

## 迴歸模式與類神經網路在台股指數期貨預測之研究

The Application of Regression Model and Artificial Neural Network for Studying the Taiwan Stock Index Future

李惠妍<sup>1</sup> 吳宗正<sup>2</sup> 溫敏杰<sup>3</sup>

( Received: Nov. 7, 2005 ; First Revision: Apr. 10, 2006 ; Accepted: May. 12, 2006 )

### 摘要

臺灣證券金融市場於民國87年7月21日正式推出加權股價指數期貨契約，為台灣的金融業自由化及國際化，建立一新里程碑。除提供投資者投資商品和避險工具外，也提供投機客及套利者，以少量資金賺取較大利潤的機會。尤其近幾年來期貨交易熱度愈來愈沸騰，期貨市場的發展潛力愈來愈不可忽視。有鑑於類神經網路是近年來快速竄起的資訊處理技術，尤其是運用在金融財務方面，績效卓著。所以本研究嘗試運用類神經網路及統計方法中的迴歸分析，來預測台股指數期貨的隔日收盤指數，以尋求適宜的預測模式。本研究結果發現：在倒傳遞類神經網路方面，發現有隱藏層的模式較無隱藏層的模式預測績效稍佳，但差異不大。在迴歸分析方面，去除三筆偏離值後，再經由逐步迴歸分析篩選出當日收盤指數、基差、漲跌、10日威廉氏指標、5日乖離率等5種變數的模式最為適合。在改良式類神經網路方面，以逐步迴歸分析篩選後之5種變數，做為輸入變數，發現無隱藏層的模式似乎較有隱藏層的模式預測績效稍佳，但差異也是不大。在三種不同模式的預測績效比較發現，迴歸分析績效最好，其次是改良式倒傳遞類神經網路，而預測績效最差的是倒傳遞類神經網路。

**關鍵字：**臺灣加權股價指數期貨、倒傳遞類神經網路、迴歸分析

### Abstract

Taiwan stock market formally established Taiwan Stock Index Future Contract on July 21, 1998, it could be said a milestone for Taiwan finance career's liberalization and internationalization. It offers investors the new investment product and hedging risk tools, and also offers speculators and arbitragers the opportunity of making more profit at less fund. Especially, the higher futures transactions, the more potential of futures market in these few years. Artificial Neural Network is a tool of information technique that rapidly rises in these few years. Especially using in finance field, the performance is very outstanding. So this study tries to use Artificial Neural Network and Regression Analysis of statistical methods in order to predict the next day closing index of FITX, and then find the suitable prediction

<sup>1</sup>南台科技大學企管系講師

<sup>2</sup>國立成功大學統計系副教授

<sup>3</sup>國立成功大學統計系副教授

model to create the better rate of gaining profit. The results of the study are: At the aspect of the Back-Propagation network, it could be found that the model with hidden layer is not big difference than the model without hidden layer for the prediction performance. At the aspect of Regression Analysis, By ruling out three outliers and by stepwise regression analysis to select the five variables of the closing index, basis difference, up and down, 10 days W%R and 5 days BIAS into the model. At the aspect of improving Artificial Neural Network, the five variables selected by using stepwise regression analysis method are regard as input variables. It could be found that the model without hidden layer is better than the model with hidden layer for the prediction performance, but the difference is small. At the prediction performance of three models comparison aspect, It could be found the performance of improving model of Artificial Neural Network is the better choice, Regression Analysis is the best one, but Artificial Neural Network is the worst one. So it is not certainly better when variables are more but create too much complex, on the contrary, decrease some effects between some variables. Improving model of Artificial Neural Network is to simplify variables in order to decrease effects and get better prediction performance.

**Keywords** : Taiwan stock index future, Artificial neural network, Regression analysis

## 1. 研究背景與動機

### 1.1 研究動機

國內證券金融市場在經歷多年改革之後，終於在民國86年通過期貨交易法，並且於民國87年7月21日正式由臺灣期貨交易所(TAIFEX, Taiwan Futures Exchange)推出臺灣證券交易所發行情加權股價指數期貨契約（簡稱臺股期貨，FITX）。可說為臺灣的金融業自由化及國際化，建立一新里程碑，也提供了投資者高效率低成本的新投資商品和避險工具，對投機客及套利者來說，更是高槓桿財務操作的良好商品，可透過保證金制度，以少量資金賺取較大利潤的機會。

另一方面臺股指數期貨交易從正式交易到現在，期貨契約交易量有越來越熱絡的趨勢，且是逐年往上遞增；而隨著近年來證券市場籌碼愈來愈多，上市上櫃家數快速增加，想獲取較大利潤已越來越不容易，因此投資人為了避險及套利，未來期貨市場的發展潛力不可忽視。

本研究有鑑於類神經網路是近年來快速竄起的資訊處理技術，運用在工業、商業、管理、科學、資訊、軍事等領域，皆有良好的成效。尤其是運用在金融財務方面，績效卓著。故本研究嘗試運用類神經網路及統計方法中的迴歸分析，來預測臺股指數期貨的隔日收盤指數，以提供給投資者一個參考的方向。又因臺股指數期貨中，目前雖已有多種期貨和選擇權等金融期貨商品，但以臺股期貨上市期間最久，成交量也最多，有鑑於此，本研究以最具代表性的臺股期貨為主要的研究對象，希望能從較多的歷史資料中，尋找適宜和正確的預測模式，以創造出最佳的獲利率。

## 1.2 研究目的

本研究借重類神經網路與統計方法中的迴歸分析，以臺灣證券交易所股價指數期貨契約為研究對象，並利用臺股期貨(FITX)近月份合約的隔日收盤指數，從民國89年12月21日至民國91年12月18日間的原始資料和篩選過的技術指標，來預測隔日的臺股期貨收盤指數，並進行三種不同模式的結果比較和分析。因此本研究的目的有以下幾點：

1. 先以迴歸分析和倒傳遞類神經網路預測隔日臺股期貨的收盤指數；
2. 再利用逐步迴歸分析篩選出影響較大的變數後，建立改良式類神經網路模式，以期提升類神經網路的績效；
3. 比較迴歸模式、類神經網路模式、改良式類神經網路模式三者的預測結果；
4. 最後是結論與建議。

## 2. 研究方法

本研究所使用的研究方法為類神經網路和迴歸分析，其中迴歸分析乃常用之分析工具，一般人都很熟悉，故不在此多言與介紹，有興趣讀者可參閱吳宗正(2003)「迴歸分析」一書。本節主要簡單的介紹類神經網路的理論架構和其常用方法。

### 2.1 類神經網路之架構

類神經網路的基本架構可分成三個層次：處理單元(processing element, PE)、層(layer)、網路(network)所構成。類神經網路是人工神經元模型(artificial neuron)，可以透過每一人工神經元(又稱處理單元)的扇狀輸出，成為其他處理單元的輸入，其關係式可用下列函數表示：

$$Y_j = f\left(\sum_i W_{ij} X_i - \theta_j\right), \quad i = 1, \dots, p; \quad j = 1, \dots, n$$

其中，

$X_i$ ：輸入變數，似生物神經元模型的輸入訊號；

$Y_j$ ：輸出變數，似生物神經元模型的輸出訊號；

$f$ ：轉換函數(Transfer Function)，為一非線性函數；

$W_{ij}$ ：連結加權值，似生物神經元的突觸強度；

$\theta_j$ ：門限值(Threshold)，似生物神經元模型的閾值。

簡要說明如圖1所示。

### 2.2 倒傳遞網路(Back-Propagation Network, BPN)

倒傳遞網路是由 Rumelhart、McClelland和 PDP 研究群於1986年提出，是一種監督式學習的類神經網路，屬於層狀前饋式網路架構(layered feed-forward network)，常用的非線性轉換函數為雙彎曲函數(Sigmoid function)和雙曲線正切函數(tanH function)，適合用來做預測和診斷，是最被廣為應用的類神經網路。其基本原理乃是利用最陡坡降法(the gradient steepest descent method)的觀念，採用倒傳遞式學習演算法

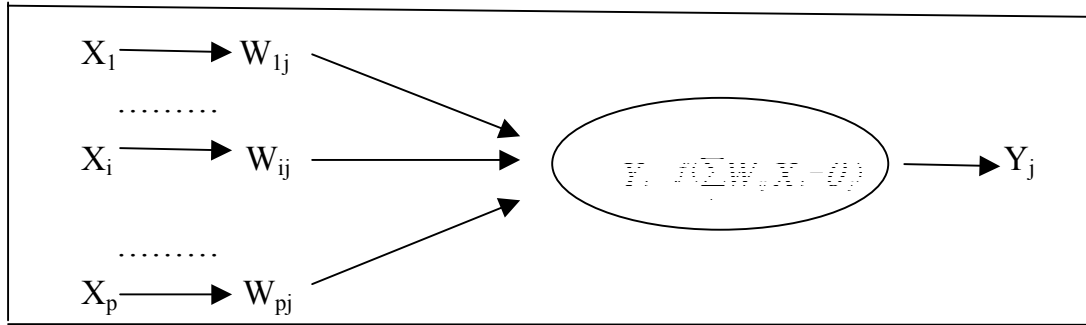


圖1 人工神經元模型

(Back-Propagation Learning Algorithm)，將錯誤的訊號以回饋方式修正網路上的連結權重，使誤差函數最小化之下，調整網路權值成為一最適合的權重，使演算的輸出值能夠最接近目標輸出值。倒傳遞類神經網路是在所有類神經網路模式中，應用最廣、最具規模的模式（吳宗正、溫敏杰、侯惠月，2001）。

本研究以倒傳遞演算法，建立預測台股期貨隔日收盤指數的類神經網路模式，並探討以迴歸分析篩選變數後的改良式類神經網路模式。設定模式中的輸出層只有一個處理單元，即為隔日的台股期貨收盤指數；轉換函數採用雙彎曲函數和雙曲線正切函數；所選擇使用的類神經網路套裝軟體為 NeuralWorks Professional /PLUS（簡稱：NW2）；學習法則則採用一般最常用的Delta-Rule學習法則（葉怡成，2003a&b）；而在網路參數與網路架構方面，則嘗試以不同的參數與架構方式加以變化，以求得較佳的預測模式。

### 3. 文獻探討

Kimoto 和 Asakawa(1990)利用倒傳遞類神經網路和多元迴歸分析方法，配合技術指標和經濟指標，來預測東京股價指數。研究結果顯示，倒傳遞類神經網路優於多元迴歸模式，此分析也說明倒傳遞類神經網路具有處理非線性迴歸之能力。Chiang, Urban, 和 Baldrige(1995)利用倒傳遞類神經網路、線性迴歸和非線性迴歸三種模式，以 1981 年至 1986 年間的 101 種基金資料為研究範圍，並採用國民生產毛額、失業率等 15 個變數，來預測共同基金之淨值。研究結果顯示，類神經網路模式優於線性迴歸模式，而線性迴歸模式又優於非線性迴歸模式。Warner 和 Misra(1996)利用倒傳遞類神經網路、線性迴歸和邏輯斯迴歸三種模式，以兩個模擬的例子，和一個手術後存活率的實際例子，來做預測績效比較。研究結果得知：當不知道資料之自變數與依變數之關係時，使用類神經網路模式較為合適；但若資料是小樣本時，則使用迴歸分析是較好的抉擇；假若資料存在線性關係時，以線性迴歸分析來作預測，得到的預測績效會較佳。

何宜鍵(1997)運用類神經網路和多元迴歸模式，來預測個股報酬率及波動能力，並以產業別差異和資本額大小，來視其是否影響預測能力。研究結果顯示，預測能力的績效表現，類神經網路勝過多元迴歸模式。吳宗正、溫敏杰、侯惠月(2001)利用類神經網路、迴歸模式、時間數列和改良後類神經網路，以臺灣證券股價指數(TAIMEX)期貨近月份合約的資料為研究對象，研究期間從 87 年 9 月 2 日至 88 年 12 月 28 日止，以 14 個技術指標為變數作為模式之輸入變數，來預測台股指數期貨的隔日收盤指數。並比較

各模式的預測效果。研究結果得知預測績效模式優劣順序分別是：改良後類神經網路、迴歸模式、類神經網路模式、時間數列模式。楊雅媛(2002)嘗試在線性迴歸模式及非線性迴歸模式的條件下，隨機產生不同特性的資料以完整探討資料特性，對迴歸分析與類神經網路之預測效果的影響。研究結果得知：如果原始的資料適合以常態線性迴歸模式配適，則可考慮使用迴歸方法做預測；如果原始的資料經由圖形分析或由檢定方法得知違反誤差項為均等變異之假設時，或資料適合以非線性迴歸模式配適時，則選擇以類神經網路方法做預測。李曉隆(2002)利用多元迴歸分析和倒傳遞類神經網路，以台北市 680 間出租公寓為研究樣本，來預測成交租金，並比較預測模型的準確性。研究結果為大樣本時類神經網路的預測結果較多元迴歸模型佳；若樣本數量不大時，則多元迴歸模型的結果較好。吳宗正、溫敏杰、黃綺年(2005)針對開放式股票型共同基金投資績效分類和其投資報酬率預測分別進行實證分析。在分類部份，以集群分析配合區別分析效果較佳；在預測部份，則以改良式倒傳遞網路效果最佳。因此，依據其研究之實證分析可知，利用類神經網路和統計方法去配適模式時，各有優點與相輔相成。茲將上述所探討之國內外相關文獻，作一彙總整理。其整理結果如表 1 所示。

由上述文獻探討與表 1 之彙整可知，傳統的統計方法與類神經網路常用在資料分析上，且各有優點與相輔相成。在分析時，相互並用可以彌補雙方理論之不足與進一步之比較，故分析時，宜併用。另外，Cheng 和 Titterington(1994)之研究中也指出，類神經網路與迴歸分析間有強烈的關係存在。故本文研究，參酌表 1 相關文獻和 Cheng 和 Titterington(1994)之研究結論，提出研究方法、相關研究變數與資料。

#### 4. 影響臺股指數期貨的變數

本研究欲以倒傳遞類神經網路和迴歸分析，來預測臺股指數期貨的隔日收盤指數，並比較各模式的預測績效是否有所差異。在根據常用的技術指標和參考相關文獻資料之後，本研究在輸入變數上採用原始資料和技術指標兩方面的結合，希望能得到最佳的指標組合，以達到最佳的預測效果。茲將所選取的變數說明如下：

##### 4.1 原始資料方面

原始資料方面的變數，包含價、量、時間三個部分：價的部份有開盤指數、收盤指數、當日最高指數和當日最低指數；在量的部份有當日成交口數和當日未平倉量；而在時間的部分有時距（即期貨合約距離到期的時間）。

##### 4.2 技術指標方面

茲將本研究所選擇的技術指標其基期日數整理如表 2 所示。此乃因為期貨屬短期投資工具，本研究採用近月份合約之隔日資料為研究對象，並採用 5 日與 20 日基期為主的技術指標，來進行研究。而且所選擇的技術指標，乃參考吳宗正、溫敏杰與侯惠月(2001)與一般證券期貨參考書籍如吳宗正(2004)，在期貨實務上亦常用到這些指標，作為買賣點的參考，實有頗大的助益。

表 1 國內外實證研究彙整表

| 時間   | 作者                        | 研究主題                           | 研究方法               | 研究結論  |
|------|---------------------------|--------------------------------|--------------------|---|
| 1990 | Kimoto 和 Asakawa          | 預測東京股價指數                       | 倒傳遞類神經網路和多元迴歸分析    | 倒傳遞類神經網路優於多元迴歸模式；倒傳遞類神經網路有處理非線性迴歸之能力。   |
| 1995 | Chiang, Urban, 和 Baldrige | 預測共同基金淨值                       | 倒傳遞類神經網路、線性和非線性迴歸  | 類神經網路模式優於線性迴歸模式，線性迴歸模式又優於非線性迴歸模式。   |
| 1996 | Warner 和 Misra            | 說明統計方法與類神經之關聯；利用兩個模擬例子，和一個實例比較 | 倒傳遞類神經網路、線性迴歸      | 當不知自變數與依變數之關係時，類神經網路模式較為合適；若資料是小樣本時，使用迴歸分析較好；資料存在線性關係時，以線性迴歸分析來做預測較佳。                                 |
| 1997 | 何宜鍵                       | 預測股價報酬率及波動性                    | 類神經網路多元迴歸          | 類神經網路優於多元迴歸模式。  |
| 2001 | 吳宗正、溫敏杰和侯惠月               | 預測台股指數期貨的隔日收盤指數                | 倒傳遞類神經網路、迴歸模式、時間數列 | 改良後類神經網路最佳，迴歸模式其次、時間數列模式最差。   |
| 2002 | 楊雅媛                       | 隨機產生不同特性資料                     | 迴歸分析與類神經網路         | 原始的資料適合以常態線性迴歸模式配適，則可考慮使用迴歸方法做預測；如果原始的資料經由圖形分析或由檢定方法得知違反誤差項為均等變異之假設時，或資料適合以非線性迴歸模式配適時，則選擇以類神經網路方法做預測。 |
| 2002 | 李曉隆                       | 預測台北市出租公寓成交租金                  | 倒傳遞類神經網路、複迴歸分析     | 大樣本時類神經網路較佳；若樣本數量不大時，則複迴歸模型較好。  |
| 2005 | 吳宗正、溫敏杰、黃綺年               | 開放式股票型共同基金投資績效分類和其投資報酬率預測      | 多變量分析、倒傳遞類神經網路     | 分類部份，以集群分析配合區別分析效果較佳；預測部份，則以改良式倒傳遞網路效果最佳。   |

而表2與吳宗正、溫敏杰、侯惠月(2001)相比，9日KD的指標是相同的；但在MA和RSI指標方面，比較基期日數卻不相同；另外本研究多挑選了趨向指標、乖離率、威廉氏指標、心理線、容量比率、AR、BR等變數進來，希望能更嚴謹的探討本研究。

## 5. 實證研究與分析

本節將使用類神經網路、迴歸分析與改良式類神經網路來預測績效，並進而比較此三種方法的預測績效。本研究所採用的比較基準為平均絕對誤差(MAE)和平均均方誤差(MSE)，其說明如下：

平均絕對誤差(Mean Absolute Error, MAE)

平均絕對誤差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公式如下：

$$MAE = \left[ \sum | O_i - E_i | \right] \div n$$

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)

平均均方誤差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公式如下：

$$MSE = \left[ \sum (O_i - E_i)^2 \right] \div n$$

### 5.1 倒傳遞類神經網路模式

本研究中，利用 NW2 軟體來建構類神經網路，並採用倒傳遞類神經網路作為網路預測模式。

表2 技術指標變數與其基期日數表

| 指標名稱 | 移動平均線(MA) | 相對強弱指標(RSI) | 隨機指標(KD) | 指數平滑異同平均線(MACD) |
|------|-----------|-------------|----------|-----------------|
| 基期日數 | 10日       | 5日          | 9日       | 9日              |

| 指標名稱 | 趨向指標(DMI) | 乖離率(BIAS) | 威廉氏指標(W%R) | 心理線(PSY) |
|------|-----------|-----------|------------|----------|
| 基期日數 | 10日       | 5日        | 10日        | 10日      |

| 指標名稱 | 容量比率(VR) | AR  | BR  |
|------|----------|-----|-----|
| 基期日數 | 10日      | 20日 | 20日 |

### 5.1.1 資料來源

本研究採用臺股期貨(FITX)近月份合約日資料的隔日收盤指數，作為研究資料，資料範圍從民國89年12月21日至民國91年12月18日止，共有490筆資料。為因應類神經網路模式的需求，將樣本期間分為訓練期與測試期，設定訓練期為民國89年12月21日至91年6月19日止，共有362筆資料，測試期由民國91年6月20日至91年12月18日止，共有128筆資料。

### 5.1.2 資料處理

以原始資料和4.2節所提及的技術指標，作為輸入變數，以建立倒傳遞類神經網路模式預測，茲將輸入變數和輸出變數整理如表3所示。

由於輸入變數值域差距太大，為避免小值域變數的重要性無法顯現出來，故首先必須先將原始資料作轉換，將輸入變數和輸出變數皆採取區間對映法，將變數的值域映射至同一範圍內。本研究之轉換函數採用雙彎曲函數(Sigmoid function)，且輸入變數和輸出變數皆採區間對映法，將值域對映到(0,1)及(0.2,0.8)上。故原始資料經過轉換後，變數的範圍縮小，可避免極端值影響預測準確度。

### 5.1.3 參數設定

本研究採用一般最常使用的 Delta-Rule 學習法則。在範例取樣的方法上，以隨機取樣的方式讀入訓練範例，而測試範例則是以循序取樣法的方式來進行。其他有關網路參數之設定，則依照NW2軟體內之預設值，隱藏層之學習速率值定為1，控制學習速率的遞減比率(Lcoef Ratio)為0.5。慣性因子(momentum)則採用0.9, 0.4 和 0.1三種模式。

表3 預測隔日收盤指數的輸出入變數表

| 輸入層         |            | 輸出層       |
|-------------|------------|-----------|
| X1:當日收盤指數   | X11:9日MACD | Y: 隔日收盤指數 |
| X2:當日成交口數   | X12:10日DI  |           |
| X3:當日未平倉量   | X13:10日負DI |           |
| X4:時距       | X14:5日BIAS |           |
| X5:基差       | X15:10日W%R |           |
| X6:當日漲跌     | X16:10日PSY |           |
| X7:10日移動平均線 | X17:10日VR  |           |
| X8:5日RSI    | X18:20日AR  |           |
| X9:9日K值     | X19:20日BR  |           |
| X10:9日D值    |            |           |



### 5.1.4 網路架構

本研究在隱藏層層數方面，葉怡成(2003b)建議1層到2層有最好的收斂性質，依據其經驗，一般問題取1層隱藏層即可。而葉怡成(2003b)也強調在使用倒傳遞類神經網路解問題時，一定要先用無隱藏層（即0層）架構先分析看看，如果其預測能力比有隱藏層好時，則此問題可不用倒傳遞類神經網路解問題，理由為無隱藏層架構的倒傳遞類神經網路其結果與線性迴歸分析相近〔詳細說明參閱葉怡成(2003b)一書，第4-16與4-17頁〕。依據上述說明，本文使用0層（即無隱藏層）和1層隱藏層時之不同處理單元模式。在隱藏層處理單元的數目上，採用平均法、總和法和加倍法三種方式，以期尋找出學習績效較佳的模式。其中，平均法等於（輸入層處理單元數+輸出層處理單元數）/2；總和法等於（輸入層處理單元數+輸出層處理單元數）；加倍法等於（輸入層處理單元數+輸出層處理單元數）×2。另外亦嘗試其他隱藏層處理單元數和雙曲線正切(TanH)轉換函數，以視其是否有更佳的類神經網路模式。

### 5.1.5 評估標準

本研究以相關係數(Correlation Coefficient)和誤差均方根 (Root of Mean Square Error, RMSE)，為模式的評估標準。相關係數值域為 [-1,1]，RMSE公式為：

$$RMSE = \left[ \frac{\sum(O_i - E_i)^2}{n} \right]^{1/2} \quad \text{其中, } O_i: \text{ 實際值; } E_i: \text{ 預測值; } n: \text{ 樣本數。}$$

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。

因此網路架構中輸入層有 19 個處理單元，輸出層有一個處理單元，隱藏層設定為 0 層和 1 層。在不同的網路架構下，依照不同的設定值所得的預測結果，以相關係數和 RMSE 為評估標準，來評選出最佳的倒傳遞類神經網路模式。由 5.1.1 至 5.1.5 之說明和配合類神經網路套裝軟體 NW2 分析 18 種可能模式〔詳細參考李惠妍(2003)，第 35 至 36 頁，表 4-2 至表 4-6〕。由李惠妍(2003)各模式之網路型態分析中可發現，有隱藏層的模式較無隱藏層的模式預測績效稍佳，但其差異不大。

綜合比較各模式，最後選擇輸入層為 19 個、隱藏層為 20 個（即隱藏層層數為 1 層，處理單元的數目採用總和法）、輸出層為 1 個處理單元，慣性因子為 0.9 和採用雙彎曲轉換函數(Sigmoid function)的倒傳遞類神經網路模式。在此模式確定後，將測試資料載入網路中，經計算可得測試期的 MAE 為 72.866 與 MSE 為 10231.49。此類神經網路測試期間之預測值與實際值走勢之比較圖如圖 2 所示。從圖中可看出類神經網路模式實際值與預測值的配適狀況，大致都配適良好。

## 5.2 迴歸分析模式

### 5.2.1 模式建構

茲將5.1節表3中所提及的輸入變數，作為自變數；而輸出變數作為因變數，建立迴歸分析模式如下：

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_{19} X_{19i} + \varepsilon_i$$

其中，

$$\varepsilon_i \sim \text{iid } N(0, \sigma^2), \quad i=1, 2, \dots, 362.$$



圖 2 類神經網路模式預測值與實際值的走勢圖

為便於與類神經網路模型比較，利用相同的資料依類神經網路預測方式，分為訓練期與測試期，故訓練期為民國89年12月21日至91年6月19日止，共有362筆資料，測試期由民國91年6月20日至91年12月18日止，共有128筆資料。

迴歸分析模式的資料，乃採用訓練期的資料，因為自變數中的技術指標，乃是由基本資料所衍生計算求得的，所以變數間必定存在著共線性的問題。故採取逐步迴歸 (stepwise regression) 方式來篩選變數，和求出迴歸模式之所有參數估計值。由於訓練期資料中有三筆是偏離值(outlier)，在去除三筆偏離值之後，共有359筆資料，再採用逐步迴歸分析來篩選變數，和求出迴歸模式之所有參數估計值，最後只篩選出五個較重要的變數，分別為當日收盤指數、基差、當日漲跌和兩個技術指標，茲將其結果整理如表5所示。

表5 訓練期迴歸模式之參數估計表

| 變數名稱        | 參數估計值   | 標準差    | t值      | p值    |
|-------------|---------|--------|---------|-------|
| 常數(C)       | -25.961 | 48.858 | -0.566  | 0.572 |
| 當日收盤指數 (X1) | 0.997   | 0.008  | 128.064 | 0.000 |
| 基差 (X5)     | 0.655   | 0.160  | 4.104   | 0.000 |
| BIAS (X14)  | 16.683  | 4.589  | 3.635   | 0.000 |
| W%R (X15)   | 0.713   | 0.282  | 2.526   | 0.012 |
| 當日漲跌(X6)    | -0.167  | 0.073  | -2.282  | 0.023 |

因此，由表5可得台股指數隔日收盤指數之迴歸預測模式如下：

$$Y = -25.961 + 0.997X_1 + 0.655X_5 - 0.167X_6 + 16.683 X_{14} + 0.713 X_{15}$$

此模式的校正複判定係數(Adjusted R<sup>2</sup>)為98.1%，以及變異數分析表(ANOVA)如表6所示。

### 5.2.2 三筆是偏離值說明

偏離值之檢查乃透過迴歸分析模式中，殘差對預測值之散佈狀況所知悉。這3筆資料分別是90年1月16日、90年12月12日和91年1月21日分別上漲了339、351與361點台股期貨指數。分析這3天之新聞主要原因可能分別為核四釋憲效應、當時陸委會主委蔡英文談話，不排除明年兩岸復談（和緩兩岸緊張局勢）與土增稅減半徵收等政治與經濟因素有關。因為迴歸分析模式易受偏離值影響，所以分析時須剔除其干擾。然而倒傳遞類神經網路在5.1.2節中表3下方敘述曾說明，為避免輸入變數差異太大，須先將原始資料作轉換，以避免極端值影響預測準確度，故本研究在倒傳遞類神經網路之分析中，輸入變數和輸出變數皆採區間對映法，將值域對映到(0,1)及(0.2,0.8)上，所以偏離值對其影響很小，而未在後續改良式倒傳遞類神經網路之分析上，強調偏離值問題。且本研究實際去除此3筆偏離值之改良式倒傳遞類神經網路分析，所得結果與放入此3筆偏離值之分析結果差異很小，故在類神經網路之分析可以不考量偏離值問題。

### 5.2.3 模式檢測

模式建立後須檢測模式是否滿足以下基本假設。經檢定後符合三個主要基本假設：

1. 由Kolmogorov-Smirnov常態性檢定得到p值=0.2大於顯著水準0.05，故殘差服從常態分配之假設。
2. 由殘差對預測值之散佈狀況可以看出散佈均勻，因此模式符合殘差變異數一致性之基本假設。
3. 資料並無任何趨勢出現，呈現隨機之情形。

將測試期資料，帶入此迴歸預測模式中，求得預測值之後，再與實際值作比較，可計算出MAE值為72.878和MSE值為9709.518。此迴歸分析模式預測值與實際值的走勢如圖3所示。

表6 訓練期迴歸預測模式之變異數分析表

| 變異來源 | 平方和           | 自由度 | 均方和          | F 值      | p 值   |
|------|---------------|-----|--------------|----------|-------|
| 迴歸   | 195343523.890 | 5   | 39068704.778 | 3665.633 | 0.000 |
| 殘差   | 3762311.771   | 353 | 10658.107    |          |       |
| 總和   | 199105835.661 | 358 |              |          |       |

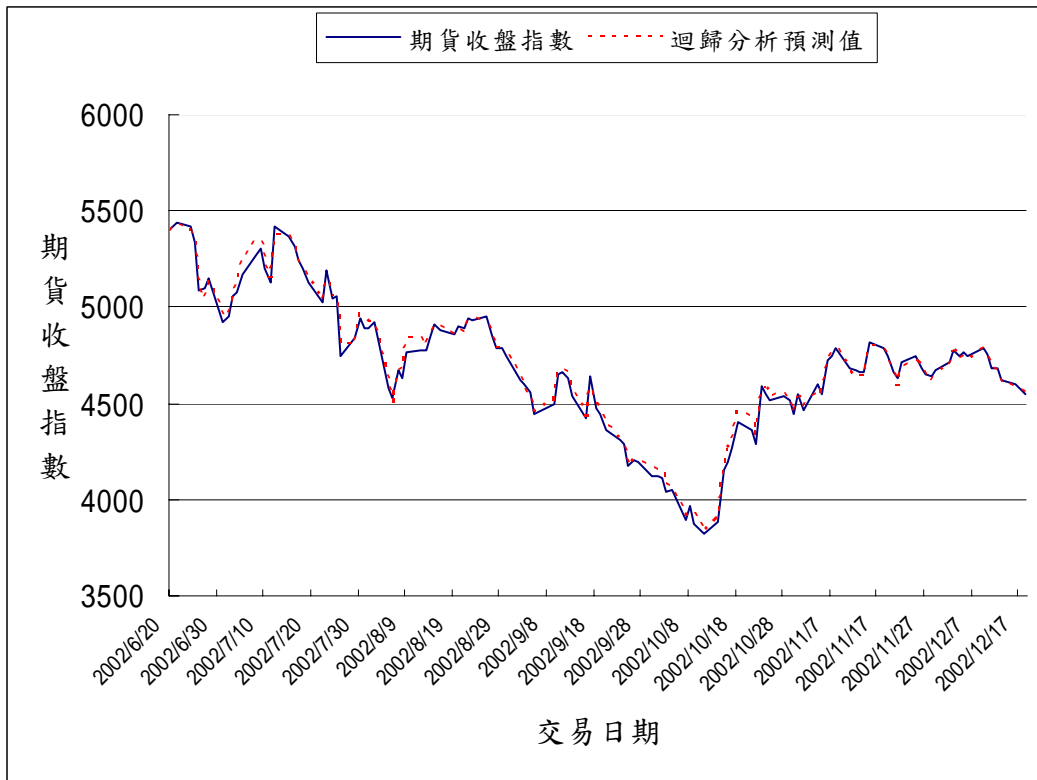


圖 3 迴歸分析模式預測值與實際值的走勢圖

### 5.3 改良輸入變數的倒傳遞類神經網路模式

由 5.1 節中所建立之類神經網路模型，19 個輸入變數間，可能存在著相依性太高的情形，而降低了網路的學習品質。所謂改良輸入變數的類神經網路模式，即是利用由 5.2 節中逐步迴歸分析所挑選出的五個變數，來作為輸入層之輸入變數，而輸出層仍是以隔日期貨收盤指數為輸出變數，同樣依照 5.1 節中的資料轉換方法，採用相同的學習速率、學習規則、慣性因子、轉換函數及評估標準，來重新建構類神經網路模式，嘗試是否能提升學習績效，以期尋找出最佳和最適合的預測模式。在嘗試不同的隱藏層處理單元數目和 TanH 轉換函數之後，經實際運算 21 種模型後〔詳細參考李惠妍(2003)，第 45 至 46 頁，表 4-11 至表 4-16〕。由李惠妍(2003)各模式之網路型態分析中綜合比較各模式，最後選擇輸入層為 5 個、隱藏層為 6 個、輸出層為 1 個處理單元，慣性因子為 0.1 和採用雙彎曲轉換函數 (Sigmoid Function) 的改良輸入變數之類神經網路模式。在此模式確定後，將測試資料載入網路中，經由計算可得測試期的 MAE 為 73.441 與 MSE 為 10075.31。此改良後之類神經網路測試期間之預測值與實際值走勢之比較圖如圖 4 所示。從圖中可看出改良式類神經網路模式實際值與預測值的配適狀況，大致配適良好。

從各模式中可看出測試期之相關係數，以隱藏層處理單元數為 0 個最大，但 0 個隱藏層處理單元數則似迴歸配適一樣，無法看出類神經網路的配適狀況，故選擇有隱藏層和總和法的網路型態。再由無隱藏層架構之精確性比有隱藏層者為佳，可了解採用統計學線性假設的方法，會比採用倒傳遞網路的方法合適。

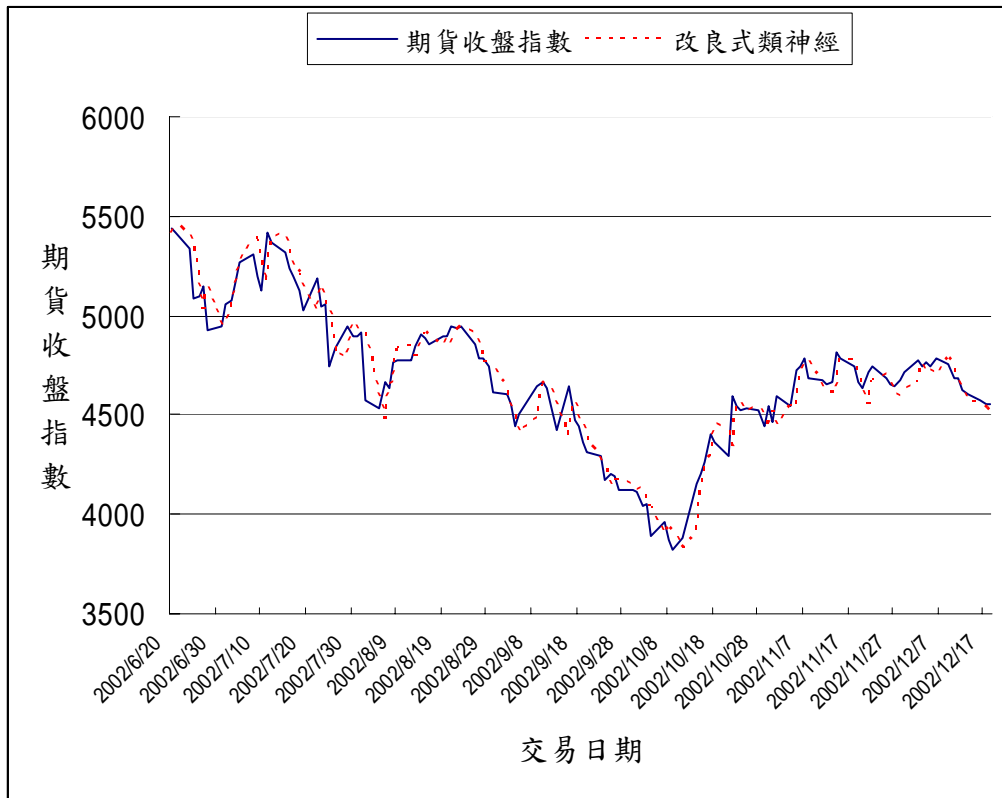


圖 4 改良後類神經網路模式預測值與實際值的走勢圖

#### 5.4 不同模式結果比較

將三種不同模式的預測結果，整理如表 7 所示，選擇 MAE 和 MSE 之值愈小的，即是較佳的模式。

由表 7 中可知，測試期間之 MAE 雖然類神經網路模式稍小，但 MSE 以迴歸模式最小且小較多，改良式類神經網路次之，類神經網路最大。因此可說迴歸模式之預測績效較佳。

將三種不同模式之預測值與實際期貨收盤指數走勢之比較圖整理如圖 5 所示，由圖中可以看出迴歸模式之配適狀況最佳，其次是改良式類神經網路，最後是類神經網路。

表 7 三種不同模式在測試期間之比較表

| 模式型態       | 測試期間之 MAE | 測試期間之 MSE |
|------------|-----------|-----------|
| 類神經網路模式    | 72.866    | 10231.49  |
| 迴歸模式       | 72.878    | 9709.518  |
| 改良式類神經網路模式 | 73.441    | 10075.31  |

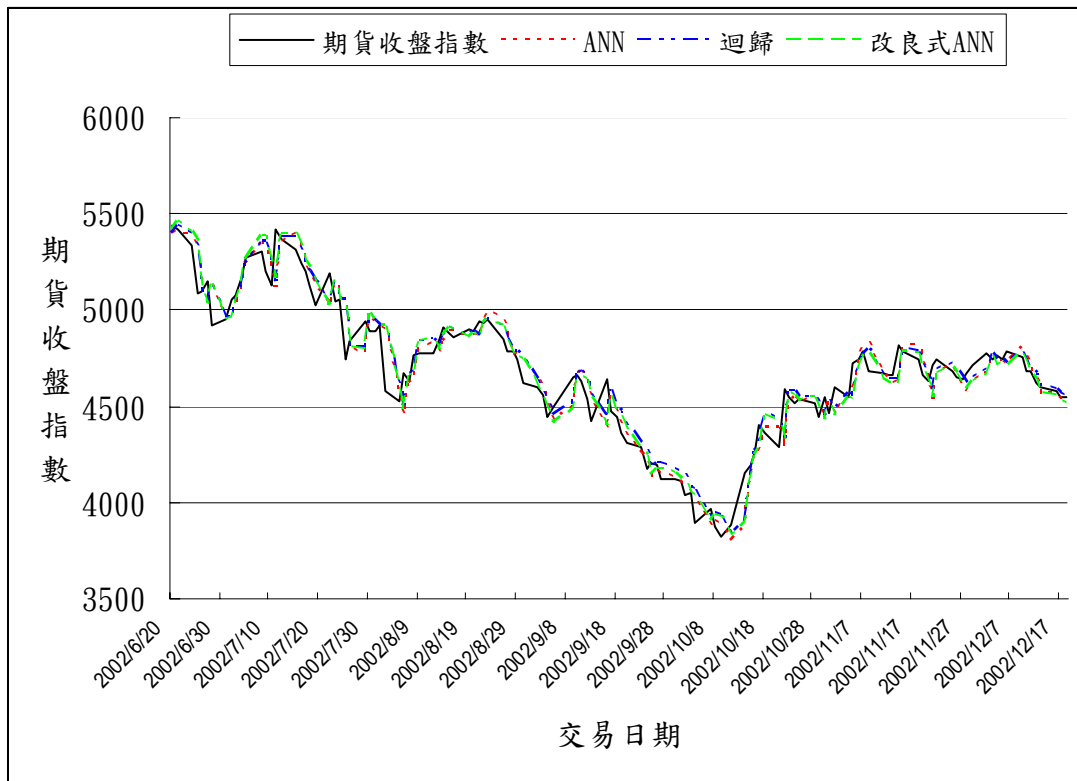


圖 5 不同模式預測值與實際值的走勢圖

## 6. 研究結論

### 6.1 結論

本研究嘗試以倒傳遞類神經網路模型預測台股指數期貨的隔日收盤指數，並與迴歸分析作比較，經由研究結果發現：

1. 在倒傳遞類神經網路方面，可發現有隱藏層的模式較無隱藏層的模式預測績效稍佳，但差異不大，且經計算求得測試期的 MAE 為 72.866 與 MSE 為 10231.49。雖然，有隱藏層的模式較無隱藏層的模式預測績效稍佳，說明倒傳遞類神經網路模式比迴歸分析模式稍佳，但差異有限下，考量分析之簡便性，迴歸分析模式是不錯的選擇。
2. 在迴歸分析方面，以去除三筆偏離值，再經由逐步迴歸分析篩選後之當日收盤指數、基差、當日漲跌、10 日威廉氏指標(W%R)、5 日乖離率(BIAS)等 5 種變數的模式最為適合，且經計算求得測試期的 MAE 為 72.878 與 MSE 為 9709.518。收盤指數、基差、漲跌此三種數據，都是期貨每日行情中的基本資料，而威廉氏指標和乖離率都是實務上用到的技術指標，對於買賣點的抉擇有所幫助。
3. 在改良式類神經網路方面，以逐步迴歸分析篩選後之 5 種變數，做為輸入變數，可發現無隱藏層的模式較有隱藏層的模式預測績效稍佳，但差異不大，且經計算求得測試期的 MAE 為 73.441 與 MSE 為 10075.31。而無隱藏層的模式較有隱藏層的模式預測績效稍佳之情形，也證明 5.1.4 節中葉怡成(2003b)之論點：迴歸分析較改良式類神經網路稍佳。

4. 在三種不同模式的預測績效比較方面，發現迴歸分析績效最好，其次是改良式類神經網路，而預測績效最差的是倒傳遞類神經網路。因此可以發現，變數較多並不一定預測效果較好，可能反而造成一些雜訊，減少了部分變數的影響效果。改良式類神經網路就是將變數精簡，以減少變數間的抵銷效果，而達到較佳的預測效果。
5. 在本研究進行過程中，曾嘗試把訓練期資料加長，採用逐步迴歸分析篩選變數，做到測試期資料只剩三個月，但是結果都不理想，仍選不到合適的技術指標，只選到以收盤價、基差為主的模式，故挑不到更好的模式進來，足可見迴歸預測模式中收盤價和基差佔有非常重的份量。
6. 由本研究可發現若資料服從統計假設，則用迴歸分析模式預測效果較佳；但若資料不服從統計假設，則用改良式類神經網路預測效果較佳，此研究結果呼應楊雅媛(2002)研究結論，也說明傳統的統計方法仍有其存在之價值。

由以上研究結果可知，改良式類神經網路模式雖有不錯之預測績效，但因臺股指數期貨是高槓桿金融商品，期貨價格瞬息萬變，且是短期金融操作工具，週轉率相當高，因此類神經網路並不一定適用於所有的期間。本研究所選定之測試期間為 2002 年下半年，由研究結果可知，此段期間的預測績效，迴歸分析績效最好。可見傳統的統計方法，實有它的存在價值，且亦能達到與類神經網路的預測效果。且迴歸分析相對於類神經網路，可以更快速的提供更多訊息，譬如自變數數值改變時，反應變數影響如何，而不用像類神經網路需經過學習過程，往往費時較久。再加上類神經網路軟體目前並不普遍，且軟體之價格非常昂貴，其參數的設定也不太容易掌握。在兩相比較之下，統計軟體反而容易取得，且成本相對低廉，也有頗強的理論基礎。因此近幾年來，雖然類神經網路盛行，用於預測和分類的領域上，但傳統的統計方法仍佔有一席之地。

## 6.2 統計方法與類神經網路之比較

由於本研究之預測變數間存有線性關係，採用線性迴歸模型，可得到不錯的結果。相較於類神經網路，其仿照人體神經系統之內部學習方式，可不必顧慮共線性、偏離值之疑慮，更無須檢驗有無常態性、隨機性與變異數一致性等基本假設。若資料符合統計假設，則嚴謹的統計方法能獲得更好之研究成果；當統計方法之基本假設不符合時，類神經網路自然成了較佳的分析方式，因此該二方法均是不可被否認與相輔相成(Warner and Misra, 1996)。

## 6.3 研究討論

將本研究與吳宗正、溫敏杰、侯惠月(2001)一文作比較，比較結果如表8所示。

由表 8 可知，兩研究的資料時間不同，投入的變數不同，所得的研究結果也不同。本研究的資料範圍為 89.12.21~91.12.18，資料較新且不涵蓋九二一大地震期間，而在吳宗正、溫敏杰、侯惠月(2001)的研究中資料範圍為 87.9.2~88.12.28，資料較舊且涵蓋九二一大地震期間；在資料週期方面，兩研究是相同的，都是日資料；在輸入變數方面，本研究有 19 個變數，而在吳宗正、溫敏杰、侯惠月(2001)的研究中有 13 個變數，其中當日收盤指數、當日成交口數、時距、基差、當日漲跌、9 日 KD 的指標是相同的，但

在未平倉量、MA 和 RSI 指標，比較基期日數卻不相同；另外本研究多挑選了趨向指標、乖離率、威廉氏指標、心理線、容量比率、AR、BR 等變數進來；在輸出變數方面，兩研究是相同的；在網路架構方面，兩研究在隱藏層層數、學習法則、學習速率都是相同的，但本研究轉換函數多一個 TanH，慣性因子多了 0.9 & 0.1，隱藏層單元數多了加倍法。從標的物到網路架構這幾點來看，本研究的資料較新，探討變數較多，且網路架構更完整，故本研究的結果更為嚴謹。因此所得的結論本研究預測績效模式優劣順序是：迴歸模式、改良後類神經網路、類神經網路模式，而在吳宗正、溫敏杰、侯惠月(2001)的研究為預測績效模式優劣順序分別是：改良後類神經網路、迴歸模式、類神經網路模式。

表8 研究結果比較表

|      | 本研究   | 吳宗正、溫敏杰、侯惠月  |
|------|---|--|
| 標的物  | 台股指數期貨的隔日收盤指數   | 台股指數期貨的隔日收盤指數  |
| 資料範圍 | 89.12.21~91.12.18   | 87.9.2~88.12.28  |
| 資料週期 | 日資料   | 日資料  |
| 輸入變數 | 當日收盤指數、當日成交口數、當日未平倉量、時距、基差、當日漲跌、10日移動平均線、5日RSI、9日K值、9日D值、9日MACD、10日DI、10日負DI、5日BIAS、10日W%R、10日PSY、10日VR、20日AR、20日BR (19個變數) | 當日指數開盤價、當日指數收盤價、當日指數最高價、當日指數最低價、當日成交口數、前日未平倉量、當日漲跌、時距、基差、3MA-6MA、6RSI、9KD、DIF - MACD (13個變數) |
| 輸出變數 | 隔日收盤指數 (與右同)  | 隔日指數收盤價  |
| 網路架構 | 轉換函數為 Sigmoid Function & TanH，隱藏層層數為 0 和 1，學習法則為 Delta Rule，學習速率為 1，慣性因子為 0.9,0.4 和 0.1，隱藏層單元數為平均法、總和法、加倍法                  | 轉換函數為 Sigmoid Function，隱藏層層數為 0 和 1，學習法則為 Delta Rule，學習速率為 1，慣性因子為 0.4，隱藏層單元數為平均法、總和法        |
| 結 論  | 預測績效模式優劣順序分別是：迴歸模式、改良後類神經網路、類神經網路模式   | 預測績效模式優劣順序分別是：改良後類神經網路、迴歸模式、類神經網路模式、時間數列模式   |



## 參考文獻

1. 李惠妍(2003), 「類神經網路與迴歸模式在台股指數期貨預測之研究」, 成功大學 EMBA 碩士論文。
2. 李曉隆(2002), 「出租公寓之租金價格預測-複迴歸分析與類神經網路的比較」, 台灣科技大學企業管理研究所碩士論文。
3. 何宜鍵(1997), 「上市股價報酬率及波動性之預測-類神經網路及多元迴歸模型配適性之研究」, 中正大學企業管理研究所碩士論文。
4. 吳宗正(2003), 「迴歸分析」, 華泰書局。
5. 吳宗正(2004), 「投資技術分析」, 第 5 版, 華泰文化事業公司。
6. 吳宗正、溫敏杰、侯惠月(2001), 「類神經網路及統計方法在台股指數期貨預測研究之比較」, 成功大學學報, 第 36 卷, 人文社會篇, 91-109 頁。
7. 吳宗正、溫敏杰、黃綺年(2005), 「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」, 智慧科技與應用統計學報, 第三卷第二期, 117-139 頁。
8. 葉怡成(2003a), 「應用類神經網路」, 儒林書局。
9. 葉怡成(2003b), 「類神經網路模式—應用與實作」, 第 8 版, 儒林圖書公司。
10. 楊雅媛(2002), 「迴歸分析與類神經網路預測能力之比較」, 政治大學統計研究所碩士論文。
11. 臺灣期貨交易所網站 <http://www.taifex.com.tw/>
12. Cheng, B., D. M. Titterton, (1994), "Neural Networks: A Review from a Statistical Perspective (including discussion)," *Statistical Science*, 1.(1), pp.2-54.
13. Chiang, W. C., T. L. Urban, and G. W. Baldrige (1995), "A Neural Network Approach to Mutual Fund Net Asset Value Forecasting," *Omega, Int. J. Mgmt. Sci.* 24(2), pp.205-210.
14. Kimoto, T., K. Asakawa (1990), "Stock Market Prediction System with Modular Network," in *Proc. IEEE Int. Conf. Neural Network*, 1, pp.1-6.
15. Rumelhart, D. E., J. L McClelland and the PDP Research Group (1986), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT press, Cambridge, MA.
16. Warner, B., M. Misra (1996), "Understanding Neural Networks as Statistical Tools," *The American Statistician*, 50(4), pp.284-293.