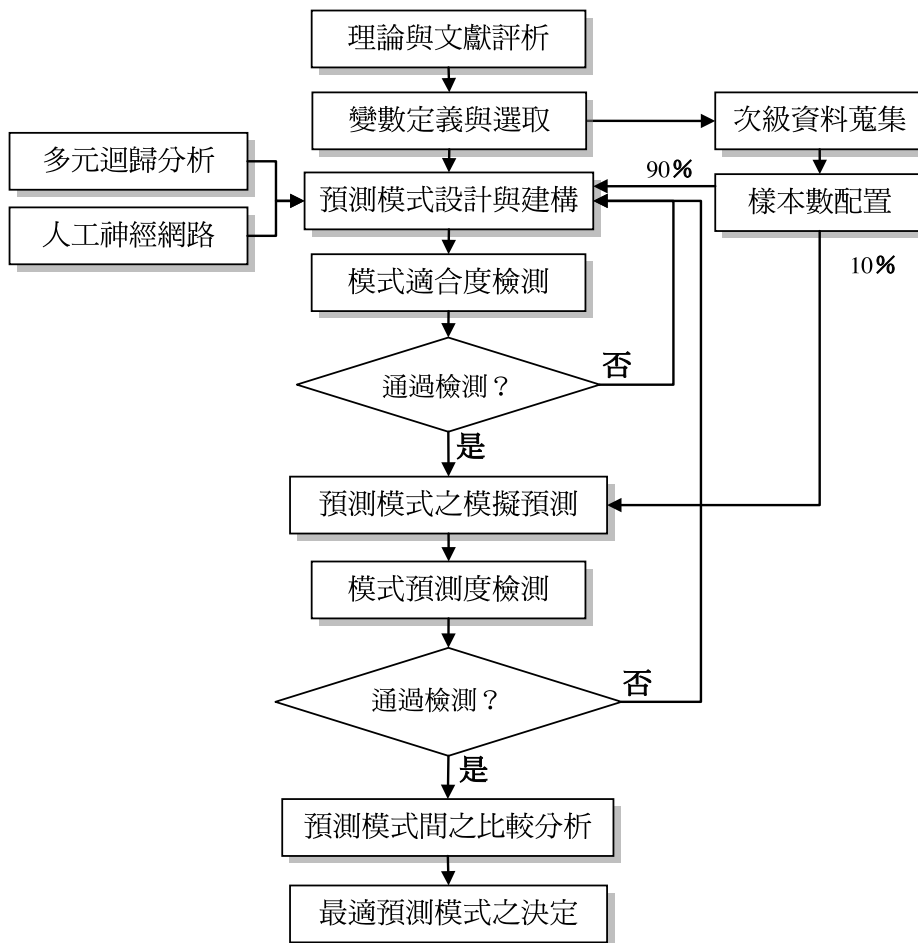


圖6 模式建構與操作流程圖

而在人工神經網路模式中，則是分別透過倒傳遞神經網路（BPN）、多層函數連結網路（MFLN）、輻狀基底函數網路（RBFN）來建構網路模式，並藉此比較其優劣。在模式的設計中，包括網路架構、網路參數設定與網路演算法三方面。首先，在網路架構方面，由於其須依問題作調整，無一般性之設定方式，因此，本研究參考Simpson（1990）、Nelson and Illingworth（1994）與Skapura（1996）等研究，分別建構不同的網路架構（如表2的網路架構），並比較在不同網路架構下，各模式結果之變化情形。

在網路參數設定方面，其包括了學習法則、學習速率、慣性因子三部份。在學習法則的部份，本研究採用批次學習的方式，亦即每輸入一個範例即計算加權值



之改變量一次，但並不立刻更改加權值，待所有範例輸入後，才將加權值之改變量累加。在學習速率之設定上，由於學習速率過高，會導致網路加權值之修正過量，使的收斂過程震盪而不易達到最佳收斂；反之，學習速率過低，雖然會使權數更精確，但網路的學習速度卻會相當緩慢，易使誤差函數落入區域最小值（Local Minimum）之情況，再加上維持固定之學習速率並無效率，因此本研究學習速率之範圍設定在0.1~1.0之間。而在慣性因子設定上，為降低因學習速率過大或過小所造成振盪和發散之問題，本研究將其值域設定在0~1之間，以加速網路之收斂，使誤差函數能跳脫區域最小值而達到整體最小值，讓網路能增快學習速率又能避免網路不穩定。

在網路演算法方面，其基本原理是用最陡坡降法，其目的是將表達網路實際輸出值與目標輸出之差異的誤差函數予以最小化，並不斷地調整加權值與閾值的大小，以達成網路之訓練。演算過程主要分成兩個階段，分別是訓練過程（Training）與回想過程（Recalling）。訓練過程係一開始將範例輸入網路，其激發訊號傳遞先由輸入層開始，經由若干層隱藏層後，最後到達輸出層，並於誤差訊號的傳遞過程來調整層與層之間的權值，其方式係利用微分產生，而調整幅度和誤差函數對該權值之敏感程度成正比關係。而回想過程係利用訓練過程所學習完成後之網路，在以不改變該網路中已經訓練完成的各個權重值之情況下，輸入另外的測試範例來預測其輸出值。

## 2. 模式輸入與輸出變數

多元迴歸模式與人工神經網路模式所輸入與輸出的變數皆相同，在輸入變數或自變數方面，包括了行政區綜合指數、與最近捷運站之距離、與最近大型百貨公司之距離、與最近大型公園之距離、建坪、地坪、停車位條件、屋齡、所在樓層、總樓層、房間個數、衛浴個數、廳堂個數、買賣成交期間等14個變數；至於輸出變數或應變數，則為不動產成交總價。

表2 網路架構整理表

網路架構	隱藏層單元數決定方式	
一層輸入層	14-7-7-1	$(\text{輸入層單元數} + \text{輸出層單元數}) / 2$
二層隱藏層	14-15-15-1	$(\text{輸入層單元數} + 1) \times \text{輸出層單元數}$
一層輸出層	14-3-3-1	$\text{輸出層單元數} \times 3$
一層輸入層	14-7-1	$(\text{輸入層單元數} + \text{輸出層單元數}) / 2$
一層隱藏層	14-15-1	$(\text{輸入層單元數} + 1) \times \text{輸出層單元數}$
一層輸出層	14-3-1	$\text{輸出層單元數} \times 3$

### 3. 樣本資料取樣說明與分析

本研究所進行分析的資料以次級資料為主，基於研究目的、資料取得與資料完整性等多方面的考量下，以2006、2007、2008年作為資料蒐集與分析的時間範圍，並以台北市作為空間範圍，利用此等資料進行模式建構與分析。而樣本資料的敘述統計分析結果詳如表4，從中可知樣本的離散型態在預期可接受之範圍內。

在樣本數的配置上，為測試模式預測程度之優劣，將於全部樣本中隨機抽取10%作為樣本外的樣本（Out-sample），而其餘90%則作為實證模型中之樣本內資料（In-sample），以其作為建立實證模型之用。

至於在樣本空間方面，為使訓練範例分佈均勻且取樣客觀，過去研究採取之方式有以4:1（林明宏等，2004）或是7:3（葉怡成，2003）比例分成訓練範例與測試範例筆數，而本研究在經過幾次測試後，為求取較小誤差，因此採取7:3分配樣本比例，其如表3所示。另外，在訓練次數方面，為避免過度學習，在經過幾次測試後，以10,000回為限。

#### （二）各模式之分析結果

##### 1. 多元迴歸模式（MRA）

根據SAS9.2分析的結果，3個年度（2006、2007、2008年）的多元迴歸模式，均大致符合BLUE的假設檢定要求。

從表5中的模式適合度指標可以得知，以2008年的多元迴歸模式來說明其修正後的 $R^2$ 為80.35%，表示整體模型的解釋能力為80.35%，亦即自變數整體對於應變數具有高度解釋力；而就整個模式的檢驗而言，可知其F檢定的 $p$ -value $<.0001$ ，故認定整體迴歸效果達顯著水準，具有統計上之意義；該模式的MAPE值為16.75%，

表3 樣本空間整理表

	年	總樣本數	訓練範例	測試範例	驗證範例
In-sample	2006	9,743	7,015	1,754	974
	2007	4,225	3,042	761	423
	2008	1,447	1,042	260	145
Out-sample	2006	1,085	781	195	109
	2007	469	338	84	47
	2008	161	116	30	15

表4 樣本資料之敘述統計結果表

年	2006				2007				2008			
	In-sample		Out-sample		In-sample		Out-sample		In-sample		Out-sample	
變數/ 數值	平均數	標準差	平均數	標準差	平均數	標準差	平均數	標準差	平均數	標準差	平均數	標準差
TP	1096.18	813.30	1063.21	613.43	1149.03	745.21	1088.51	616.99	1203.59	601.85	1215.82	582.78
CT	1.06	0.48	1.04	0.49	1.04	0.48	1.02	0.46	1.07	0.46	1.07	0.46
DM	991.22	917.91	1027.72	931.78	964.83	895.61	916.60	833.04	1006.23	963.25	962.79	860.49
DD	1630.44	1243.15	1621.82	1220.46	1668.69	1256.09	1741.98	1382.50	1634.24	1307.41	1496.02	1180.24
DP	236.28	157.85	239.75	148.92	238.99	163.66	248.64	161.97	237.89	158.46	226.92	131.37
BA	32.14	16.74	31.57	13.22	31.75	14.69	30.90	12.78	31.09	11.88	31.43	10.56
LA	8.15	48.64	7.64	7.37	7.32	4.59	7.28	4.13	7.38	4.19	7.16	3.82
CS	0.17	0.37	0.17	0.37	0.17	0.38	0.17	0.38	0.15	0.35	0.17	0.37
AG	21.14	10.35	21.56	10.18	21.52	10.59	21.82	10.51	22.59	10.16	22.42	10.04
FR	0.80	0.40	0.78	0.42	0.82	0.38	0.81	0.39	0.82	0.38	0.80	0.40
TF	7.93	4.15	7.90	4.15	8.09	4.16	8.01	4.11	7.98	4.23	8.04	3.96
RN	2.61	1.28	2.65	1.18	2.54	1.23	2.53	1.12	2.63	1.15	2.71	1.10
BN	1.70	0.64	1.75	0.57	1.71	0.60	1.71	0.54	1.76	0.60	1.78	0.49
LN	1.63	0.84	1.62	0.83	1.57	0.78	1.56	0.70	1.61	0.81	1.66	0.83
TD	35.51	43.97	33.80	33.96	36.62	44.12	34.44	37.87	40.39	53.72	45.83	56.87

註：各變數代碼所代表的變數意涵可參照表1

表示整體模式的推估誤差有16.75%；至於在Hit ratio上，則看出在預測誤差10%範圍內的預測準確度有36.21%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有68.56%。

另外，從表5中的模式預測度指標，可以得知2008年的多元迴歸模式的預測能力，該模式MAPE值為16.30%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為16.30%，亦即表示整體模式的推估誤差有16.30%；至於Hit ratio方面，可看出在預測誤差10%範圍內的預測準確度有37.27%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有67.08%。

## 2. 人工神經網路模式

### (1) 倒傳遞神經網路 (BPN)

各年期不同網路結構的BPN預測模式經過10,000回的訓練下，其收斂值皆小於0.1，表示各模式皆已收斂，且無過度學習的現象發生。

表5 各類中最佳人工神經網路架構與多元迴歸模式 (MRA) 之整理比較表

年	網路架構	模式適合度指標				模式預測度指標			最佳模式
		MSE	MAPE (%)	修正R <sup>2</sup> (%)	Hit ratio (0.1)	MAPE (%)	Hit ratio (0.1)	Hit ratio (0.2)	
2006	BPN14-7-7-1	0.0076	1.9626	-	0.9881	7.9136	0.7128	0.9590	-
	MFLN14-7-1	0.0067	1.8409	-	0.9896	7.7553	0.7692	0.9641	○
	RBFN14-7-1	0.0078	1.9774	-	0.9881	8.1461	0.7026	0.9436	-
	MRA	-	20.3100	76.84	0.3256	20.4000	0.3168	0.5941	-
2007	BPN 14-7-7-1	0.0116	3.3291	-	0.9510	8.9943	0.6310	0.9524	-
	MFLN14-15-1	0.0109	3.0273	-	0.9647	7.7734	0.7381	0.9524	○
	RBFN14-7-1	0.0120	3.4633	-	0.9488	9.9233	0.6190	0.9167	-
	MRA	-	18.5500	79.06	0.3467	18.0400	0.3625	0.6397	-
2008	BPN14-7-7-1	0.0347	7.7149	-	0.6964	12.7790	0.5000	0.8667	-
	MFLN14-7-1	0.0327	6.9906	-	0.7624	10.1473	0.6333	0.9333	○
	RBFN14-7-1	0.0352	7.7516	-	0.6730	12.9236	0.4467	0.8000	-
	MRA	-	16.7500	80.35	0.3621	16.3000	0.3727	0.6708	-

註：○表示最佳模式的選取結果。

各年期最佳的網路結構如表5所示<sup>6</sup>，2006、2007、2008三個年期的最佳網路結構皆為BPN 14-7-7-1。其中，2006年BPN 14-7-7-1的分析結果顯示，在適合度指標方面，該模式的MSE為0.0076，而MAPE值為1.9626%，表示整體模式的推估誤差有1.9626%，在Hit ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有98.81%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為7.9136%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為7.9136%，亦即表示整體模式的推估誤差有7.9136%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有71.28%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有95.9%。

而2007年BPN 14-7-7-1的分析結果顯示，在適合度指標方面，該模式的MSE為0.0116，而MAPE值為3.3291%，表示整體模式的推估誤差有3.3291%，在Hit ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有95.1%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為8.9943%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為8.9943%，亦即表示整體模式的推估誤差有8.9943%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有63.1%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確

6 因計算結果非常龐多，限於篇幅，只選取各年度BPN中最佳網路結構者。

度則有95.24%。

至於2008年BPN 14-7-7-1的分析結果則顯示，在適合度指標方面，該模式的MSE為0.0347，而MAPE值為7.7149%，表示整體模式的推估誤差有7.7149%，在Hit ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有69.64%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為12.7790%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為12.779%，亦即表示整體模式的推估誤差有12.779%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有50%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有86.67%。

另外，從三個年期的最佳網路結構皆為BPN14-7-7-1的結果可知，在倒傳遞神經網路的模式中，就隱藏層數目而言，二層隱藏層的模式結構不僅表現穩定，且具有最佳的預測能力；就隱藏層單元數而言，則以「 $(\text{輸入層單元數} + \text{輸出層單元數}) / 2$ 」所產生的網路模式結構表現最佳，代表可有效地辨識、學習及預測。

## (2) 多層函數連結網路 (MFLN)

各年期不同網路結構的MFLN預測模式經過10,000回的訓練下，其收斂值皆小於0.1，表示各模式皆已收斂，且無過度學習的現象發生。

各年期最佳的網路結構如表5所示<sup>7</sup>，除2007年的最佳網路結構為MFLN14-15-1外，2006、2008二個年期皆為MFLN14-7-1。其中，2006年MFLN14-7-1的分析結果顯示，在適合度指標方面，該模式的MSE為0.0067，而MAPE值為1.8409%，表示整體模式的推估誤差有1.8409%，在Hit ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有98.96%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為7.7553%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為7.7553%，亦即表示整體模式的推估誤差有7.7553%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有76.92%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有96.41%。

而2007年MFLN14-15-1的分析結果顯示，在適合度指標方面，該模式的MSE為0.0109，而MAPE值為3.0273%，表示整體模式的推估誤差有3.0273%，在Hit ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有96.47%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為7.7734%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為7.7734%，亦即表示整體模式的推估誤差有7.7734%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有73.81%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有95.24%。

至於2008年MFLN14-7-1的分析結果則顯示，在適合度指標方面，該模式的

<sup>7</sup> 因計算結果非常龐多，限於篇幅，只選取各年度MFLN中最佳網路結構者。

MSE為0.0327，而MAPE值為6.9906%，表示整體模式的推估誤差有6.9906%，在Hit ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有76.24%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為10.1473%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為10.1473%，亦即表示整體模式的推估誤差有10.1473%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有63.33%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有93.33%。

另外，從三個年期的最佳網路結構結果可知，在多層函數連結網路中，就隱藏層數目而言，一層隱藏層的模式結構不僅表現穩定，且具有最佳的預測能力；就隱藏層單元數而言，則以「(輸入層單元數+輸出層單元數)/2」與「(輸入層單元數+1)×輸出層單元數」所產生的網路模式結構表現最佳，表示可有效地辨識、學習及預測。

### (3) 輻狀基底函數網路 (RBFN)

各年期不同網路結構的RBFN預測模式經過10,000回的訓練下，其收斂值皆小於0.1，表示各模式皆已收斂，且無過度學習的現象發生。

各年期最佳的網路結構如表5所示<sup>8</sup>，2006、2007、2008三個年期的最佳網路結構皆為RBFN14-7-1。其中，2006年RBFN14-7-1的分析結果顯示，在適合度指標方面，該模式的MSE為0.0078，而MAPE值為1.9774%，表示整體模式的推估誤差有1.9774%，在Hit ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有98.81%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為8.1461%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為8.1461%，亦即表示整體模式的推估誤差有8.1461%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有70.26%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有94.36%。

而2007年RBFN14-7-1的分析結果顯示，在適合度指標方面，該模式的MSE為0.012，而MAPE值為3.4633%，表示整體模式的推估誤差有3.4633%，在Hit ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有94.88%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為9.9233%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為9.9233%，亦即表示整體模式的推估誤差有9.9233%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有61.9%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有91.67%。

至於2008年RBFN14-7-1的分析結果則顯示，在適合度指標方面，該模式的MSE為0.0352，而MAPE值為7.7516%，表示整體模式的推估誤差有7.7516%，在Hit

<sup>8</sup> 因計算結果非常龐多，限於篇幅，只選取各年度RBFN中最佳網路結構者。

ratio上，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有67.3%；至於在預測度指標方面，該模式MAPE值為12.9236%，表示不動產總價的預測值與實際值間存在的誤差程度為12.9236%，亦即表示整體模式的推估誤差有12.9236%，在Hit ratio，該模式在預測誤差10%範圍內的預測準確度有44.67%，而在預測誤差20%範圍內的預測準確度則有80%。

另外，從三個年期的最佳網路結構皆為RBFN14-7-1的結果可知，在輻狀基底函數網路的模式中，就隱藏層數目而言，一層隱藏層的模式結構不僅表現穩定，且具有最佳的預測能力；就隱藏層單元數而言，則以「 $(\text{輸入層單元數} + \text{輸出層單元數}) / 2$ 」所產生的網路模式結構表現最佳，代表可有效地辨識、學習及預測。

### (三) 各模式實證結果的比較

在人工神經網路與多元迴歸模式的實證結果比較中，發現三個年期中，分別由BPN、MFLN、RBFN所建構的不同人工神網路模式，其模式適合度指標與模式預測度指標皆遠遠優於多元迴歸模式的表現，此結論與過去Do and Grudnitski (1992)、Tay and Ho (1992)、Din et al. (2001)、Wang and Wolverton (2002)等研究結果相同，亦即人工神經網路模式之預測能力遠優於多元迴歸模式。另外，在模式與樣本數的關係上，可得知資料量愈龐大，愈適合以人工神經網路來處理。

而在不同網路模式的比較中，可知各年期無論是模式適合度指標或模式預測度指標的分析結果，皆顯示MFLN所建構的人工神網路模式為最佳，BPN為次佳，RBFN的模型則為最差，顯示MFLN加入「對數化」與「指數化」的輸入單元後，確實可改善BPN的表現。

此外，根據實證結果，由MFLN所建構的最佳人工神經網路模式，在MAPE指標中，皆在10%以下，符合一般實務上小於20%的要求；在Hit ratio方面，預測誤差10%範圍內的預測準確度皆達60%以上，而預測誤差20%範圍內的預測準確度則有90%以上，皆遠超過Loans (1990)、Matysiak and Wang (1995)、Goodman and Thibodeau (2003)所設定的門檻水準。而在與以往研究所建構ANN的分析結果相比，如Borst's (1992)所建構的ANN模型的MAPE為8.7%，McCluskey and Borst (1997)所建構的ANN模型的MAPE為15.7%，以及賴碧瑩 (2007)所建構的ANN模型的MAPE為20.41%，可發現本研究所建構的最佳模式，其預測度指標的MAPE為最低，表示預測能力極佳。

## 五、結論與建議

本文除釐清影響不動產交易價格14個關鍵因子外，更分別透過多元迴歸與人工神經網路，建構不動產價格之分析預測模式，並藉由次級資料進行實證與比較，結果發現分別由倒傳遞神經網路、輻狀基底函數網路、多層函數連結網路所建構的人工神經網路模式，在模式適合度指標與模式預測度指標的表現上，皆遠優於多元迴歸模式，此與過往大多的研究結果相同。

不同於以往研究僅以倒傳遞神經網路模式作為人工神經網路模式之建構，本研究分別利用倒傳遞神經網路、輻狀基底函數網路、多層函數連結網路等不同模式來作建構，並比較其優劣。根據實證結果，顯示多層函數連結網路在模式適合度與模式預測度的表現上為最佳，倒傳遞神經網路次之，表示多層函數連結網路加入「對數化」與「指數化」的輸入單元後，確實可改善BPN的表現。

另外，由多層函數連結網路所建構的最佳人工神經網路模式，在MAPE指標中，皆在10%以下，符合一般實務上小於20%的要求；在Hit ratio方面，預測誤差10%範圍內的預測準確度皆達60%以上，而預測誤差20%範圍內的預測準確度則有90%以上，皆遠超過Loans（1990）、Matysiak and Wang（1995）、Goodman and Thibodeau（2003）所設定的門檻水準。而在與以往研究所建構人工神經網路模型的分析結果相比，如Borst's（1992）所建構模型的MAPE為8.7%，McCluskey and Borst（1997）所建構模型的MAPE為15.7%，以及賴碧瑩（2007）所建構模型的MAPE為20.41%，可發現本研究所建構的最佳模式，其預測度指標的MAPE為最低，表示預測能力極佳。

此外，在模式結構的比較中，就隱藏層數目而言，就模式的收斂度和穩定性而言，三種網路模式的分析結果皆顯示一層隱藏層之模式較二層隱藏層之模式收斂性佳，表示隱藏層與其單元數的數目，會影響模式的複雜程度，並進而影響模式收斂性；此外，就模式適合度指標與模式預測度指標而言，除倒傳遞神經網路模式顯示二層隱藏層的模式表現較佳外，輻狀基底函數網路與多層函數連結網路，皆顯示一層隱藏層之模式較二層隱藏層之模式表現較佳。至於就隱藏層內的單元數而言，倒傳遞神經網路的分析結果顯示「（輸入層單元數+輸出層單元數）/2」所產生的網路模式表現最佳，多層函數連結網路顯示「（輸入層單元數+輸出層單元數）/2」與「（輸入層單元數+1）×輸出層單元數」所產生的網路模式表現最佳，輻狀基底函數網路則顯示「（輸入層單元數+輸出層單元數）/2」所產生的網路模式表現最佳。



最後，提出本研究之建議：

1. 雖然人工神經網路於學習與計算，可藉由網路結構、網路模式、網路 數、演算法作控制，但其運作卻如黑箱一般，無法得知內部計算的過程、輸入與輸出變項間的因果關係，以及各網路層變數的變化情況，未來若欲瞭解各變數的貢獻或作用情形，可再透過敏感度分析得知；
2. 各地區因實質環境、風土民情之不同，對於不動產估價的影響因素亦會有所不同，於實務應用時，須視實際狀況作 數的調整和修正，方能更準確的分析與預測，此外，亦可針對此些相異處進行比較與探討；
3. 人工神經網路模式與演算技術的發展蓬勃快速，未來可針對新的網路模式與演算技術進行優劣比較，並找出更適合的分析預測模式。

## 參考文獻

- 李志祥，1995，容積管制、住宅品質與住宅價格關係之研究—兼論土地變更利益回饋，淡江大學建築研究所碩士論文。
- 李佳璋，2004，重劃區住宅價格之調查研究—以台南市虎尾寮及鄭子寮為例，長榮大學土地管理與開發研究所碩士論文。
- 李曉隆，2002，出租公寓之租金價格預測—迴歸分析與類神經網路的比較，國立台灣科技大學企業管理研究所碩士論文。
- 林明宏、張順孔、李德河、方世杰，2004，類神經網路應用在阿里山公路崩壞潛能評估之研究，2004 年全國災害危機處理學術研討會論文集，長榮大學，頁 2-102 - 2-109。
- 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，第 16 卷，第 2 期，頁 85-105。
- 林秋瑾、楊宗憲、張金鵬，1996，住宅價格指數之研究—以台北市為例，住宅學報，第 4 期，頁 1-30。
- 林英彥，2006，不動產估價理論，臺北：文笙書局。
- 林祖嘉、林素菁，1993，台灣地區環境品質與公共設施對房價與房租影響之分析，住宅學報，第 1 期，頁 21-45。

- 林祖嘉、洪得洋，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，第 8 期，頁 47-67。
- 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，第 16 卷，第 2 期，頁 1-22。
- 林素菁，2004，台北市國中小明星學區邊際願意支付之估計，住宅學報，第 13 卷，第 1 期，頁 15-34。
- 張怡文、江穎慧、張金鶚，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，第 36 卷，第 3 期，頁 281-304。
- 張金鶚，2003，房地產投資與市場分析：理論與實務，臺北：華泰文化事業股份有限公司。
- 張斐章、張麗秋，2005，類神經網路，臺北：東華書局。
- 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，第 16 卷，第 2 期，頁 67-84。
- 葉怡成，2003，應用類神經網路，臺北：儒林圖書公司。
- 蔡瑞煌、高明志、張金鶚，1999，類神經網路應用於房地產估價之研究，住宅學報，第 8 期，頁 1-20。
- 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，第 16 卷，第 2 期，頁 43-65。
- 魏如龍，2003，類神經網路於不動產價格預估效果之研究，政治大學地政學系碩士論文。
- 蘇文賢，2000，應用大量估價法進行公告土地現值評估之研究，政治大學地政學系碩士論文。
- 龔永香、江穎慧、張金鶚，2007，客觀標準化不動產估價之可行性分析－市場比較法應用於大量估價，住宅學報，第 16 卷，第 2 期，頁 23-42。
- Borst, R.A., 1992, Artificial Neural Networks: The Next Modelling/Calibration Technology for the Assessment Community, Property Tax Journal, 10(1), pp. 69-94.
- Calhoun, A. C., 2001, Property Valuation Methods and Data in the United States, Housing Finance International, 16, pp. 12-23.
- Din, A., M. Hoesli, and A. Bender, 2001, Environmental Variables and Real Estate Prices,

- Urban Studies, 38(11), pp. 1989-2000.
- DiPasquale, D. and C. W. Wheaton, 1996, *Urban Economics and Real Estate Markets*, New Jersey: Prentice Hall.
- Do, A.Q. and G. Grundnitski, 1992, A Neural Network Approach to Residential Property Appraisal, *Real Estate Appraiser*, 58(3), pp. 38-45.
- Do, A.Q. and G. Grundnitski, 1993, A Neural Network Analysis of the Effect of the Age on Housing Values, *Journal of Real Estate Research*, 8(2), pp.253-264.
- Evans, A., H. James, and A. Collins, 1992, Artificial Neural Network: An Application to Residential Valuation in the UK, *Journal of Property Valuation and Investment*, 11, pp.195-204.
- Goodman, A. C. and T. G. Thibodeau, 2003, Housing Market Segmentation and Hedonic Prediction Accuracy, *Journal of Housing Economics*, 12, pp. 181-201.
- Guan, J., and A. Levitan, 2008, An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Based Approach to Real Estate Property Assessment, *Journal of Real Estate Research*, 30(4), pp. 395-421.
- International Association of Assessing Officers (IAAO), 2003, *Standard on Automated Valuation Models (AVM)*, USA: International Association of Assessing Officers.
- International Association of Assessing Officers (IAAO), 2010, *Standard on Mass Appraisal of Real Property*, USA: International Association of Assessing Officers.
- Khalafallah, A., 2008, Neural Network Based Model for Predicting Housing Market Performance, *Tsinghua Science and Technology*, 13(1), pp. 325-328.
- Kusan, H., O. Aytakin, and I. Ozdemir, 2010, The Use of Fuzzy Logic in Predicting House Selling Price, *Expert Systems with Applications*, 37(3), pp. 1808-1813.
- Limsombunchai, V., G. Christopher, and M. Lee, 2004, House Price Predication: Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network, *American Journal of Applied Science*, 1(3), pp. 193-201.
- Loans, D., 1990, *The Variance in Valuations*, London: Investment Property Databank.
- Matysiak, G. and P. Wang., 1995, Commercial Property Market Prices and Valuation: Analyzing the Correspondence, *Journal of Property Research*, 12, pp. 181-202.
- McCluskey, W. J. and A. Adair, 1997, *Computer Assisted Mass Appraisal: An*

- International Review, England: Ashgate.
- McCluskey, W. J. and R. A. Borst, 1997, An Evaluation of MRA, Comparable Sales Analysis and ANNs for the Mass Appraisal of Residential Property in Northern Ireland, *Assessment Journal*, 4(1), pp. 47-55.
- McGreal, S., A. Adair, D. McBurney, and D. Patterson, 1998, Neural Networks: The Prediction of Residential Values, *Journal of Property Valuation and Investment*, 16(1), pp. 57-70.
- Michaels, R.G. and V. K. Smith, 1990, Market Segmentation and Valuing Amenities with Hedonic Models: The Case of Hazardous Waste Sites, *Journal of Urban Economics*, 28, pp. 113-242.
- Muhammad, A. R., and A. Kuriakose, 2005, A Comparative Predictive Analysis of Neural Networks (Nns), Nonlinear Regression and Classification and Regression Tree (CART) Models, *Expert Systems with Applications*, 29(1), pp. 65-74.
- Nelson, M.M and W. T. Illingworth, 1994, *A Practical Guide to Neural Networks*, Massachusetts: Addison-Wesley.
- Nguyen, N. and A. Cripps, 2001, Predicting Housing Value: A Comparison of Multiple Regression Analysis and Artificial Neural Network, *Journal of Real Estate Research*, 22(3), pp. 313-336.
- Peterson, S., and A. B. Flanagan, 2009, Neural Network Hedonic Pricing Models in Mass Real Estate Appraisal, *Journal of Real Estate Research*, 31(2), pp. 147-164.
- Selim, H., 2009, Determinants of House Prices in Turkey: Hedonic Regression Versus Artificial Neural Network, *Expert Systems with Applications*, 36(2), pp. 2843-2852.
- Simpson, P. K., 1990, *Artificial Neural Systems: Foundations, Paradigms, Applications, and Implementations*, New York: Pergamon Press.
- Skapura, D. M., 1996, *Building Neural Networks*, New York: ACM Press.
- Tay, D.P., and D. K. Ho, 1991, Artificial Intelligence and the Mass Appraisal of Residential Apartments, *Journal of Property Valuation and Investment*, 10, pp. 525-540.

Wang, K. and M. L. Wolverton, 2002, *Real Estate Valuation Theory*, Boston: Kluwer Academic.

Worzala, E., M. Lenk, and A. Silva, 1995, An Exploration of Neural Networks and its Application to Real Estate Valuation, *Journal of Real Estate Research*, 10(2), pp. 185-201.

