

## 國內開放式共同基金投資淨值預測之方法比較-以迴歸統計、類神經網路、與時間序列法

陳香伶  
財務金融系

### 摘要

本研究係以國內開放式、股票型、單一市場之成長型科技基金為研究對象，在考量基金成立時間之後，從中選出三支科技基金—保誠高科技基金、華南永昌前瞻科技基金、以及匯豐龍騰電子基金為研究標的，其資料範圍從民國86年1月至民國95年12月，共計120筆資料。本研究在蒐集36個可能影響基金績效及淨值的因素之後，使用統計軟體MINITAB及SPSS所做的初步篩選所建立的預測模式有兩種（模式一及模式二），而模式三為未經任何篩選機制而考量所有因素的對照組，以平均絕對誤差（MAE）及平均均方誤差（MSE）為主要評估指標。本研究採用三種方法（類神經網路、迴歸統計、時間序列）作預測並將各預測結果相互做一比較，證實經過篩選後的預測模式（模式一及模式二）於三支基金皆能提出較佳的淨值預測，而三支基金的模式二預測值皆為表現最佳者，而此三種研究方法中，有以迴歸統計方法為較優於其他兩種方法，但是並不能提供最佳的預測結果。不幸的是，類神經網路法雖然透過逐步篩選的統計方式，得到較佳的模型後較能提供好的預測值，但是需更嚴謹的考量到各基金性質才能保證預測的穩定性。

## 壹、緒論

### 一、研究動機

歷史上第一個共同基金始於於1822年由荷蘭國王威廉一世創立第一個共同基金。在當時最初的投資者設限於上流階層人士或是達官顯貴，因此，該共同基金規屬私人所有基金。其後，隨著英國的工業革命於18世紀末，在不少中產階級累積相當財富的同時，出現最早的共同基金規屬證券投資信託公司型態組織。美國最早的投資信託基金—「美國國際證券信託」。至1924年，美國麻薩諸塞公司設立的麻薩諸塞投資信託基金（Massachusetts Investor Trust, MIT），係由哈佛大學200名教授出資5萬美元所成立最早發行的開放型基金。

台灣在共同基金的發展始於1983年，相較於英國、美國的基金起步較慢，但成長卻極為迅速。當時，行政院「引進僑外投資證券計畫」為完成吸引外資的使命，成立首家證券投資信託股份有限公司—「國際投資信託公司」，同年，亦發行「台灣基金」，成功地自海外募集到410多萬美元投資於國內股市。然而國內共同基金發展可分為三個階段，第一階段自民國72年起陸續有四家公司成立，分別是國際、光華、中華、建弘，被稱為「四家老投信」。第二階段自民國81年證管會核准11家投信公司，結束四家老投信壟斷市場的時期。第三階段自民國85年政府又開放投信公司申請，截至89年12月31日，共同基金的總數共計302個，基金規模更超過1兆元，投信公司有38家。迄今不過20來年。

目前截至民國96年1月，國內的基金經理公司達41家，共同基金發行數則達到509支，基金總規模為2兆2百億。也正因如此，國內共同基金市場活絡的發展在近年來逐漸成為投資客的焦點。

由於共同基金近幾年發展迅速，且因為政治、經濟、環境、基金本身、專業經理人等因素皆可能影響基金的績效及淨值，對於投資標的之損益更加難以預測，因此許多學者紛紛開始從事基金方面的研究，試圖從中發展出一些有效的基金績效評估及淨值預測方法。目前從國內外文獻中找出於基金研究方面有：基金績效評估、淨值預測、選股能力、與擇時能力評估等模型。而應用的工具更是多樣化，諸如：類神經網路、迴歸模型統計方法、灰色系統理論、層級分析法、資料包絡法等多種方式。本研究以投資國內科技相關產業的基金為研究對象，此類型的基金為開放式、股票型、且單一市場之成長型基金，找出影響基金淨值變化的因子，協助準確預測基金淨值，進而獲取更高的投資報酬。

## 貳、文獻探討

1990年諾貝爾經濟學獎得主威廉·夏普（William F. Sharpe）認為，共同基金是一個最能分散風險並降低成本的投資工具。而它之所以可以降低風險及成本主要是藉由集合眾多投資人的金錢，經由專業機構負責投資管理，其投資收益及風險均由投資人共同分擔，發揮規模經濟的效果。正因如此，共同基金逐漸受到投資人喜愛，成為投資人理財方法之一。面對當今瞬息萬變的金融市場及琳瑯滿目的投資商品，國人頗為熟悉的基金分類方法是依照依投資標的做區分，則分為『股票型基金』、『債券型基金』、『貨幣型基金』及『衍生性商品基金』。而依買賣交易方式區分則為『開放型基金』與『封閉型基金』，兩者間最大的差異在於發行後受益憑證數量改變與否，在交易上亦有所差異。依投資區域做分類則為『全球型基金』、『區域型基金』與『單一市場型基金』。如將基金根據投資屬性來區分，可分為『成長型基金』、『收益型基金』及『平衡型三種』三大基金。

由於共同基金商品有如雨後春筍般接連出現，許多學者紛紛開始做基金方面的研究。對於共同基金的績效評估，目前所採用指標如：Treynor 指標、Sharpe 指標、Jensen 指標、風險值(VaR)及報酬率。而一些有效的基金績效評估方法有諸如：類神經網路、迴歸模型、統計方法、灰色系統理論、層級分析法、資料包絡法等。Elton, Gruber, Das, and Hlavka(1993)的研究報告中引進市場投資組合的股價指數與債券市場指數，藉此計算出調整後的異常報酬率。研究中也發現基金週轉率與總費用率愈高，其基金會有較低的異常報酬率。Christopherson, Ferson, and Glassman(1998及1999)的研究文獻中指出共同基金所承擔的系統性風險及所獲得之異常報酬會受到總體經濟因素的影響而有所調整，因此建議有必要將這些總體經濟資訊有效的考量在CAPM模型中。Bollen and Busse(2000)研究中運用Treynor及Mazuy模型與Henriksson 及Merton模型做為衡量基金績效的依據，並且指出在選取不同期間長短的基金淨值報酬率資料，會影響投資績效的評估結果。

而國內相關研究文獻中，賴宗德(2000)利用Henriksson 及Merton模型衡量開放式共同基金的選股能力及擇時能力，考慮殘差自我相關及異質變異的問題。劉濠葦(2000)利用倒

傳遞類神經網路建構基金績效分類系統，而以基金經理人為探討之輸入因子，分析經理人之投資行為、投資策略和個人屬性與基金績效之相關性，而績效評估指標則利用”Treyner Index”及”Sharpe Index”兩種來計算基金績效，作為倒傳遞類神經系統模式的學習樣本輸出值。張振魁（2000）使用過去台灣股票實際交易的個股歷史資料及相關的財經資料，利用類神經網路發展一套可以提供投資人做股市交易參考的決策支援系統。楊孟龍（2000）以台灣證券交易市場部份歷史資料，應用類神經網路於選股和預測個股股價在波段中漲跌走勢，輔以資金配置及交易策略實驗投資報酬。黃明輝(2001)針對債券型基金使用類神經網路與MARS兩種工具，“探勘”該債券型基金是否具有擇時(Timing)能力，並使用多元適應性雲形迴歸（Multivariate Adaptive Regression Splines, MARS）依據擇時能力進行分類模型之建立。此研究結果證實，在類神經網路方面，其較常見的問題如訓練時間過長，無法解釋模型內容等，都使得類神經網路在分析資料時受到限制。楊修懿(2001) 研究使用區色系統理論中的灰關聯分析法針對104檔之共同基金的510個日淨值，使用Sharpe、v1、grey1 以及grey3 四種方法進行績效評估，並利用灰色系統理論中的灰預測來做淨值預測。黃曉芸(2004)將台灣和美國共同基金樣本分為三年、五年、十年期進行比較，對基金整體績效、基金選股能力、基金擇時能力進行探討，由相同的樣本期間衡量共同基金整體績效，評估時使用Treyner指標與Sharpe指標。選股能力與擇時能力評估模型則用Jensen指標、Treyner & Mazuy模型、Henriksson & Merton模型及Lee & Rahman模型。黃綺年（2004）以96檔國內開放式股票型基金做為研究樣本，並利用淨值、週轉率、夏普指標、貝他係數、崔納指標五個指標做系統分類，及使用統計方法與自我組織映射類神經網路應用於投資績效分類與投資報酬率預測。游建欣（2006）運用適應性網路模糊推論系統於台灣股票加權指數預測之研究。由文獻中不難發現，類神經網路多應用於股票市場之股價預測，對共同基金市場而言，相關文獻仍屬有限，因此，本研究以類神經網路進行基金淨值之預測。

### 參、研究方法

本研究的研究流程，首先，設定本研究的方向及所預期達成之目的，再根據此研究方向設定適當的研究範圍及蒐集彙整相關的資料，其中包括針對相關的論文做一回顧與整理、了解所用之研究方法及問題其相似與差異的地方。在蒐集所有可能影響基金績效及淨值之各種因素時，亦對所收集到的數據做初步評估及整理。之後，從許多變數中進行因素篩選的程序，亦即透過迴歸分析等相關統計分析，挑選出具有決定性影響之因素做為第二階段類神經網路之輸入因子。而於第二階段建立預測模式時，本研究在預測方法中包含：時間序列、迴歸分析與類神經網路。在使用軟體部分，時間序列與逐步迴歸分析採用相同之套裝統計軟體 SPSS 15，而類神經網路採用 Super PCNeuron 5.0 來進行需求預測。本研究根據此三種方法之預測結果相互作一比較，作出結論。以下將針對因素篩選程序及方法進行詳細說明。

#### 一、研究樣本

本研究首先由基智網(FUND DJ)中科技類基金中選出基金樣本，並根據基金成立期

間、基金持股狀況、基金投資標的、投資區域相似度較高的三支科技基金—保誠高科技基金、華南永昌前瞻科技基金、匯豐龍騰電子基金—為研究標的，透過台灣經濟新報資料庫，蒐集台灣各經濟指標之數值，作為研究資料，其資料範圍從民國 86 年 1 月至民國 95 年 12 月，共 36 項自變數各 120 筆月資料，在神經網路模式中的訓練期與測試期，設定同樣為 86 年 1 月至 95 年 12 月。

## 二、輸入因子之決定

針對所有可能影響基金績效及淨值之各種因素，本研究大致分為五大類：基金評估指標、經濟指標、金融指標、貨幣金融指標、工業電子業生產指數、及股價指數。基金評估指標其項目有：標準差、資訊率(大、細)、夏普、貝塔值、崔納，經濟指標其項目有：國內生產毛額、外匯存底、國民生產毛額、景氣燈號、躉售物價指數、消費者物價指數、進出口物價指數、同時指標、領先指標、物價總指數，貨幣金融指標其項目有：有通貨淨額、狹義及廣義貨幣供應量、流動性負債年增率，工業電子業生產指數其項目有：電子、電機、機械、資訊外銷訂單，股價指數其項目有：股票市場股價指數、台股加權指數、店頭市場加權指數，共 36 個變數(如表一所示)。

表一、變數名稱對照表

中文	English	中文	English
淨值	NAV	實際國內生產毛額	GDP
標準差	STD	同時指標綜合指數	GI
資訊率(大)	IR_L	景氣燈號	ECI
資訊率(細)	IR_S	外匯存底	FR
夏普	Sharpe	當期國民生產毛額	GNP
崔納	TREYNOR	躉售物價指數	WPI
貝塔值	Beta	消費者物價指數年增率	CP_YEAR
通貨淨額(日)	M1A_DAY	進口物價指數年增率	IM_YEAR
通貨淨額(年)	M1A_YEAR	出口物價指數年增率	EX_YEAR
狹義貨幣供應量(日)	M1B_DAY	領先指標綜合指數	ML_INDEX
狹義貨幣供應量(年)	M1B_YEAR	物價總指數	PI
廣義貨幣供應量(日)	M2_DAY	躉售物價指數年增率	WP_YEAR
廣義貨幣供應量(年)	M2_YEAR	躉售物價指數變動率	WP_DELTA
流動性負債年增率	CL	電子產品外銷訂單	EET
股票市場股價指數	STOCK_INDX	電機產品外銷訂單	EMET
台股加權指數	TSE	機械產品外銷訂單	MET
店頭市場加權指數	OTC	資訊與通訊產品外銷訂單	ICET
製造業生產指數	MPI	工業生產總指數年增率	IP_YEAR
外銷訂單總額	ET		

本研究從此 36 個預測因素中，選出具有影響的因素，其變數篩選 (Variable Selection) 方式使用逐步迴歸分析法 (Stepwise Regression Analysis)，其主要架構為逐次加入或刪除一個變數於迴歸模式中，以探討其對解釋模型之影響是否顯著，至於要加入或刪除哪個變數是基於該變數能否改善模式而定。由於預測變數之選取關係著迴歸模式之好壞，若自變數選取得當，能讓判定係數 ( $R^2$ ) 愈大，且平均均方誤差 (MSE) 愈小，則模式愈好。因此逐步迴歸模式之主要目的，係選取較佳的自變數組合，使得模式達到最佳的狀態。本研究所採用之逐步迴歸法為順向選擇法與反向淘汰法的綜合，可視為順向選擇的改良。

首先模式中不包含任何預測變項，然後採順向選擇法，每次只容許一個預測因素進入迴歸公式，根據對模式的貢獻最大者，挑選預測因素進入迴歸模式中。而在接下來的每一步驟中，已被納入模式的預測變項則必須再經過反向淘汰法的考驗，以決定該變項要被淘汰亦或留下。換言之，當所放入迴歸方程式中之預測因素對模式不再具有顯著的貢獻時，則會被淘汰。在逐步迴歸各階段所產生之模式，將藉由 R-Sq 值高於 0.95 以上及 C-p 值 36 以下之門檻進行篩選，之後所選出的模式將以類神經網路加以訓練與測試，決定最佳者為模式一，但由於此法之缺點可能存有共線性之疑慮，因此。模式一決定之後，遂計算變異數影響因子 (Variance Inflation Factor, 簡稱 VIF)，當有任何輸入因子之 VIF 值大於 10，將自模式中移除，如此之步驟重複直到無任何影響因子的 VIF 值大於 10 為止，如此決定之模式名為模式二，將與模式一共同利用類神經網路進行敏感度分析，挑選最佳之網路參數組合。

### 三、類神經網路

類神經網路最早於 1957 年，由 Rosenblatt 提出第一種類神經網路模式—感知機 (Perceptron)，主要用於理論研究與樣本識別，為類神經網路的發展建立基礎。所謂類神經網路，是模仿生物神經網路所衍生而成的，在現代智慧型控制的領域裡，類神經網路已成為主流，而類神經網路發展至今已具有許多不同形式及功能，其分類方式也有許多種。本研究是運用監督式學習之類神經網路—倒傳遞類神經網路 (Backpropagation Network)，適用於診斷、預測等方面。倒傳遞類神經網路模式可說是目前類神經網路學習模式中最具代表性、應用最普遍的模式。

倒傳遞類神經網路之基本原理是利用最陡坡降法 (The Gradient Steepest Descent Method) 的觀念，將誤差函數予以最小化，其架構可區分為輸入層、隱藏層與輸出層。輸入層 (Input Layer) 為網路之輸入變數，即訓練範例之輸入向量，其處理單元數則依研究目的之需要而訂定；隱藏層 (Hidden Layer) 表現輸入處理單元間之交互影響，其處理單元數目並無標準，須以試誤 (trial and error) 方式決定其最佳數目；輸出層 (Output Layer) 表現網路之輸出變數，其處理單元數目亦依問題而定。

倒傳遞類神經網路之學習過程中，首先需設定網路參數；再者，根據均勻分佈隨機亂數設定加權值矩陣  $W_{xh}$  與  $W_{hy}$ ，以及偏權值向量  $\theta_h$  與  $\theta_y$  之初始值；接著，輸

入一個訓練範例之輸入向量 $X$ ，與目標輸出向量 $T$ ；最後，分別根據公式(一)及公式(二)計算隱藏層輸出向量 $H_k$ 及推論輸出向量 $Y_j$ 。

$$net_h = \sum_i W_{-xh_{ih}} \times X_i - \theta_{-h_h} \quad \text{及} \quad net_j = \sum_h W_{-hy_{hj}} \times H_h - \theta_{-y_j} \quad \text{公式(一)}$$

$$H_h = \frac{1}{1 + \exp(-net_h)} \quad \text{及} \quad Y_j = \frac{1}{1 + \exp(-net_j)} \quad \text{公式(二)}$$

在求得隱藏層輸出向量 $H_k$ 及推論輸出向量之值 $Y_j$ 後，從公式(三)及公式(四)計算輸出層差距量 $\delta_j$ 及隱藏層差距量 $\delta_k$ 。

$$\delta_j = Y_j(1 - Y_j)(T_j - Y_j) \quad \text{公式(三)}$$

$$\delta_h = H_h(1 - H_h) \sum_j W_{-hy_{hj}} \delta_j \quad \text{公式(四)}$$

之後可計算輸出層(隱藏層)之加權值矩陣修正量 $\Delta W_{-hy}$ ( $\Delta W_{-xh}$ )，和偏權值向量修正量 $\Delta \theta_{-y}$ ( $\Delta \theta_{-h}$ )

$$\Delta W_{-hy_{hj}} = \eta \delta_j H_h - hy_{hj} \quad \text{及} \quad \Delta W_{-xh_{ih}} = \eta \delta_h X_i \quad \text{公式(五)}$$

$$\Delta \theta_{-y_j} = -\eta \delta_j - y_j \quad \text{及} \quad \Delta \theta_{-h_h} = -\eta \delta_h \quad \text{公式(六)}$$

求得修正量後，更新輸出層(隱藏層)加權值矩陣 $W_{-hy}$ ( $W_{-xh}$ )，及偏權值向量 $\theta_{-y}$ ( $\theta_{-h}$ )。

$$W_{-hy_{hj}} = W_{-hy_{hj}} + \Delta W_{-hy_{hj}} \quad \text{及} \quad W_{-xh_{ih}} = W_{-xh_{ih}} + \Delta W_{-xh_{ih}} \quad \text{公式(七)}$$

$$\theta_{-y_j} = \theta_{-y_j} + \Delta \theta_{-y_j} \quad \text{及} \quad \theta_{-h_h} = \theta_{-h_h} + \Delta \theta_{-h_h} \quad \text{公式(八)}$$

重覆公式3至公式7，直至收斂(誤差不再有明顯變化)或執行一定數目的學習循環為止。接著，進入倒傳遞類神經網路之回想過程；首先，進行設定網路參數。讀入加權矩陣 $W_{-xh}$ 與 $W_{-hy}$ ，以及偏權值向量 $\theta_{-h}$ 與 $\theta_{-y}$ 後，輸入一個測試範例之輸入向量 $X$ 。計算隱藏層輸入向量 $H_k$ 及推論輸出向量 $Y_j$ 。

$$net_h = \sum_i W_{-xh_{ih}} \times X_i - \theta_{-h_h} \quad \text{及} \quad net_j = \sum_h W_{-hy_{hj}} \times H_h - \theta_{-y_j} \quad \text{公式(九)}$$

$$H_h = \frac{1}{1 + \exp(-net_h)} \quad \text{及} \quad Y_j = \frac{1}{1 + \exp(-net_j)} \quad \text{公式(十)}$$

當利用類神經網路來預測淨值而分析，所採用的比較基準為平均絕對誤差(MAE)、平均均方誤差(MSE)、誤差均方根據(RMSE)，其說明如下：

平均絕對誤差(Mean Absolute Error, MAE)：為預測誤差絕對值之平均，主要是用來衡量預測值誤差的大小，其值愈小表示愈接近實際值。MAE 公式為  $MAE = \left[ \sum |O_i - E_i| \right] \div n$ ，其中， $O_i$ ：實際值； $E_i$ ：預測值； $n$ ：樣本數。

平均均方誤差(Mean Square Error, MSE)：為預測誤差值的平方和之平均，主要是用來衡量預測值誤差的大小，但與 MAE 相比，在預測誤差上有較大的權數，其值愈小表示愈接近實際值。MSE 公式為  $MSE = \left[ \sum (O_i - E_i)^2 \right] \div n$ ，其中， $O_i$ ：實際值； $E_i$ ：預測值； $n$ ：樣本數。

誤差均方根 (Root of Mean Square, RMSE)：為模式的評估標準。相關係數值域為  $[-1,1]$ ，RMSE 公式為  $RMSE = \left[ \sum (O_i - E_i)^2 \div n \right]^{1/2}$ ，其中， $O_i$ ：實際值； $E_i$ ：預測值； $n$ ：樣本數，當相關係數之絕對值越大，RMSE 值愈小時，表示其模式的學習績效愈優良。

#### 四、時間序列

在時間序列中提出三種方法：移動平均法、指數平滑法和 ARIMA，其中以 ARIMA 的表現最佳，故本研究將針對 ARIMA 方法應用在 SPSS 15.0 軟體之執行進行說明。首先，將儲存於 EXCEL 電子檔的三支基金淨值複製並且貼上於 SPSS 表格中，並且在表格最上欄命名這三支基金的變數名稱。之後再定義數據相對應的日期，使用民國 86 年到 95 年的歷史資料，便可開始建立預測模型及進行數據分析預測。本研究所選擇預測的方法為「Expert Modeler」，因 Expert Modeler 可以幫我們進行參數最佳化，且對使用者而言較為方便。而在時間序列方法中，常見的三個預測模型，分別為：「All models」、「Exponential smoothing models only」、「ARIMA models only」。「All models」是系統會自動挑選 ARIMA 或 Exponential Smoothing 時間數列模型其中較佳的一個，做為預測方法，第二個選項「Exponential smoothing models only」是僅使用指數平滑法來進行預測，最後一個選項「ARIMA models only」則是使用 ARIMA 進行預測。本研究將三個預測模型的表現加以評估比較，以 ARIMA 的表現最佳，故選擇「ARIMA models only」來進行預測。

#### 肆、結果與討論

于逐步迴歸中採用  $R-Sq$  值高於 0.95 以上及  $C-p$  值 36 以下之門檻值進行篩選後，保誠高科技基金共有 13 個模式、華南永昌前瞻科技基金共有 12 個模式、匯豐龍騰電子基金則有 5 個模式，三支基金的最適迴歸模式組合皆從模式 17 或 18 開始，且當  $C-p$  值愈低時  $R-Sq$  ( $adj$ ) 值愈高，逐漸形成趨於穩定的狀態（如表二所示）。此外，從此表亦可看出，三支基金的

$C-p$ 值與 $R-Sq$ 值並不一定隨模式指標而增加。當 $VIF$ 值大於10時，可能所表示共線性在某些程度上影響了最小平方值（Least Squares Estimates）的計算，因此本研究根據第三節所描述的方式，將 $VIF$ 大於10的變數刪除再進行迴歸分析，直到該模式共線性為最低，且能夠保有模式之顯著性。表三為此兩種模式在經過本研究之變數篩選後的結果，其中TSE（台股加權指數）、IM\_YEAR（進口物價指數年增率）、EX\_YEAR（出口物價指數年增率）為三家基金公司共同具有之變數。

表二、三支基金之逐步迴歸模式摘要(以%為單位)

保誠高科技基金				華南永昌前瞻科技基金				匯豐龍騰電子基金			
模式	R-Sq	R-Sq (adj)	C-p	模式	R-Sq	R-Sq (adj)	C-p	模式	R-Sq	R-Sq (adj)	C-p
18	95.72	95.24	36.0	17	97.26	96.93	31.8	18	95.38	94.76	32.6
19	95.87	95.36	33.4	18	97.37	97.02	29.1	19	95.31	94.74	32.3
20	96.03	95.50	30.5	19	97.45	97.08	27.4	20	95.68	95.1	24.6
21	96.25	95.71	26.0	20	97.61	97.23	22.3	21	95.94	95.35	19.6
22	96.42	95.86	22.7	21	97.57	97.22	21.9	22	96.04	95.42	19.1
23	96.52	95.94	21.7	22	97.65	97.29	20.1				
24	96.49	95.95	20.5	23	97.72	97.34	19.2				
25	96.46	95.95	19.4	24	97.83	97.45	16.0				
26	96.57	96.03	18.3	25	97.79	97.42	15.9				
27	96.54	96.05	16.9	26	97.86	97.48	14.6				
28	96.68	96.16	14.9	27	97.94	97.55	13.2				
29	96.78	96.24	13.8	28	97.98	97.58	13.2				
30	96.85	96.29	13.5								

針對本研究所用到的前兩種模式之學習參數做敏感度分析，其主要目的為了增進類神經網路模式之準確度，及增加對模式的了解所以更改網路學習參數，如：隱藏層節點數、學習循環次數、學習速率、慣性因子等。所考量之參數組合隱藏層共有二層，第一層隱藏層節點數之組合為5、10、15、20，以及第二層為0、5、10、15，且針對學習循環次數做分析，調整範圍為100、300、500、1000、1500、2000。針對學習速率做分析，其學習速率之選擇為0.1、0.5、1、5、10，挑選比較後其誤差均方根相對來得低的做為調整依據，學習速率越高，對神經學習越快，但測試誤差均方根並不一定最好。針對慣性因子做調整，其調整範圍為0.1~0.8之間且間隔為0.1，其結果發現慣性因子設定在0.1~0.5間得可以得到較佳的結果，慣性因子設定越高數值則越偏離結果較為不好。在此組合之下所產生之結果以學習誤差均方根（Learning RMS）及測試誤差均方根（Testing RMS）表示，當測試誤差均方根大於學習誤差均方根時為過度學習。因此，選擇最適組合之門檻為測試誤差均方根值最小，且沒有過度學習發生的隱藏層節點組合，此組合將作為調整依據進行下一步驟(如表四及表五所示)。

表三、模式一與模式二之變數組合

保誠高科技		華南永昌前瞻科技		匯豐龍騰電子	
模式一	模式二	模式一	模式二	模式一	模式二
BETA	BETA	BETA	CL	CP_YEAR	EET
CL	CL	CL	CP_YEAR	EET	EMET
EC	EMET	CP_YEAR	EX_YEAR	EMET	ET
EET	EX_YEAR	EMET	FR	ET	EX_YEAR
EMET	GDP	EX_YEAR	GDP	EX_YEAR	GI
EX_YEAR	ICET	FR	IM_YEAR	GDP	IM_YEAR
GDP	IM_YEAR	GDP	M1A_YEAR	GI	IR_S
ICET	IR_L	GNP	M2_YEAR	IM_YEAR	M2_DAY
IM_YEAR	IR_S	ICET	MET	IR_S	ML_INDEX
IP_YEAR	M2_YEAR	IM_YEAR	MPI	M1A_DAY	STD
IR_L	ML_INDEX	M1A_DAY	PI	M2_DAY	STOCK_IND
IR_S	MPI	M1A_YEAR	Sharpe	M2_YEAR	TSE
M1A_YEAR	STD	M2_DAY	TREYNOR	ML_INDEX	WP_YEAR
M2_DAY	TSE	M2_YEAR	TSE	PI	WPI
M2_YEAR	WP_DELTA	MET		STD	
ML_INDEX		MPI		STOCK_IND	
MPI		PI		TSE	
PI		Sharpe		WP_DELTA	
STD		TREYNOR		WP_YEAR	
TREYNOR		TSE		WPI	
TSE		WP_DELTA			
WP_DELTA		WP_YEAR			
WPI					

表四、根據學習誤差與測試誤差平方根之差異值最小值作篩選

保誠 M1							保誠 M2						
層數	學習初 始值	慣性因 子	世代數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根	層數	學習初 始值	慣性因 子	世代 數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根		
10	15	0.50	0.30	100	0.054	0.056	10	15	0.500	0.30	100	0.065	0.063
10	15	0.50	0.50	100	0.049	0.054	10	15	0.500	0.50	100	0.057	0.062
10	15	0.50	0.70	100	0.045	0.052	5	0	0.500	0.70	100	0.028	0.034
10	15	1.00	0.30	100	0.042	0.049	5	0	1.000	0.30	100	0.026	0.033
10	15	1.00	0.50	100	0.040	0.047	15	5	1.000	0.50	100	0.034	0.040
10	15	1.00	0.70	100	0.039	0.045	15	10	1.000	0.70	100	0.030	0.036
10	15	5.00	0.30	200	0.023	0.028	20	15	5.000	0.30	100	0.029	0.039
10	15	5.00	0.50	100	0.024	0.031	20	15	5.000	0.50	100	0.028	0.040
20	15	5.00	0.70	100	0.022	0.034	20	15	5.000	0.70	100	0.027	0.040
華南 M1							華南 M2						
層數	學習初 始值	慣性因 子	世代數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根	層數	學習初 始值	慣性因 子	世代 數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根		
10	15	0.50	0.30	2000	0.026	0.033	15	5	0.500	0.30	100	0.069	0.072
10	15	0.50	0.50	2000	0.026	0.033	20	15	0.500	0.50	1700	0.026	0.032
10	15	0.50	0.70	1900	0.026	0.033	15	0	0.500	0.70	100	0.025	0.031

10	15	1.00	0.30	1700	0.025	0.032	15	0	1.000	0.30	100	0.023	0.029
10	15	1.00	0.50	1600	0.025	0.032	5	10	1.000	0.50	900	0.037	0.037
5	10	1.00	0.70	700	0.025	0.032	15	15	1.000	0.70	100	0.027	0.033
20	5	5.00	0.30	100	0.024	0.030	20	5	5.000	0.30	100	0.023	0.030
20	5	5.00	0.50	100	0.025	0.030	20	5	5.000	0.50	100	0.023	0.030
20	5	5.00	0.70	100	0.027	0.032	10	5	5.000	0.70	100	0.027	0.033
匯豐 M1							匯豐 M2						
層數		學習初 始值	慣性因 子	世代數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根	層數		學習初 始值	慣性因 子	世代 數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根
10	0	0.50	0.30	300	0.028	0.029	20	5	0.500	0.30	900	0.031	0.031
10	0	0.50	0.50	200	0.029	0.029	15	0	0.500	0.50	2000	0.023	0.023
5	10	0.50	0.70	1200	0.027	0.027	15	0	0.500	0.70	1800	0.023	0.023
10	5	1.00	0.30	800	0.029	0.029	5	10	1.000	0.30	800	0.032	0.032
5	10	1.00	0.50	700	0.027	0.028	10	5	1.000	0.50	600	0.033	0.033
5	15	1.00	0.70	700	0.028	0.028	15	0	1.000	0.70	1000	0.023	0.023
10	10	5.00	0.30	100	0.032	0.036	15	5	5.000	0.30	1800	0.023	0.023
15	15	5.00	0.50	100	0.037	0.039	10	5	5.000	0.50	700	0.022	0.022
10	10	5.00	0.70	100	0.029	0.032	5	10	5.000	0.70	200	0.021	0.021

表五、根據測試誤差平方根之最小值作篩選

保誠 M1							保誠 M2						
層數		學習初 始值	慣性因 子	世代數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根	層數		學習初 始值	慣性因 子	世代 數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根
20	0	0.50	0.30	100	0.032	0.042	5	0	0.500	0.30	300	0.028	0.033
5	5	0.50	0.50	1700	0.020	0.034	5	0	0.500	0.50	200	0.028	0.034
5	5	0.50	0.70	1600	0.020	0.034	5	0	0.500	0.70	100	0.028	0.034
5	5	1.00	0.30	1400	0.020	0.034	5	0	1.000	0.30	100	0.026	0.033
15	0	1.00	0.50	2000	0.018	0.033	5	0	1.000	0.50	100	0.025	0.032
15	0	1.00	0.70	1500	0.018	0.032	5	0	1.000	0.70	100	0.022	0.032
10	15	5.00	0.30	200	0.023	0.028	5	0	5.000	0.30	100	0.019	0.031
20	10	5.00	0.50	2000	0.017	0.029	5	0	5.000	0.50	100	0.017	0.032
15	0	5.00	0.70	200	0.012	0.029	5	0	5.000	0.70	100	0.016	0.030
華南 M1							華南 M2						
層數		學習初 始值	慣性因 子	世代數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根	層數		學習初 始值	慣性因 子	世代 數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根
5	0	0.50	0.30	500	0.023	0.032	15	0	0.500	0.30	300	0.024	0.030
5	5	0.50	0.50	1600	0.023	0.031	5	15	0.500	0.50	1700	0.025	0.032
5	5	0.50	0.70	1500	0.023	0.031	15	0	0.500	0.70	100	0.025	0.031

5	5	1.00	0.30	1300	0.023	0.031	15	0	1.000	0.30	100	0.023	0.029
5	5	1.00	0.50	1200	0.023	0.031	15	0	1.000	0.50	100	0.022	0.029
15	0	1.00	0.70	100	0.020	0.030	15	0	1.000	0.70	100	0.021	0.028
20	5	5.00	0.30	100	0.024	0.030	20	5	5.000	0.30	100	0.023	0.030
5	5	5.00	0.50	100	0.022	0.030	20	5	5.000	0.50	100	0.023	0.030
5	5	5.00	0.70	100	0.022	0.029	20	5	5.000	0.70	100	0.022	0.031
匯豐 M1							匯豐 M2						
層數		學習初 始值	慣性因 子	世代數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根	層數		學習初 始值	慣性因 子	世代 數	學習誤差 均方根	測試誤差 均方根
5	10	0.50	0.30	1400	0.027	0.028	5	0	0.500	0.30	2000	0.021	0.021
5	10	0.50	0.50	1300	0.028	0.028	5	0	0.500	0.50	2000	0.021	0.021
5	10	0.50	0.70	1200	0.027	0.027	5	0	0.500	0.70	2000	0.021	0.021
5	10	1.00	0.30	900	0.027	0.028	5	0	1.000	0.30	1600	0.021	0.021
10	0	1.00	0.50	100	0.025	0.027	5	0	1.000	0.50	1500	0.021	0.021
10	5	1.00	0.70	1600	0.025	0.025	5	0	1.000	0.70	1200	0.021	0.021
10	0	5.00	0.30	100	0.022	0.031	10	15	5.000	0.30	1700	0.021	0.021
20	0	5.00	0.50	100	0.020	0.029	10	15	5.000	0.50	1700	0.020	0.020
20	0	5.00	0.70	100	0.019	0.030	10	15	5.000	0.70	900	0.020	0.020

本研究在此三種預測方法之下所產生之基金淨值結果如表六所示，其評估模型績效主要以均方根誤差百分比，衡量預測值與實際值間的偏誤程度，並且將偏誤程度以該變數之實際值標準化，故可爰以比較各變數之預測能力。同時，為避免某些變數因數值較小，致使相對於實際值所得之均方根誤差百分比偏高的情形發生，故而在亦將其均方根誤差列出，以為比較參考。均方根誤差百分比之計算公式為：

$$RMSE\% = \left\{ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[ \frac{Y_t^s - Y_t^a}{Y_t^a} \right]^2 \right\}^{1/2}$$

在此，T 為樣本數，Ys為模擬值，Ya為實際值。

表六、三種預測方法之模型績效評估（均方根誤差百分比）

	預測-NAV 誤差均方根				
	M1-Neural	M1-Regression	M2-Neural	M2-Regression	Time Series
保誠高科技基金	6.89%	6.38%	4.95%	5.18%	9.87%
華南永昌前瞻科技基金	6.11%	6.13%	12.83%	12.95%	12.15%
匯豐龍騰電子基金	5.82%	5.00%	6.46%	6.69%	5.56%

從上表中得知預測模型會因各基金性質不同而有差異，且預測方法也因模型及基金本身而有所不同，譬如：時間序列法用於預測保誠高科技基金淨值，其效果為最差；但

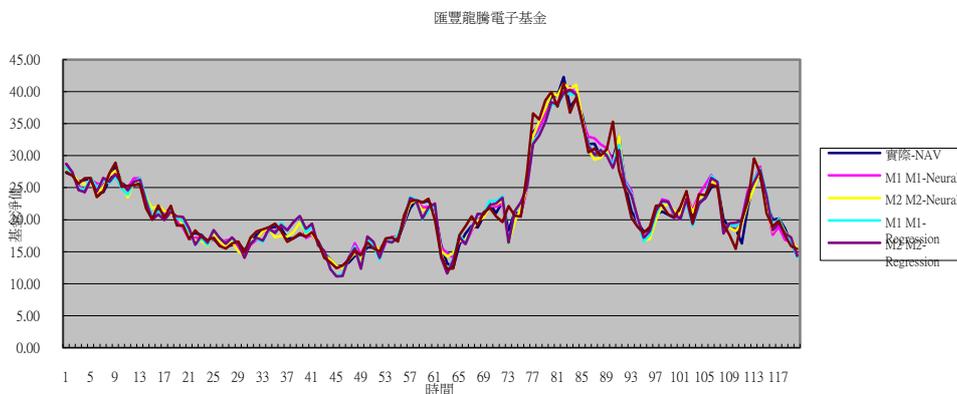
如運用在預測匯豐龍騰子基金則預測效果僅次於迴歸統計方法。而此三種研究方法中，有以迴歸統計方法為較優於其他兩種方法，但是並不能提供最佳的預測結果。不幸的是，類神經網路法雖然透過逐步篩選的統計方式，得到較佳的模型後較能提供好的預測值，但是需更嚴謹的考量到各基金性質才能保證預測的穩定性。



圖一、保誠高科技基金之預測淨值



圖二、華南永昌前瞻科技基金之預測淨值



圖三、匯豐龍騰電子基金之預測淨值

伍、結論

本研究針對兩種模式之學習參數做敏感度分析以增進類神經網路模式之準確度。在隱藏層節點數的分析結果以使用兩層為有效的方式，其節點數又以華南永昌前瞻科技基金所使用的節點數最少。在學習循環次數分析結果得知，三支基金之學習循環次數超過1000次後，皆會有過度學習情況發生。而循環次數結果以匯豐龍騰電子為佳。針對學習速率分析之結果顯示保誠及華南兩支基金的結果可看出學習速率設定為1是最佳的選擇。針對慣性因子分析之結果得知保誠高科技基金之慣性因子值比較低，其次是匯豐龍騰電子基金，最後是華南永昌前瞻科技基金。最後，本研究將三支基金之實際值與測試值以絕對誤差率做一比較，發現華南永昌前瞻科技基金在平均值、最大值、最小值皆較其他兩家基金偏低。由於，該研究乃藉由過去歷史資料、數據做預測分析評估，由此可知，華南永昌前瞻科技基金之預測為準確度最高，亦明顯發現匯豐龍騰電子基金在模型預測上，顯示與其它兩家基金差異最大。而此三種研究方法中，有以迴歸統計方法為較優於其他兩種方法，但是並不能提供最佳的預測結果。不幸的是，類神經網路法雖然透過逐步篩選的統計方式，得到較佳的模型後較能提供好的預測值，但是需更嚴謹的考量到各基金性質才能保證預測的穩定性。

## 參考文獻

### 一、中文文獻

吳姿瑤（民94）：國內開放式股票型基金在分類與測模式比較之研究，國立成功大學統計學研究所碩士論文。

李偉誠（民90）：共同基金績效評估-門檻迴歸模型的應用，國立中央大學財務管理研究所碩士論文。

林文修（民89）：演化式類神經網路為基底的企業危機診斷模型：智慧資本之應用，國立中央大學資訊管理學系博士論文。

張振魁（民89）：以類神經網路提高股票單日交易策略之獲利，國立中央大學資訊管理學系碩士論文。

陳景堂（民92）：統計分析SPSS for Windows入門與應用，第四版，儒林圖書公司。

游建欣（民95）：運用適應性網路模糊推論系統於台灣股票加權指數預測之研究，東吳大學經濟學系碩士論文。

黃綺年（民93）：統計方法與類神經網路應用於國內開放式股票型基金投資績效分類及投資報酬率預測之研究，國立成功大學統計學研究所。

黃明輝（民91）：資料探勘在財務領域的運用-以債券型基金之績效評估為例，輔仁大學金融研究所碩士論文。

黃曉芸（民93）：台灣與美國共同基金績效分析之比較，國立交通大學財務金融研究所碩士論文。

楊孟龍 (民89): 類神經網路於股價波段預測及選股對應用, 國立中央大學資訊管理學系碩士論文。

劉濠葦 (民89): 運用類神經網路於共同基金績效之研究, 國立東華大學企業管理系碩士論文。

石村貞夫 著, 陳耀茂 編審 (民94): 統計分析的SPSS使用手冊, 鼎茂圖書出版股份有限公司。

賴宗德 (民89): 臺灣地區股票型基金績效評估暨擇時與選股能力之實證研究: GARCH模型與因果關係, 國立台灣科技大學管理研究所企業管理學程碩士論文。

## 二、英文文獻

Bollen, N. and J. A. Busse, 2000, On the timing ability of mutual fund managers. Unpublished working paper, University of Utah, Salt Lake City, UT

Christopherson, J. A., W. E. Ferson, and D. A. Glassman, 1998, "Conditional measures of performance and persistence for pension funds," *Research in Finance* 16, 1-46.

Elton, E. J., M. J. Gruber, S. Das. and M. Hlavka, 1993, "Efficiency with costly information: A reinterpretation of evidence from managed portfolios," *Review of Financial Studies* 6, 1-22.

## 三、相關網站

FundDJ基智網: <http://www.funddj.com>

中華民國證券投資信託暨顧問商業同業公會, 網址: [www.sitca.org.tw](http://www.sitca.org.tw)

台灣經濟新報: [www.tej.com.tw](http://www.tej.com.tw)