

投資行為之風險規避模式

洪育忠教授
大同大學資經所副教授
台北市中山北路三段四十號
hung6599@mis.ttu.edu.tw

張恩菱
大同大學資經所研究生
台北市中山北路三段四十號
g9012003@mis.ttu.edu.tw

摘要

有許多企業因為大環境的衝擊而瀕臨財務危機的情形，導致許多投資人的權益受到極大的損害，除此之外，投資市場上更充斥著許多投資陷阱，一旦投資人決策錯誤便造成投資人的損失，因此，為解決投資所帶來的風險我們的研究即朝向“投資風險規避”此一目標邁進，本研並嘗試採用類神經網路做為消費者投資風險規避模式的重要工具來和傳統統計分析方法做一比較，而比較的結果，類神經網路的預測模式明顯比傳統統計分析的模式好，可見類神經網路未來發展的潛力。

關鍵詞：人工智慧、倒傳遞類神經網路、風險規避

一、前言

1.1 研究目的

投資市場的風險並非一般投資人所能夠判斷，如果我們能將我們所探討的風險規避模式製作成一套系統並達到以下的研究目的，則投資人將可有一套值得信賴的決策輔助系統。我們的研究目的如下：

- (1) 預測公司未來動態協助一般投資人作投資決策。
- (2) 本系統並非以“預測股價”的模式來決定投資人在什麼時點買賣股票最有利於賺取價差的利潤，而是以“判斷所投資的公司財務是否健全，屬何種類型的股票”來作為本系統的預測模式。
- (3) 若是使用系統的投資人並不瞭解財務報表上數據的意義，則使用者只須取得公司的財務資料，輸入系統分析，則本系統將使分析結果簡單化，並利用簡單

的訊息圖形，告訴投資人這家公司的未來可能發展的趨勢。

(4) 將所探討的風險規避模式與所設計的預測系統整合起來成為一完整的投資決策系統。

(5) 將類神經網路學習訓練結果來跟一般統計方法(迴歸分析)做檢定分析，以判斷出類神經網路學習訓練的效果是否較傳統統計分析更為精確。

二、文獻探討

1930年 Foulke 以財務比率來預測公司的經營狀況，促使許多學者著手這方面的研究，再配合精準的統計方法，使得財務預警提昇，相對的對投資人的風險也下降了。而 1956 年到目前的財務風險規避模式可分為四個階段(表 2-1)：

由於公司的營運狀況能夠提供投資人選擇是否投資的關鍵，因此要準確預測出公司的財務的方法成為許多學者研究的重點，這裡列出了各階段國外學者提出財務預警研究的結果(表 2-2)。

而國內相繼也有許多人採用這些風險規避模式來作為應用性的研究，以下即是國內學者提出的研究整理(表 2-3)：

表 2-1 財務風險規避模式四階段

	階段一(1956-1966)	階段二(1968-1979)	階段三(1980-1991)	階段四(1992-迄今)
規避風險模式	單變量分析	多變量分析	迴歸分析	類神經網路分析
主要學者	William H. Beaver	Edward I. Altman	1. James A. Ohlson 2. Alves J. R. 3. Platt & Platt	1. P. Werbos 2. J. Hopfield
特徵	1. 建立配對取樣方法 2. 使用二分類檢定 3. 擴大解釋失敗的涵意 4. 採用驗證樣本法	5. 建立 Z-Score 模式 6. 使用因素分析法 7. 使用區別分析 (MDA) 技術	1. 線性機率模型 2. Probit 模型 3. Logit 模型	1. 倒傳遞類神經網路 (BPNN) 2. 轉換函式 3. 學習法則與速率

資料來源：彭咸嘉，2000，碩士論文

表 2-2 財務預警相關國外文獻整理彙總

階段	作者/年代	期間	樣本	變數性質	分析方法	研究結論
一	Beaver (1965)	1954-1964	配對樣本 失敗:79 家 正常:79 家	1. 現金流量/總負債 2. 稅後純益/總資產 3. 總負債/總資產 4. 營運資本/總資產 5. 流動資產/流動負債	1. Profile Analysis 2. Dichotomous Classification Test	87% 79% 77% 76% 68%
二	Altman (1968)	1946-1965	配對樣本 失敗:33 / 正常:33	1. 營運資本/總資產 2. 保留盈餘/總資產 3. 稅前淨利/總資產 4. 公司市場價值 / 總負債 5. 銷貨淨額/總資產	MDA	95% 72% 48% 29% 36%
三	Blum (1974)	1954-1968	配對樣本 失敗:115 / 正常:115	1. 現金流量/總負債 2. 公司市場價值 / 總負債 3. 兩年速動資產/存貨	MDA	94% 80% 70% 70% 70%
	Ohlson (1980)	1970-1976	配對樣本 失敗:105 / 正常:2058	1. 企業規模 2. 財務結構 3. 經營績效 4. 流動性	MDA Logit	96.12% 95.55% 92.84%
	Alves (1978)	1971-1976	配對樣本 失敗:41 / 正常:41	1. 非財務變數 2. 調整產業的平均比率	MDA	90.5%

	Platt & Platt (1990)	1972-1986	配對樣本 失敗:57 / 正常:57	1. 銷貨成長率 2. 現金流量/銷貨 3. 固定資產比率 4. 總負債比率 5. 流動負債/總負債 6. 總產出* 現金流量/ 銷貨額 7. 總產出* 總負債/總資產	Logistic	未調整比率:78% 產業相對比率:90%
	Platt & Platt (1991)	1972-1987	配對樣本 失敗:57 / 正常:57	1. 銷貨成長率 2. 現金流量/銷貨 3. 固定資產比率 4. 總負債比率 5. 流動負債/總負債 6. 總產出* 現金流量/ 銷貨額 7. 總產出* 總負債/總資產	Logistic	未調整比率:77% 產業相對比率:86%
四	P.Werbos (1974)	1974~1993	提出了隱藏層的學習演算法，也就是最早提出的 BPNN 模式			
	J.Hopfield (1982)		提出的霍普菲爾(Hopfield)類神經網路模式			
	Lapends and Farber(1987)		利用 BPNN 進行 S&P500 股價指數預測，研究結果認為類神經網路的預測能力較傳統的移動平均法好。			
	Kimoto and Asakawa (1990)		利用 BPNN 進行日本股價指數預測往後一個月漲跌之買賣時機，研究結果顯示，參考此系統所獲得的報酬會較買入而一直持有者高。			
	Baba and Kozaki (1992)		利用些正式 BPNN 演算法之最佳化隨機模式進行日本日經股價漲跌之預測，研究所得結果高達 75%準確率，同時所提出混和演算法也能加快整個神經網路的收斂速度。			
	Jang et al.(1992)		利用雙重調整 BPNN 結構的神經網路進行台股指數漲跌的預測，此模式預測績效較一般固定結構的 BPN 好。			
	Grudnotski and Obsburn(1993)		使用 BPNN 預測 S&P500 與黃金期貨每月價格的改變，期研究結果為此網路對於下一月的 S&P500 與黃金期貨的價格變動之預測，分別有 75%與 61%準確率。			

資料來源：(1) 彭咸嘉，2000，碩士論文 (2) 劉嘉鴻，2000，碩士論文

表 2-3 財務預警相關國內文獻整理彙總

作者/年代	期間	樣本	變數性質	分析方法	研究結論
羅振寰(1985)	1975-1980	配對樣本 失敗：12 正常：12	38 項財務比率	1. MDA 2. 多變量變異數分析	1. 正確率達 85.39% 2. 景氣時，經營績效優劣之公司平時之表現即有差異，後者績效不彰之主要癥結為借債過多、財務槓桿運用不當、其他資產項目投資過多、以及未發揮經營能力。 3. 由「長期性指標」所建立之區別模型，具有很強之區別能力，顯不企業經營不善常為較長期因素所造成，而非一時之現象。

邱志榮(1991)	1980-1985	配對樣本 失敗：21 正常：21	27 項財務比率	1. 線性機率迴歸模式 2. logit	1. logit 模式較線性機率迴歸模式之預測效果好。 2. 不論以傳統財務比率變數或現金流量比率變數作預測, logit 模式之預測正確程度皆在 70% 以上
黃文隆(1993)	1982-1991	配對樣本 失敗：24 正常：24	26 項財務比率	1. 因素分析 2. logit	1. 純財務變數建立的模型其危機前五年整體正確區分率分別為 90.24% , 83.33% , 70.83% , 68.75% , 70.21%。 2. 加入產業及總體經濟變數所建立的模型其危機前五年整體正確區分率則為 90.24% , 87.23% , 75% , 77.08% , 76.60%。
黃國玉(1995)	1989-1994	31 家電子業樣本	24 項財務比率	1. 因素分析法 2. 無母數分析	1. 從財務比率中萃取出五項評估因素標準, 用以衡量電子業公司的經營績效, 而這五項評估因素標準對總變異的解釋能力已達 91.99%。 2. 在本研究中作為評估模式的正典區別分析模式包含有五個變數, 其正確區別率, 在原始樣本中可達百分之百, 在保留樣本中亦達百分之八十二。
劉嘉鴻(2000)	1998-1999	MSCI Taiwan index (以及 Nikkei 225 index)	於 1998 年 10 月至 1999 年 12 月底的摩根台股與日經 255 兩種指數現貨與期貨價格	1. BPNN	2. 在摩根台股指數現貨開盤價的預測上, 整合灰預測之倒傳遞類神經網路模型可擊敗隨機漫步模型。 3. 由此可見, 摩根台股指數現貨盤後的期貨交易價格蘊藏豐富之資訊內涵。 4. 以上結論僅適用於摩根台股指數, 不適用於日經 225 指數。

資料來源：本研究整理，參考彭咸嘉，2000，碩士論文

三、 研究方法

本研究的方法是根據 Altman 的多變量分析方法(因素分析)來進行變數之刪選，並利用近年來頗熱門的類神經網路來做資料的分類學習，以期風險規避達到一定水準之上。研究的過程可從初步的搜集研究資料(3.1 節)到指標變數的選擇(3.2 節)及因素分析(3.3 節)接著是建構類神經網路並訓練其範例(3.4 3.5 節)和網路輸入之正規化(3.6 節)然後是類神經網路及傳統迴歸績效的檢定(3.7 節)，最後我們根據研究的結果建構出實際系統(第四章)。

3.1 初步資料蒐集與研究

1. 確定研究主題：即風險規避模式為探討的主題。
2. 相關文獻探討：針對主題所需之必要知識，對相關領域進行文獻回顧及探討。

3.資料搜集與分析：搜集股票投資市場上各種公司的財務資料，並加以分析分類，以 82 年到 87 年，87 家電子股的財務報表為樣本，其中 82 年到 86 年為訓練範例，87 年為測試樣本。

4.學習軟體工具：主要用到的應用軟體為 Visual Basic、STATISTICA、WinNN。

5.財務報表分析：

分析方法可分為兩類：

- [1]靜態分析：指同一期財務表各項目間之比較與分析，一般常用的靜態分析方法有共同分析及比率分析。
- [2]動態分析：指連續多年或多期財務報表間相同項目變化之比較與分析，所用的方法有增減比較分析與趨勢分析。

(2)分析的目的：

- 分析企業之獲利能力
- 分析企業之償債能力
- 分析企業之經營能力

挑選判斷財務好壞的指標(自變數)

3.2 財務指標變數之選擇

1. 選擇財務指標(自變數 x) :

我們將原有取得的財務資料中抽出 24 個變數，其主要原因在於財務資料上的資料並非所有財務資料都對企業營運能力具有影響力，因此為減少計算上之誤差，我們才抽出 24 個較常見並真正具影響力的指標，這些指標是根據其他人之研究論文及財務分析的書籍來選出的指標。

(1) 挑選方法: 藉由財務分析選擇能夠判斷企業經營能力優劣的財務指標。

(2) 所選擇的指標:

將 24 項財務指標作為要分析的變數: 代號如下:

- X1: 資產報酬率 X2: 淨值報酬率 - 稅後
- X3: 營業毛利率 X4: 營業利益率
- X5: 稅前淨利率 X6: 稅後淨利率
- X7: 營業費用率 X8: 每股盈餘
- X9: 營收成長率 X10: 營業毛利成長率
- X11: 營業利益成長率 X12: 稅前淨利成長率
- X13: 稅後淨利成長率 X14: 總資產成長率
- X15: 淨值成長率 X16: 固定資產成長率
- X17: 總資產報酬成長率 X18: 流動比率
- X19: 速動比率 X20: 負債比率
- X21: 自有資本比率 X22: 總資產週轉率(次)
- X23: 應收帳款週轉率(次) X24: 存貨週轉率(次)

此 24 項作為自變數

2. 設定公司是否健全的指標:

(1) 設定應變數 y: y 的意義可分為三種:

- 1 代表帶頭股, 股王, 極具投資潛力。
- 0 代表穩定, 普通, 可投資, 但投資所取得的利益並不多的股票。
- 1 代表財務結構不穩定, 投資人應避免投資之股票。

(2) 設定方法:

[1] 以每年的各家公司之財務消息, 財務新聞來判定分類, 並藉由商業雜誌所報導的一些公司消息及每年為公司整體營收所做的總排名來設定。

[2] 有些公司的資料消息並不容易找出來, 因此我們只

有利用財務報表來為這些公司判定, 而判斷的方法則是觀看公司的獲利能力及公司未來分配股利的情形, 因為上市公司財務體質受到證券管理當局的嚴密監控所以上市公司發生破產的機會相對上比較小, 也因此, 獲利力指標的比較也是一種判斷的方法。

3.3 進行因素分析(Factor Analysis)

將最近五年度, 即 82~86 年的上市電子財務資料, 共計有 427 筆, 把這些資料利用統計軟體 Statistica 進行因素分析(分析過程請參考附錄)。目的是把 24 項的財務指標, 經由分析來找出與公司營運狀況最有關係的幾項財務指標; 自變數(X)為 82~86 年度的 24 項財務指標, 應變數(y)則為公司的營運狀況。利用 Statistica 統計軟體, 配合向前選取法, 分析出與公司營運狀況最有相關性的五項財務指標, 即為資產報酬率(X1)、淨值報酬率(x2)、稅前淨利率(X5)、總資產成長率(X14)、存貨週轉率(X24)。

因素分析所得之複迴歸方程式為:

$$y=0.010863X1 + 0.011337X2 + 0.004380X5 + 0.001766X14 + 0.013420X24 - 0.355812$$

3.4 建構倒傳遞類神經網路

本研究中類神經網路架構為: 輸入層處理單元 5 個, 輸入值即為上一步驟所分析出的五項財務指標; 輸出層處理單元 1 個, 輸出值即表示公司之營運狀況, 隱藏層一層、以及兩層, 各有不同的隱藏層處理單元, 所以共建構九種類神經網路架構, 其目的在於選擇一組最佳的學習訓練結果, 以供未來系統應用。

下表為九種類神經網路架構(表 3-1):

表 3-1 九種類神經網路架構

一層 隱藏層	5-2-1	5-3-1	5-4-1	5-5-1	5-10-1	5-15-1
兩層 隱藏層	5-3-2-1	5-5-3-1	5-3-5-1			
備註	5-2-1 表示: 輸入層處理單元數目-隱藏層處理單元數目-輸出層處理單元數目					

3.5 網路訓練及結果評估

利用之前所分析出 82~86 年度對公司營運狀況最具影響力的五項財務指標, 共 427 筆資料, 作為類

神經網路的訓練範例，將 87 年度的資料做為類神經網路的測試樣本，以評估網路是否為最佳模式。

訓練過程：以學習速率 = 0.2，網路演算法則採用倒傳遞網路最常用的非線性轉換函數 Sigmoid function，初始網路連結加權值 weight = Random (-3 <= weight <= 3)，每次學習循環更新 weight 值，一直不斷地循環學習，直到誤差值 RMS Error 達到最小。

網路訓練完成之後，以學習範例和測試範例來評估各個網路架構的學習效果以及預測準確度。結果評估如下表(表 3-2)(87 年度的資料較不完整，但我們仍將其測試結果展示出來，基本上測試範例仍以 87 年度的結果為主)：

表 3-2 各網路架構學習效果結果評估

類神經架構	訓練範例 正確率 %	87 年測試樣本 正確率 %	81 年測試樣本 正確率 %	81+87 年測試樣本 正確率 %
5-2-1	88.8%	84.2%	85.5%	84.8%
5-3-1	91.8%	82.9%	88.5%	86.2%
5-4-1	82.5%	80.3%	81.6%	80.9%
5-5-1	82.5%	77.6%	80.8%	84.2%
5-10-1	83.0%	77.6%	84.2%	80.9%
5-15-1	86.7%	80.3%	86.8%	83.6%
5-3-2-1	91.3%	78.9%	81.6%	80.3%
5-5-3-1	91.3%	73.7%	81.6%	77.6%
5-5-5-1	86.3%	82.9%	85.5%	84.2%
要因分析	訓練範例 正確率 %	87 年測試樣本 正確率 %	81 年測試樣本 正確率 %	81+87 年測試樣本 正確率 %
迴歸方程式	82.2%	65.78%	75.0%	70.38%

由上表可知，類神經所訓練的結果，正確率大都達 80% 左右，比起單純的統計分析要來得精準，本研究中所製作的系統，則採用 5-3-1 網路架構所訓練出的結果做為系統架構的基礎。所使用的網路架構如下(圖 3-1)：

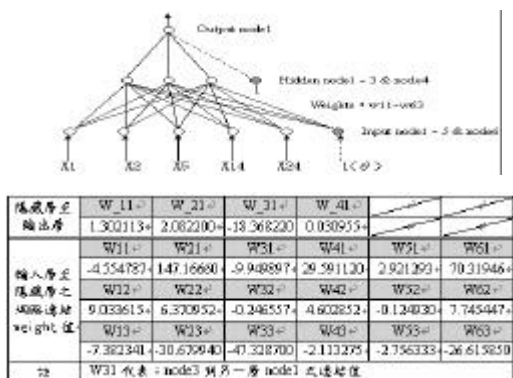


圖 3-1 網路加權值表

3.6 網路的輸入和輸出

類神經網路神經元的輸出，經由非線性的轉換函數 sigmoid，所以輸出值的範圍介於 0 ~ 1 之間，但因為所要訓練的範例之輸出值是介於 -1 ~ 1 之間 (-1、0、1 三種)，所以要對輸入的資料作正規化(Normalize)，最後經由網路運算所得到輸出值，再將其還原(de-normalize)成原本應有的輸出值範圍。正規化的過程為：利用線性的函數將每一輸入單元所要輸入的資料轉換為範圍大小介於 -3 ~ +3 之間；以及將最後輸出的數值範圍轉換為原來的 -1 ~ +1 之間。經由計算得其個別輸入及輸出單元的線性函數。如下表(表 3-3)：

表 3-3 輸入和輸出單元線性函數

處理單元	線性函數
Input node1	Y1 = 0.07081317 * X1 - 1.451316
Input node2	Y2 = 0.03482682 * X2 - 0.7671424
Input node3	Y3 = 0.03308519 * X3 + 0.4057899
Input node4	Y4 = 0.01416197 * X4 - 2.712229
Input node5	Y5 = 0.18340690 * X5 - 3.053904
Output node	Y = 0.5 * output + 0.5

若有一公司之財務資料為：資產報酬率(X1)為 3.8、淨值報酬率(X2)為-5.98、稅前淨利率(X5)為-15.62、總資產成長率(X14)為 25.75、存貨週轉率(X24)為 2.35；則此公司之營運狀況如何？類神經網路的推測過程如下：

- (一)輸入值經由正規化之後，得到類神經網路實際運算之輸入值為-1.18222、-0.97529、-0.111001、-2.35011、-2.6242。
- (二)計算隱藏層每個 Node 的輸出值 H：

$$(1) net_h = \sum_{i=1} W_{xi} h_i \bullet X_i$$

$$(2) H_h = f(net_h) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_h}}$$

(其中 W_xh 之值，見圖 3-1)

$$(3) net_h1 = w11 * -1.18222 + w21 * -0.97529 + w31 * -0.111001 + w41 * -2.35011 + w51 * -2.6242 + w61$$

* 1 = -143.929

$$(4) H1 = 1 / (1 + \text{Exp}(\text{net_h1})) = 3.10645\text{E-}63$$

計算過程略

$$(5) H2 = 3.04483\text{E-}09, H3 = 0.9999999。$$

(三) 計算推論輸出值

$$(1) \text{net}_j = \sum_h W_{hj} \cdot H_h$$

$$(2) Y_j = f(\text{net}_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-\text{net}_j}}$$

$$(3) \text{net} = w_{11} * H1 + w_{21} * H2 + w_{31} * H3 + w_{41} * 1 = -18.3373$$

$$(4) Y = 1 / (1 + \text{Exp}(-18.3373)) = 1.086994\text{E-}08$$

(四) 將其推論輸出值 Y，利用線性函數(表 3-4)算出實際輸出值 $\text{output} = (Y - 0.5) / 0.5 = -0.99999997826 = -1$ (代表不好)結果：推論出此公司的營運狀況並不好。

3.7 檢定分析

因樣本大小的關係可能會影響到類神經測試正確率及要因分析的正確率之間的差距，因此運用檢定分析則可更加肯定究竟類神經較好亦或要因分析的結果較好。

檢定項目：類神經網路經由訓練的預測能力是否比一般統計分析之結果來的好。以點二項母體比例 p (成功機率)來檢定：(右尾檢定見理論基礎及文獻探討 2.5 節統計檢定方法之研究)87 年樣本數為 76 筆資料

統計假設 $H_0 : p \leq p_0$ p 為類神經網測試結果
 $H_1 : p > p_0$

(正確率)，為迴歸分析的結果(正確率)，顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。檢定結果如下表 3-4:

表 3-4 檢定結果

類神經網結構	類神經網訓練結果 p	迴歸分析結果 p_0	檢定結果 p 是否大於 p_0
5-2-1	84.2	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0
5-3-1	82.8	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0
5-4-1	80.0	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0
5-5-1	77.8	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0
5-10-1	77.8	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0
5-15-1	80.0	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0
5-3-2-1	78.8	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0
5-5-3-1	73.7	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0
5-5-5-1	82.8	85.79	拒絕 H_0 ，所以 p 大於 p_0

由上表可

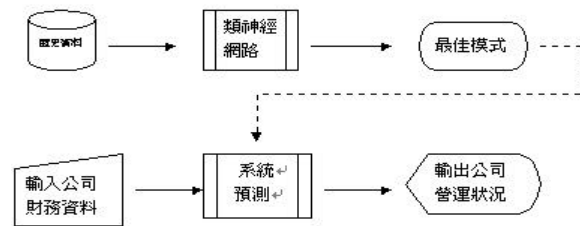
知每一種倒傳遞網路架構所訓練出的效果，都比傳統統計分析好，這也正是類神經網路在近年來為何蓬勃發展的主因。

四、架構、實作與功能

4.1 系統架構

系統的建置是以歷史資料來作為類神經網路的訓練範例，經過類神經網路的學習，得到一個最佳的網路模式，來作為系統的網路架構。使用系統時，需要輸入所指定的財務資料，經過系統的推測，而輸出所要預測的公司營運狀況之好壞。系統的主要架構圖(圖 3-2)：

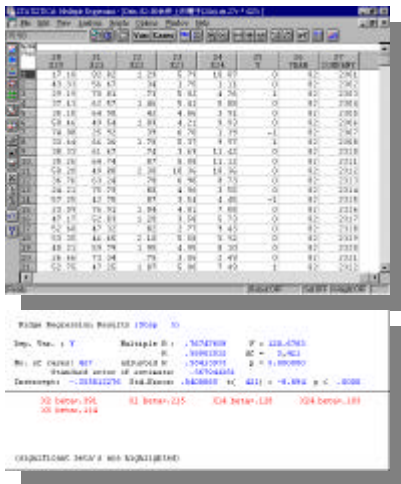
圖 3-2 系統架構圖



4.2 系統實作步驟

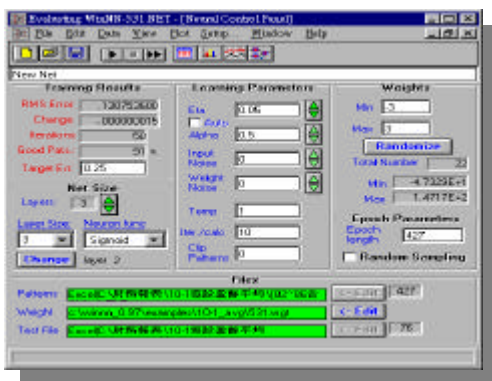
(1) 將最近五年度，即 82-86 年的上市電子 24 項財務指標資料，共計有 427 筆，把這些資料利用統計軟體 Statistica 進行因素分析，分析出五項主要的財務指標，即為資產報酬率、淨值報酬率、稅前淨利率、總資產成長率、存貨週轉率。

圖 3-3 近五年度資料分析



(2) 利用上一步驟的五項財務指標，作為類神經網路的訓練範例(427 筆資料)，將 87 年度的資料做為類神經網路的測試樣本，以評估網路訓練之後的預測準確率。

圖 3-4 網路訓練



(3) 建立多種網路架構，選擇最佳的網路模式及其網路加權值(Weights)，來作為系統的網路架構。利用 Visual Basic 5.0 作為系統的開發工具。

4.3 系統功能

(1) 單筆資料輸入：輸入所指定的五項財務指標，即可經由系統推測營運狀況的好壞。

(2) 多筆資料輸入：開啟存有多筆資料的檔案，如 Excel 檔案，檔案內容為包含所指定的五項財務指標(圖 3-5、圖 3-6)。

(3) 輸出的結果以三種圖示來表示(圖 3-7)，綠色表示公司的營運狀況好，可作為投資時的參考；黃色表示公司的營運狀況普通；紅色表示此公司營運狀況不良，投

圖 3-5 輸入資料

資時應該避免；用此三種顏色簡單、清楚地來表達出公司的財務狀況。

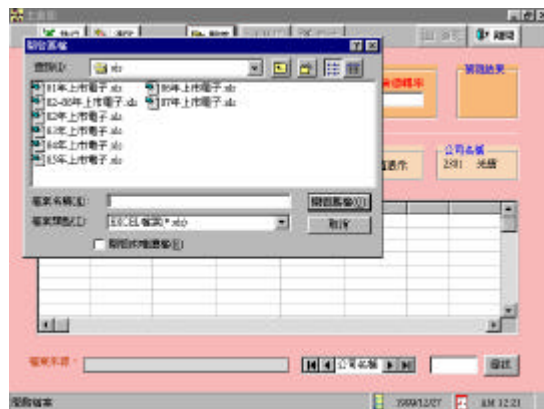


圖 3-6 輸出結果



圖 3-7 統計輸出結果



五、系統評估

系統在建立類神經網路模式時，利用近五年公司的財務資料，將公司的營運狀況區分成三類，即良好、普通、不好，再將資料讓類神經網路作學習，而得到最佳的模式。但是財務資料的辨別並不是那麼的容易，財務狀況不佳的公司較容易辨別，但是若財務資料是介於良好與普通之間，就比較難辨別；所以在良好、普通、不好，這三類的彼此分界處可能會產生分類錯誤，也就是系統的準確率不能夠達到極高的原因所在。本系統力求簡單、操作容易，希望讓一般的使用者能夠輕鬆地使用，若使用開啟 Excel 檔案的方式來輸入多筆資料，所限制的就是，五項財務指標的順序必須依次為：資產報酬率、淨值報酬率、稅前淨利率、總資產成長率、存貨週轉率，順序不能夠對調或者是相反。

第四章 結論與未來發展

運用類神經網路來建立風險的規避模式，雖然較統計學上的要因分析(Factor Analysis)來的準確，但是也並非完全沒有缺點。類神經網路在本實驗中最大的缺點就是模式的建構時間過長，因為在建立類神經網路模式的網路架構時，由於沒有一套系統化的方法可供依循，故必須靠不斷地試驗來找尋到最適的網路架構，以得到最佳的分類效果。網路必須不斷的反覆學習與測試，使誤差達到最小，由於本實驗的電腦硬體方面為個人電腦，所以耗費的時間自然會相當多。

類神經網路的建構需要軟體和硬體的配合，若是擁有專門為訓練類神經網路而設計的硬體裝備，將會省去許多建構神經網路所花費的時間。

目前系統所用來作為訓練的財務資料，並非相當齊全地包括每一家上市電子類股公司，以及用來設定公司營用狀況的方法有些較不客觀，也會影像到類神經網路的學習及預測。將來如果能夠有客觀的分析以及完整詳細的資料，類神經網路的學習效果將會更好；而且模式只有上市電子類，若能夠加入其它類股，系統就能夠更完備。

參考文獻

- [1] 葉怡成編著，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書有限公司。
- [2] 王國榮著，Visual Basic 5.0 實戰講座，旗標出版股份有限公司。
- [3] 黃世陽、吳明哲主編，Visual Basic 5.0 中文版學習範本，松崗電腦圖書資料股份有限公司。
- [4] 丁文拯著，財務管理學，大中國圖書公司
- [5] 陳斯愷著，財務分析與管理，天一圖書公司
- [6] 鄭丁旺、黃金發著，初級會計學。
- [7] 顏月珠，現代統計學，三民書局。
- [8] 王葆真，運用類神經網路建構企業債信分類模式之研究，交通大學管理科學研究所，碩士論文。
- [9] 陳景堂編著，統計分析：SPSS for Windows 入門與應用，儒林圖書公司。
- [10] 彭咸嘉，2000，論文「台灣上市上櫃主機板產業公司財務績效評估」
- [11] 劉嘉鴻，2000，論文「整合灰預測及類神經網路模型研究股市盤後期貨價格之資訊內涵：以摩根台股指數及日經 225 指數為例」
- [12] CHIN-TENG LIN and C.S. GEORGE LEE，NEURAL FUZZY SYSTEMS，高立圖書。
- [13] R.C.Lacher 等，A neural network for classifying the financial health of a firm，European Journal of Operational Research 85(1995)53-65
- [14] Hung, Yu -Chung，Loss Function Application in Bankruptcy Forecasting of Petroleum Industry (1992)。