北商學報 第 23 期
民國 102 年 1 月 第 1-18 頁

改良式類神經網路預測模式於股價預測之研究*

張育維**

摘　要

在股票市場中，每天皆有許多投資者嘗試以許多不同的方法預測股票價格。傳統上，基本分析與技術分析是兩種較常見的股價預測工具，近年來時間數列分析法已逐漸被用來作為股價預測。為了能更準確預測未來股價趨勢，本研究提出一套改良式類神經網路預測模式用以預測股價，並與三種時間數列方法（ARIMA、灰預測與類神經網路）進行比較。本研究所提出的改良式類神經網路預測模式將應用於台灣股票市場上市公司航運類股中三家主要公司股價預測。實證結果顯示四種預測模式中，本研究所提出之改良式類神經網路預測的預測績效最佳。本研究所提出的改良式類神經網路預測模式將可有效提供相關人員作為未來股價預測使用。

關鍵詞：股價預測、ARIMA模式、類神經網路、灰色預測

*本研究經費支援來自國科會計畫（NSC 100-2410-H-156-003-），作者在此致上謝意。作者感謝二位匿名委員提供寶貴審查意見。

**張育維，真理大學航空運輸管理學系助理教授

收稿日期：101年7 月3 日；接受刊登日期：101年11月2 日

An Improved Artificial Neural Network Model for Stock Price Forecasting

Yu-Wei Chang*

Abstract

Many investors try their best to forecast stock prices accurately. Accurate forecasting stock prices has been regarded as one of the most important issues in time series analysis. In this research, an improved ANNs model is proposed to forecast the stock prices in Taiwan. Daily stock price data from three companies is used in this research. The mean absolute percentage error (MAPE) is used to compare the performance of the improved neural networks model against three other models (i.e., the ARIMA model, the ANNs model and the GM(1,1) model). Results show that the improved neural networks model outperforms among the four models.

Keywords: stock price forecasting, ARIMA, artificial neural network and GM(1,1)

* Yu-Wei Chang, Assistant Professor, Department of Air Transportation Management, Aletheia University
Manuscript received: July 3, 2012; Accepted: November 2, 2012

壹、前言

在日常生活中，每天皆有許多投資者、股東或財務專家嘗試以許多不同的方法進行股價預測。傳統上最常用的股價預測方式為基本分析與技術分析。基本分析主要是綜合總體經濟或企業已知數據來預判股價的未來，技術分析則是透過過去價量資料分析，判斷股票價格未來的走勢。近年來，股價預測在時間數列領域中愈來愈受到學者的重視和研究。

一般而言，預測的方法主要可分為量化與質化等預測方法。量化的預測方法如:計量經濟模式、類神經網路及時間數列方法等。質化預測方法如：德爾菲法。在股價預測領域中預測方法主要以量化方法為主。其中計量經濟模式主要使用某特定關係的自變數和依變數，求出其與股價間的關係，如：傳統的迴歸方法。其雖可掌握預測變數和其他因素間之關係，但其主要缺點為變數選擇問題。時間數列分析主要使用歷史資料用以預測未來的值，預測結果較不易受到其他外生因素影響。學者（Witt and Witt, 1995）指出時間數列分析法在預測績效表現上優於計量經濟模式。

在股價預測時間數列領域中，過去有許多學者以不同方法進行股價預測，其中類神經網路是一種受歡迎且較常用的預測方法。許枝傳（2005）認為傳統的預測方法常需有嚴謹的假設，導致構建模式較為不易，而類神經網路由於不需符合統計檢定的假設即可完成模式構建，因此能在決策上提供投資者更方便的預測方法。許多學者以類神經網路為基礎，預測不同地區的股價指數，如：Chen, Leung and Daouk（2003）運用類神經網路模式預測台灣股票市場加權指數。Wang, Wang, Zhang and Guo（2011）利用倒傳遞類神經網路預測上海綜合指數。Guresen, Kayakutlu and Daim（2011）應用不同類神經網路方法用以預測 NASDAQ 股票指數。過去在股價預測上探討重點主要以模式比較及應用模式為主，較少學者針對預測誤差項目進行處理。由於誤差會影響預測準確度，因此，在進行預測時，如何減少預測之誤差值，在時間數列上可為一重要議題。

台灣屬於海島型經濟，其經濟發展長久以來皆有賴於完善的運輸設施，故運輸在經濟發展中扮演重要角色。傳統上台灣的股票市場由早期投資人關注的金融業市場為主流，接續電子類股受到投資人的關愛。近年來隨著兩岸市場關係的密切發展及開放大陸遊客來台觀光及直航等政策影響下，運輸產業逐漸受到關注，本研究將以台灣股票市場航運類股為研究對象，選定航運類股中成交量較大的三間公司為研究對象。

本研究首先將比較三種常用的股價預測模式－ARIMA 模式、類神經網路與灰色預測模式，其次本研究將以類神經網路為基礎，提出一套改良式類神經預測網路模式，建構出股價預測時間數列，再與原模式進行比較，期盼能建構精確的預測模

式，以提供足夠的資訊給投資大眾及管理當局作為股價預測之參考依據。

貳、文獻回顧

一、預測方法回顧

國內外相關預測文獻中主要分為質化與量化方法兩大類。質化方法如德菲法及判斷法等。量化方法主要為時間數列模式、ARIMA模式、類神經網路模式及灰色預測。在股價預測中除了常用的股價預測基本分析與技術分析外，亦常用不同量化方法進行分析，常見的預測方式如下：

（一）基本分析

基本分析是一種證券的估價方法，主要是從總體經濟數據、公司的企業體質，比較各公司的產業現況、盈利增長、發展潛力及財務狀況等，讓投資者預測各上市公司之未來走勢，進而判斷該股票是否適合投資。

（二）技術分析

從證券市場行為來分析證券價格未來趨勢的方法之一。主要是依據歷史不斷重複的理論，假設過去的量價變化及歷史會一再重演，藉過去歷史紀錄做統計，應用數學及邏輯方法，求取一機率最可能發生的情況。

（三）時間數列分析

時間數列分析主要是在於觀察及分析過去的資料來預測未來趨勢的一種方法，使用時間數列的時機往往是無法找到各種變數間的因果關係或是變數間關係太複雜而難以掌握時才使用。

（四）類神經網路

運用類神經網路進行預測主要可分為兩種模式，趨勢預測及因果預測（Zheng and Liu, 2009）。其原理主要是利用神經元來模擬人腦的基本單元，網路建構的目標在於映射輸入與輸出間的關係。基本神經網路架構有三層，分別為輸入層、隱藏層和輸出層，每一個神經元都是以平行方式進行資料處理，輸入層是外界的資訊輸入到網路，隱藏層將輸入資料進行處理，但使用者看不到整個資料處理過程，輸出層則將處理的結果傳送出去。

（五）灰預測

灰預測為單變數預測的方法之一，由中國學者鄧聚龍博士最早於1982年所提

出。初期主要應用於電機、資訊等自然科學領域而後逐漸應用在各種不同領域之預測上，如氣象、水利、人力預測等，此理論被主要被用來處理不確定性的問題。一般而言，灰色預測方法主要包括累加生成，逆累加生成及灰色模型三個主要步驟，利用最小平方法求得模式之參數後求出模式的預測值。

二、國內外相關文獻回顧

國內外有關股價預測之文獻不計其數，茲將重要研究文獻彙整如下：

Saad, Prokhorov and Wunsch（1998）比較三種不同類神經網路 TDNN（time delay neural network）、PNN（probabilistic neural networks）及 RNN（recurrent neural networks）在股票市場收盤價的預測績效，並利用卡爾曼濾波器（Kalman filter）法訓練 TDNN及RNN，他們研究並討論不同預測技巧的預測能力。結論顯示這三種類神經網路皆為可行的且在預測上比傳統網路更佳。Oh and Kim（2002） 認為由於股票市場的複雜性，因此要預測股票指數是一件非常困難的問題。他們的研究提出了整合 chaotic 及 piecewise 非線性技術的類神經網路預測股票市場，他們所提出的方法主要有四個階段。研究結果發現他們所提出的模式較傳統的倒傳遞類神經較為可行。Leigh, Paz, and Purvis（2002）提出一套結合（feedforward）類神經網路與圖形技術（pattern recognition）技巧的預測模式用以預測股票市場的活動，並用所提出的模式預測紐約股票交易市場五個交易日。研究結果發現所提出的模式績效優於傳統上之隨機選擇模式。

Pai and Lin（2005）的研究認為傳統上 ARIMA 模式在時間數列上為最常用的一種線性模式，然ARIMA 模式不容易捕捉非線性部分，而一種新的類神經網路技巧-自我向量機（SVMs）已經成功被用在解決非線性迴歸估計問題。在他的研究中提出混合ARIMA 與自我向量機的新方法用於股價預測上，並用實際資料來檢視模式預測績效，研究結果發現所提的模式在預測上具有良好的績效。Hassan, Nath and Kirley（2007）提出一套組合隱藏式馬可夫模式（Hidden Markov Model, HMM），類神經網路模式與基因演算法的一種新型態預測模式預測財務市場行為，作者所提出的組合模式能用於股票市場之預測。藉由三間IT公司股價之實證研究，作者所提出的組合預測模式績效優於傳統預測模式。Wang, Wang, Zhang and Guo（2012）認為預測股票市場是一種具挑戰性的任務，三種預測方法 – 指數平滑化法、ARIMA 及倒傳遞類神經法能能用於股票市場的預測。在他的研究中，提出一套結合這三種預測方法的混合預測模式。模式中，利用基因演算法求取三種預測模式的權重，深圳股票市場指數（Shenzhen Integrated Index, SZII）及道瓊工業指數（Dow Jones Industrial Average Index）用以作為模式的實證資料。研究結果發現他所提的混合預測模式績效比傳統的方法，如：ESM、ARIMA、BPNN等權重的混合模式（EWH）及隨機漫步模式（RWM）皆還準確。

白炳豐、林國平和王正賢（2004）的研究認為橢圓形模糊系統（ellipsoidal fuzzy system, EFS）具有非監督式（unsupervised）學習與監督式（supervised）學習功能，他們的研究以橢圓形模糊系統為基礎，應用可加模糊系統對不確定問題之趨近（approximating）能力，利用共軛梯度（scaleconjugate gradien）之監督式學習法則，用以預測台灣股票市場之股價。經由台灣七種不同類股之七家上市公司股價實證結果結果顯示橢圓形模糊系　於預測短期股價表現較其他三種現有之方法好。陳國玄（2004）則是利用技術面、總經面與產業基本面架構迴歸、時間數列與倒傳遞等預測模型探討股價未來走勢，並以三大構面配合集群分析法對股價作探索性分群，並比較預測與分類模型之績效。實證結果顯示，在預測績效比較方面，以人工神經網路模型之預測績效最佳，其次為迴歸模型，最差為時間數列；在分群方面，透過集群分析能正確分類判斷股價走勢中受哪些因素影響，此外，藉由區別分析與機率神經網路所建立的分類規則其分類正確判斷率皆相同。許枝傳（2005）評估三種預測模式－類神經網路、遺傳演化類神經網路與ARIMA於台灣期貨交易所交易「小型台指期貨」的隔日收盤指數之預測績效比較。並以均方根誤差（RMSE）與平方絕對誤差（MAE）法評估三種模式的預測績效。實證結果發現，遺傳演化類神經網路法在預測績效上較優，其次為類神經網路與ARIMA模式。在Wilcoxon符號等級檢定方面，遺傳演化類神經網路與其他兩種預測方法- 類神經網路及ARIMA模式間均有顯著的差異。而類神經網路與ARIMA模式則無顯著差異存在。

潘文超（2006）認為目前國內已經有不少研究探討如何使用類神經網路進行台灣加權股價指數的預測，但是卻少有利用類神經模糊進行預測的文獻。他的研究主要同時利用灰色預測與類神經模糊進行台灣加權股價指數的預測，並比較兩者的特性與準確性。研究結果發現使用灰色預測針對三組不同樣本數資料進行預測，其預測結果均相同。而灰色預測在少樣本時，有很好的預測能力。而使用類神經模糊針對三組資料進行測試時發現，隨著資料筆數的增加，類神經模糊會逐漸提升其預測準確率。覃思乾（2006）應用灰色系統理論對股票價格變化建立GM（1,1）預測模型，並進行實證分析。他的實證結果發現，把股票價格動態變化過程看作一個灰色系統，利用所建立的模型可較準確預測股票價格的短期變化趨勢，他的實證結果亦證明了在對股票價格作短期預測時，使用GM（1,1）模型進行預測將比用ARIMA模型進行預測具有更高的精確度。

黃宇翔和黃百祿（2008）認為股價預測中ARIMA及支援向量機（supportvector machine, SVM）分別對於線性及非線性資料之預測效能較假，他的研究首先經由ARIMA 模型建立，得出一個線性預測值，並調整傳統的SVM 原本固定之係數建構一隨時間遞減的動態形式之－DSVM，並以此預測由之前ARIMA 模型產生之殘差項的估計值，並結合兩者成為混合模型。他的研究以美國紐約證交所道瓊工業指數過去一年的走勢為實驗資料樣本，實驗結果發現，混合模型的預測效能及精確度，均

較ARIMA、SVM 與ARIMA+SVM 三個簡單模型為佳，故混合模型可大幅改善預測效能，並顯著地減少預測誤差。鄒杰夫（2008）認為在預測工具方面，倒傳遞類神經網路主要是透過網路學習的機制建構模型，對母體不需做任何機率假設，且不需事先定義輸入變數間的關係，不像傳統的時間序列模型有較多的假設與限制，在使用上有較大的彈性。他的研究中應用倒傳遞類神經網路技術於台灣上市類股股價的預測，研究四種產業-金融業、電子業、建築業及航運業的實證結果發現倒傳遞類神經網路預測績效優於迴歸分析。

黃祺偉（2009）認為支援迴歸向量機已成功地被用來解決證券市場預測的問題。然而，為了克服支援迴歸向量機需手動調整核心函數參數的問題。他的研究提出一種結合最小數列優化法與梯度投影法的兩階段多核心學習演算法。使用者可以根據此演算法，合併多個不同超參數而使整個系統預測效果得到改善，且不需事先指定超參數的設置，可避免過去需反覆實驗才可得到適合的超參數。經由台灣加權指數實證結果得知，他所提出的方法效果優於其它的方法。廖凡宇（2010）為了輔助經驗不足的投資大眾在股市做正確的投資判斷，因而使用類神經網路，配合八項投資技術分析指標來建構一個預測股票市場漲跌趨勢的智慧型預測模式，並以台灣50指數股票型證券投資信託基金做為股票歷史資料庫作為實證研究。研究結果發現，他所建構的類神經網路智慧型股價預測系統除了可節省小額投資者的選股時間外，並可降低投資風險，使小額投資者不因股市波動而投資血本無歸。蔡明翰（2010）應用時間序列中ARIMA模式分析法以及ARCH模式與GARCH 模式於台灣運輸產業的股票價格，並做不同模式預測能力的比較。 他的研究樣本以1999~2006八年間的台灣加權指數運輸類股的資料為樣本，依據不同類股股價建構出預測模式。研究發現考量異質變異數的AR(1)– GARCH（1,1）模式在該類股具有異質變異的特性時，較原先的AR(1)模式有較好的預測能力，當預測期間引入2008年時，研究建構的模式仍然有良好的預測能力。

由以上文獻回顧可知學者主要針對某一主題，應用某種預測模式或比較多種不同預測模式的績效，選擇一種較準確的預測方式針對股票市場進行預測，過去在股價預測方面文獻，較少針對預測所產生的殘差值進行處理。由於殘差項誤差會影響到預測結果的準確性，本研究將針對此一問題，提出改良式類神經預測方法。

參、研究方法

以下首先將介紹本研究所欲採用的預測方法：ARIMA 模式、類神經網路及灰預測，其次提出本研究所採用的改良式類神經預測模式。

一、ARIMA 模式

（一）定態及非定態資料

時間數列資料常可分為定態（stationary）及非定態（non-stationary）資料。定態時間數列資料對預測未來數列的走勢變化才會準確。故在進行時間數列分析時，通常時間數列的資料必須達到定態。若資料為非定態資料，即具有隨機漫步的特性，將無法預測下一期的變化。故以非定態時間數列進行預測在模型估計上常會產生假性迴歸問題。由於ARIMA 只能用在定態時間數列資料，因此常需要將非定態資料轉換為定態資料。一般常用的轉換方法為對時間數列資料進行差分，使資料符合定態條件的假設。

（二）ARIMA 模式

一般而言，隨機時間數列主要包括四種模式：自我迴歸模式（AR）、移動平均模式（MA）、混合自我迴歸與移動平均模式（ARMA）及整合式自我迴歸與移動平均模式（ARIMA）。 ARIMA 模式可表示為以下公式（Pankratz, 1983）：

$$\varphi_p(B)\nabla^d \alpha_t = \theta_q(B)\, \tau_t \qquad (1)$$

其中 $\nabla^d = (1-B)^d$，d 是差分階數

α_t 及 τ_t 是分別表示在時間點 t 的隨機變數

φ_p 及 θ_q 是 AR 及 MA 的 p 階及 q 階級次

B 可定義為$\varphi_p(B) =(1-\varphi_1 B-\varphi_2 B_2-\ldots \varphi_p B_p)$，表示非季節性 AR 運算式

$\theta_q(B)=(1-\theta_1 B-\theta_2 B_2-\ldots-\theta_q B_q)$ ，表示非季節性 MA 運算式

典型的 ARIMA 模式可以ARIMA（*p,d,q*）來表示。其中 *p* 代表自我迴歸級數，*d* 為差分級數，*q* 為移動平均級數。

（三）Box-Jenkins時間數列分析的步驟

1. 資料蒐集及整理（Data collection）

時間數列需在資料為定態下才可進行。由於許多時間數列並非定態（Pankratz,1983），故常需將資料轉換為定態資料後才可進行後續分析之使用。若原始資料非定態，則此一步驟常藉由將資料取差分而完成。

2. 參數估計（Estimation）

在參數估計階段，主要針對候選模型進行參數估計，並檢定模式之參數是否顯著，一般而言常使用統計及圖形判斷方式進行參數估計。因此必須檢定參數是否顯著，直到找到參數都顯著的模型。為了避免人為判斷所產生的誤差，在實務上常用試誤法的方式進行尋找合適的模型，以避免人為判斷的缺失，在試誤法過程中，通常將p與q值階次限制在3階以下。

3. 模式判斷及檢驗（Diagonisic checking）

觀察時間數列模型的ACF與PACF與模型參數的顯著性後，初步選取幾種可能的模型，並檢定這幾組模型的殘差是否存符合白噪音- 亦即殘差符合無自我相關及常態分配的檢定。一般常用的檢定方式為Q統計量及 Jarque-Bera（JB）統計量（楊奕農，2005）。

4. 模式選取（Model selection）

在時間數列的研究中，最佳模式之選取一般以 Akaike 提出的AIC（An Information Criterion）或SBC（Schwartz Bayesian information Criterion）準則進行SARIMA模式的選取。其計算公式為：

$$AIC=N\ln(SSE)+2k \quad (2)$$

$$SBC=N\ln(SSE)+k\ln(N) \quad (3)$$

其中N是樣本總數，ln（n）是樣本總數取自然對數，k是待估參數總數。AIC及SBC的值愈小，模式的配適度愈佳。

二、類神經網路

類神經網路模式係由人工神經元建立一個網路架構，由神經元的運作模擬生物的學習行為，因此類神經網路模式亦可視為一種特殊型式的統計迴歸模式（詹錢登，2006）。類神經網路模式主要可分成四大類（監督式學習網路、無監督式學習網路、聯想是學習網路與最適化應用網路），其中，監督式學習網路是目前最常被使用的學習網路（葉怡成，2004），而倒傳遞類神經網路模式（Back-Propagation Network， BNP）則是目前類神經網路學習模式中最具代表性，且應用最為普遍的模式，網路架構為三層式，分別為輸入層、隱藏層及輸出層。

（一）輸入層：用以表現網路的輸入變數，通常使用線性函數作為轉換函數 $f(x) = x$。

（二）隱藏層：用以表現輸入處理單元闊的交互影響，使用非線性轉換函數，可以有一層以上，也可以沒有隱藏層。

（三）輸出層：用以表現網路的輸出變數，使用非線性轉換函數。

網路運用最陡坡降法，調整參數，再透過網路運作逐步調整參數，使網路誤差值逐步減少，達到學習目的。基本原理是利用最陡坡降法的觀念，將誤差函數予以最小化。

類神經網路模式需要透過範例事件的學習過程，以建構最佳類神經網路模式架構。一般而言，類神經網路模式建構過程，須決定輸入層之輸入因子、隱

藏層層數、隱藏層神經元個數、學習速率及慣性因子等。

三、灰色預測

灰預測是由鄧聚龍先生於1982年所提出的一種預測方式，他是根據給定的數據直接建立GM（1,1）模型。一般而言，GM（1,1）包括累積加總，反向累積生成及灰色建模三個步驟。基本概念為假設原始數列 $x_0=\{x_0^{(1)},x_0^{(2)},...,x_0^{(i)},...,x_0^{(n)}\}$，藉由累加生成（AGO）產生一新數列 $x_0^{(n+1)}$，然後產生一組新數列 $x_1^{(0)}$ 等於 $\{x_0^{(1)},x_0^{(2)},...,x_0^{(n+1)}\}$。在下一步驟中，$x_0^{(1)}$ 從原始數列移而後形成成一組新數列$x_2^{(0)}=\{x_0^{(2)},...,x_0^{(i)},...,x_0^{(n+1)}\}$。在下一步驟中一組新數列GM（1,1） 將被形成，此一過程程序進行直到獲得所需求的時間數列為止。 GM（1,1）計算過程如（Wang, 2004；Tseng, Yu, and Tzeng, 2001）：

（一）假設原始數列 x_0,

$$x_0=\{x_0^{(1)},x_0^{(2)},...,x_0^{(i)},...,x_0^{(n)}\} \tag{4}$$

（二）藉由累加生成產生一組新數列x_1, $x_1=\{x_1^{(1)},x_1^{(2)},...,x_1^{(i)},...,x_1^{(n)}\}$,

其中 $$x_1^{(k)}=\sum_{i=1}^{k}x_0^{(i)} \tag{5}$$

（三）建立一階差分等式 $$\frac{dx_0}{dt}+ax_a=u \tag{6}$$

（四）依據步驟（三）得到

$$\hat{x}_1(k+1)=(x_0^{(1)}-\frac{u}{a})e^{-ak}+\frac{u}{a} \tag{7}$$

$$\hat{x}_0(k+1)=\hat{x}_1(k+1)-\hat{x}_1(k) \tag{8}$$

其中 $$\hat{a}=[a,u]^T=(b^Tb)^{-1}b^Tr_n, \tag{9}$$

$$b=\begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x_1^{(1)}+x_2^{(1)}) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x_2^{(1)}+x_3^{(1)}) & 1 \\ & \\ -\frac{1}{2}(x_{n-1}^{(1)}+x_n^{(1)}) & 1 \end{bmatrix} \tag{10}$$

$$r_n=(x_2^{(0)},x_3^{(0)},...,x_n^{(0)})^T \tag{11}$$

$\hat{x}_1(k+1)$ 是在時間 k+1 時的預測值 $\hat{x}_1(k+1)$

（五）逆累加生成函數，而在k的預測值為 $\hat{x}_o^{(0)}(k)$ 其中 $\hat{x}_o^{(0)}(k)=\hat{x}_1(k)-\hat{x}_1(k-1)$ （12）

四、改良式類神經股價預測模式

類神經網路已經成功應用在股價預測上，傳統上使用類神經網路預測股價，殘差部分較少加以處理，由於殘差項大小會影響到預測準確性，故需針對殘差項進行合理之處理，本研究所提出之改良式類神經預測方法主要是在殘差處理上，將類神經網路預測股價部份所產生之殘差，再以類神經網路進行預測，而類神經預測模式所產生的值加上殘差項由類神經網路預測所產生的值加總，即為新的預測值。

假設原始股價時間數列為 Y_t ，Y_t 由線性相關結構及殘差成分所組成

$$Y_t = a_t + b_t \tag{13}$$

其中a_t代表線性成分，b_t代表殘差部分，為求預測精確，本研究所提出的改良式類神經預測模式主要針對預測所產生的殘差值，以類神經網路模式進行預測上處理，亦即改良了傳統類神經預測模式中忽略殘差值處理的部分。由於任何的預測模式皆由線性模型及殘差值所組成，故本研究所提出的改良式類神經預測模式主要為股價預測數列是在類神經網路的預測基礎上加上殘差值以類神經網路預測處理而成。

茲將本研究所提出的改良式類神經網路股價預測模試步驟彙整如下:

首先藉由類神經網路，可產生一組預測數列 α_t，依據預測模式，數列之殘差 e_t 為

$$e_t = Y_t - \tilde{a}_t \tag{14}$$

上式中，Y_t 為在時間 t 時的實際值，$\tilde{a}_t$為在時間 t 時，以類神經網路預測的估計值，對於線性模式估計而言，殘差在模式診斷及判斷中極為重要，因最終所估計出的模式需符合殘差無自我相關及常態分配的檢定。

對於殘差而言，由於殘差在許多研究中皆證實具有非線性特性（Box and Jenkins’ 1970），故在上述公式中，對於殘差 e_t 的預測可使用類神經網路進行，假設具有 n 個輸入節點，類神經網路對於殘差的預測 $(\tilde{b}_t)$ 可表示為以下公式：

$$\tilde{b}_t = f\,(e_{t-1}, e_{t-2}, \ldots, e_{t-n}) + \varepsilon_t \tag{15}$$

上述公式中，$f\,(e_{t-1}, e_{t-2}, \ldots, e_{t-n})$為由類神經網路所決定的殘差值，$\varepsilon_t$為隨機標準誤。

構建出類神經網路預測模試和殘差e_t 的類神經網路預測模式後，股價的預測值可由以上兩者相加所組成而成。

$$Y_t = \tilde{a}_t + \tilde{b}_t \tag{16}$$

綜合以上所言，本研究所使用的改良式類神經網路預測模式主要包含兩部分，首先，對於股價預測使用類神經模式分析，其次再針對類神經網路預測模式中之殘差部分，再以類神經網路進行預測，本研究所提出的預測模式可算是類神經網路預測的一種改良方法，將能夠有效改善整體模式的預測績效。

五、模式績效衡量

檢驗模式預測能力的指標有許多種，本研究採用平均誤差百分比（Mean Absolute Percentage Error, MAPE）來衡量模式預測能力。MAPE值愈小，其預測能力愈佳。依據 Lewis（1982）建議，模式依據MAPE大小將模式預測能力分為四種等級，MAPE < 10%，代表預測能力高度正確，10% < MAPE <20%表示預測能力良好，20% < MAPE <50% 表示預測能力合理，MAPE > 50%表示預測能力不正確。

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N}\sum_{t=T+1}^{T+N}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right| \tag{17}$$

其中 y_t:實際值 ；$\hat{y}$:預測值； t:1, 2, ⋯, n

肆、實證研究

本研究之研究範圍為台灣上市公司航運類股之三家公司：X、Y與Z公司為研究對象，探討股價之變化趨勢，並建構以時間數列為基礎之預測模式，本研究之資料來源採用AREMOS數據統計資料庫，數據資料以2010年1月至2011年8月之交易日收盤價為單位，資料分析主要包含預測模式建構與測試驗證兩部分。其中第1-390筆為樣本內之資料，供模式構建使用，第391至413筆資料為樣本外資料，分為樣本外6期、12期及23期（一個月）三種樣本外區間，供模式驗證使用。

一、ARIMA 模式

以X公司為例，由原始資料觀察之ACF與PACF圖觀察得知此股價數列並非定態，非定態資料之處理一般而言利用差分及季節性差分來消除趨勢波動和季節波動的影響，以達到平穩化目的。經觀察此數列，並無季節性存在，故首先針對數列取差分，觀察數列大致上呈現定態，故可以此資料進行模式之構建，圖1與圖2為將數列取差分後的ACF與PACF趨勢圖。

經過一階差分後，數列趨勢消除，d=1，故選用ARIMA（p,1,q）。由於ARIMA模式需估計p、q參數，本研究以試誤法進行模式之基本估計，首先估計p和q，其中p、q均估計至3期，若所估計的模式參數不顯著，則需予以刪除。由試誤法中得知

只有ARIMA（1,1,1）符合標準。其次以Q檢定，檢定殘差是否符合無自我相關之基本假設。在Q統計量的檢定中，選擇所有落後期1-36期的p值都大於5%的模式，相當於在顯著水準5%之下，皆無法拒絕殘差變數從1到36階都沒有自我相關的虛無假設的模式。結果發現該模式殘差符合無自我相關之基本假設，故選用ARIMA（1,1,1）作為模式構建使用。研究結果得知樣本外6期、12期及23期的平均誤差百分比為分別為7.0%、8.0%及8.3%，依此方式依序求出Y和Z公司之最佳配式模式為ARIMA（1,1,1）及ARIMA（1,1,3），及6期、12期及23期之樣本外平均誤差百分比。

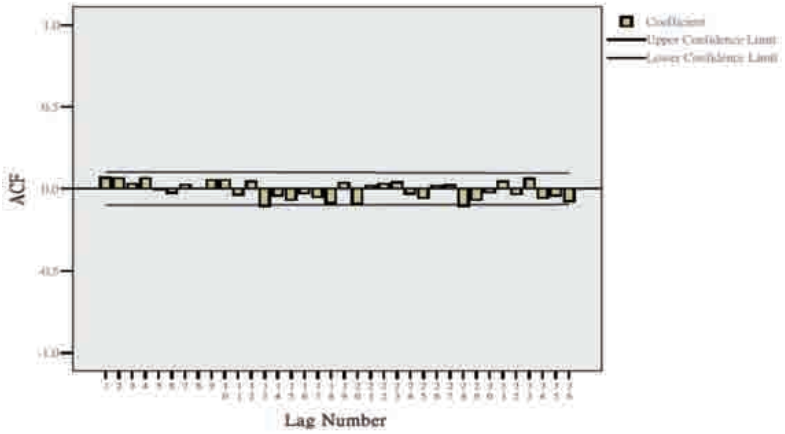

圖1　差分後之ACF 趨勢圖

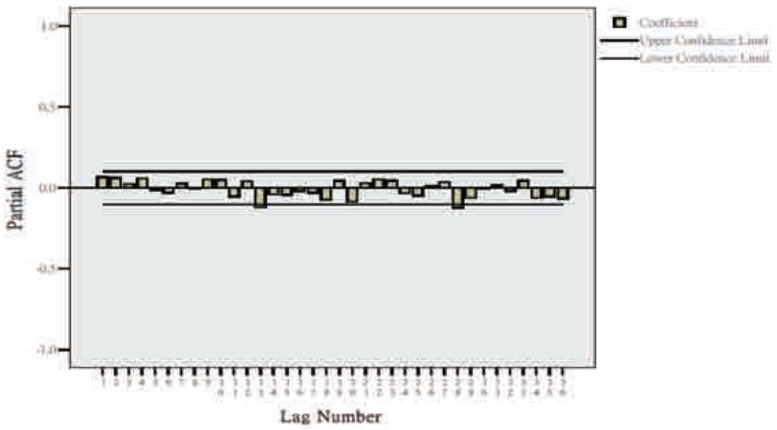

圖2　差分後之PACF 趨勢圖

二、灰預測

以X公司為例，灰預測預測股價之主要步驟如下：

步驟1：原始股價之數列如下: {23.45, 24.15,…}。

步驟2：建立累加生成函數 {23.45, 47.60,…}。

步驟3：使用最小平方法求得參數 a, b ; { a = -0.00070; b = 22.4987}。

步驟4：由步驟1-3求出GM（1,1）的預測方程式為：

$\hat{x}_1^{(k+1)}$ = (23.45 -22.4987/0.00070)exp(0.0006988k)+22.4987/0.00070。

由以上之計算過程，可求出第391至413筆股票資料之預測值，其6期、12期及23期樣本外平均預測誤差為7.7%、6.9%及6.8%。依照上述之計算過程可求得Y與Z公司6期、12期及23期之樣本外平均誤差百分比。

三、類神經網路

本研究類神經計算部分採用NeuroShell Predictor軟體建立倒傳遞類神經網路，首先進行樣本之訓練， 網路基本架構，包括三層:輸入層、隱藏層、輸出層，層與層之間採完全連結。以X公司為例，其輸入層單元數共2個，隱藏層經測試後，最佳隱藏神經元為62，輸出層單元數為1，前390筆為訓練樣本，透過對模型的學習與訓練，確認最佳的參數，後以第391至413筆樣本為測試資料。研究結果得知樣本外6期、12期及23期平均誤差百分比分別為0.7%、0.6%及0.8%，依照上述之計算過程可求得Y與Z公司6期、12期及23期之樣本外平均誤差百分比。

四、改良式類神經網路預測模式

以X公司為例，首先依照類神經預測之方法，將所求之預測樣本與原始資料比較，求得1-413筆資料之預測殘差形成一新數列本，其中以1-390筆資料為訓練樣本，第391-413筆資料為預測樣本。類神經計算部分亦採用NeuroShell Predictor 軟體建立倒傳遞類神經網路，網路基本架構包括三層：輸入層、隱藏層、輸出層，層與層之間採完全連結。其輸入層單元數設定為2個，隱藏層經測試後，最佳隱藏神經元設定為38，輸出層單元數為1，前390筆為訓練樣本，透過對模型的學習與訓練，確認最佳的參數，產生第391至413筆樣本為預測資料。其次加總本章第三小節樣本外資料之預測結果與本過程之預測結果，形成一新數列。研究結果得知新數列6期、12期及23期樣本外之平均誤差百分比為0.5%、0.5%及0.6%。依照上述之計算過程可求得Y與Z公司6期、12期及23期之樣本外平均誤差百分比。

五、預測結果比較

樣本外預測績效比較如表1至表3所示。研究結果發現四種預測模式的平均誤差百分比均小於10%，代表預測能力皆為高度正確。在預測績效比較部分，樣本外6期預測績效改良式類神經網路預測模式最佳，其次為類神經預測網路、ARIMA模式及灰預測模式。樣本外12期與23期預測績效比較最佳模式皆為改良式類神經網路預測模式，其次為類神經預測網路、灰預測模式及ARIMA模式。在個別公司預測方面，改良式類神經網路預測模式於X、Y與Z公司中，樣本外6期、12期及23期之預測績效

皆優於傳統類神經網路預測模式。由此可知本研究所提出的改良式類神經網路模式改進了傳統類神經預測模式的缺點，將有助於提高預測績效。

表 1　樣本外6期平均誤差百分比

	ARIMA	灰預測	類神經網路	改良式類神經網路預測模式
X公司	7.0%	7.7%	0.7%	0.5%
Y公司	5.6%	5.1%	0.9%	0.8%
Z公司	5.7%	9.3%	0.9%	0.6%
平均	6.10%	7.37%	0.83%	0.63%
預測能力	高度正確	高度正確	高度正確	高度正確
排序	3	4	2	1

表 2　樣本外12期平均誤差百分比

	ARIMA	灰預測	類神經網路	改良式類神經預測模式
X公司	8.0%	6.9%	0.6%	0.5%
Y公司	8.3%	7.3%	1.2%	0.9%
Z公司	8.4%	6.4%	1.2%	0.8%
平均	8.23%	6.87%	1.0%	0.73%
預測能力	高度正確	高度正確	高度正確	高度正確
排序	4	3	2	1

表 3　樣本外23期平均誤差百分比

	ARIMA	灰預測	類神經網路	改良式類神經預測模式
X公司	8.3%	6.8%	0.8%	0.6%
Y公司	8.0%	6.8%	1.0%	0.8%
Z公司	10.5%	4.8%	5.4%	5.1%
平均	8.93%	6.13%	2.40%	2.17%
預測能力	高度正確	高度正確	高度正確	高度正確
排序	4	3	2	1

伍、結論與建議

本研究主要使用三種常見的預測方法- SARIMA 模式、類神經網路及灰預測構建股價預測模型，並提出一套改良式類神經預測網路模式以改進傳統類神經網路之預測績效，研究結果發現四種預測模式的預測能力皆為高度正確，而本研究所提出的改良式類神經網路預測模式則改良了傳統類神經預測模式的缺點，將更能有效及準確預測股價未來走勢。

本研究所構建之改良式類神經網路預測模式雖具有高度之準確度，然隨著預測技術發展的成熟及各種套裝軟體的進步，各種預測技術亦不斷更新。在預測領域中，近年來發展出組合預測模式，組合數種不同預測方法進行預測。後續研究可以組合預測方法預測股價，並與本研究所提出的方法比較，以求得更精確的預測結果。

參考文獻

白炳豐、林國平、王正賢（2004）。橢圓形模糊系統於台灣股市股價預測之應用，**工業工程學刊，21**（2），146-155。

許枝傳（2005）。**應用類神經網路與時間數列方法在小型台指期貨指數之分析與預測**。私立義守大學資訊管理研究所碩士論文，未出版，高雄。

張大晉（2009）。**應用價格循環理論及遺傳類神經網路於股價預測之應用**。私立大葉大學資訊管理學系碩士論文，未出版，彰化。

陳國玄（2004）。人**工神經網路與統計方法應用於台灣上市電子類股價指數預測與分類之研究**，國立成功大學統計學系碩士論文，未出版，台南。

黃祺偉（2009）。**多核心支援迴歸向量機應用於股價預測**。國立中山大學電機工程學系碩士論文，未出版，高雄。

黃宇翔與王百祿（2008）。ARIMA 與適應性SVM 之混合模型於股價指數預測之研究，**電子商務學報，10**（4），1041-1066。

鄒杰夫（2008）。**台灣上市類股股價預測模型之研究-倒傳遞類神經網路模型之應用**。私立玄奘大學財務金融學系碩士論文，未出版，新竹。

葉怡成（2004）。**應用類神經網路**。台北：儒林圖書。

楊奕農（2005）。**時間序列分析-經濟與財務上之應用**。台北：雙葉書局。

詹錢登、曾志民、王志賢與王啟明（2006）。類神經網路應用於颱風報潮之預測，**海洋工程學刊，6**（1），1-24。

潘文超（2006）。以灰色預測與類神經模糊推論系統預測台股加權指數之研究，**遠東學報，23**（2），217-224。

覃思乾（2006）。股價預測的GM（1,1）模型，**決策與統計，2**，22-23。

廖凡宇（2010）。**以類神經網路在股價預測之研究**。國立虎尾科技大學資訊管理研究所碩士論文，未出版，雲林。

蔡明翰（2010）。**應用ARIMA與GARCH模式於台灣運輸產業股價之預測**。國立交通大學運輸科技管理學系碩士論文，未出版，新竹。

鄧聚龍（1982）。**灰色系統基本方法（Grey System Theory）**。華中理工大學出版社。

Chen, A.S., Leung, M.T., & Daouk, H.(2003). Application of neuralnetworks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index. *Computers & Operations Research, 30* (6), 901-923.

Guresen, E., Kayakutlu, G., & Daim, T.U.(2011). Using artificial neural network models in stock market index prediction. *Expert System with Application, 38*, 10389-10397.

Hassan, M.R., Nath, B., & Kirley, M. (2007). A fusion model of HMM, ANN and GA for stock market Forecasting. *Expert Systems with Applications, 33*, 171-180.

Leigh,W., Paz,M., & Purvis, R. (2002). An analysis of a hybrid neural network and pattern recognition, *Omega, 30* (2), 69-76.

Lewis,C.D.(1982).*International and Business Forecasting Methods*. London: Butterworths.

Oh, K.J., & Kim, K.J.(2002). Analyzing stock market tick data using piecewise nonlinear model. *Expert Systems with Application, 22*(3), 249-55.

Pankratz, A.(1983). *Forecasting with univariate Box-Jenkins method*. NY: Wiley.

Pai,P.-F., & Lin,C.-S.(2005).A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting, *Omega, 33*, 497- 505.

Saad, E.W., Prokhorov, D.V., & Wunsch, D.C.(1998). Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probabilistic neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks, 9* (6), 1456-1470.

Tseng, F.M., Yu, H.C., & Tzeng, G.H.(2001). Applied Hybrid Grey Model to Forecast Seasonal Time Series, *Technological Forecasting and Social Change, 67*, 291-302.

Tseng, F.M., Yu, H.C., & Tzeng, G.W.(2002). Combining neural network model with seasonal time series for forecasting gyro drift, *Technological Forecasting & Social Change, 69*, 71-87.

Wang, C.H.(2004). Predicting Tourism Demand Using Fuzzy Time Series and Hybrid Grey *Theory, Tourism Management, 25*, 367-74.

Wang, J.-Z., Wang, J.-J., Zhang, Z.-G., & Guo, S.-P. (2011). Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems with Application, 38*, 14346-14355.

Wang, J.-J., Wang, J.-Z., Zhang, Z.-G., & Guo, S.-P. (2012). Stock index forecasting based on a hybrid model, *Omega, 40* (6), 758-766.

Witt, S.F., & Witt,C.A.(1995). Forecasting tourism demand: a review of empirical research, *International Journal of Forecasting, 11*(3), 447-475.

Zheng, X., & Liu, M.(2009) .An overview of accident forecasting methodologies, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 22*, 484-491.