

南華大學

財務管理研究所碩士論文

A THESIS FOR THE DEGREE OF MASTER OF BUSINESS ADMINISTRATION

INSTITUTE OF FINANCIAL MANAGEMENT

NAN HUA UNIVERSITY

運用類神經網路於個股籌碼流動向量

股價預測系統之建立

MODELING STOCK PRICE PREDICTION SYSTEM WITH TRADING

VECTOR: AN APPLICATION OF BPN

指導教授:徐清俊 博士

ADVISOR: PH.D. CHING-JUN HSU

研究生:陳世芳

GRADUATE STUDENT: SHEY-FANG CHEN

中華民國九十六年一月

# 南 華 大 學

財 務 管 理 研 究 所

碩 士 學 位 論 文

運用類神經網路於個股籌碼流動向量股價預測系統之建立  
THE FORECAST SYSTEM OF PRICE FLUCTUATION AGAINST THE  
INDIVIDUAL EQUITY SECURITIES FLUID VECTOR

研究生：陳世茗

經考試合格特此證明

口試委員：

施孟隆

張瑞真

徐清俊

指導教授：徐清俊

所 長：邱楓頌正

口試日期：中華民國 95 年 6 月 4 日

## 南華大學財務管理研究所九十四學年度第二學期碩士論文摘要

論文題目：運用類神經網路於個股籌碼流動向量股價預測系統之建立

研究生：陳世芳

指導教授：徐清俊 博士

### 論文摘要內容：

在股票分析的實證研究上，大多以基本面分析、技術分析為工具，或藉由探討外資、投信及自營商三大法人間的資訊領先地位，試圖從中找尋出最佳的投資時點，但是這些研究卻未對個股籌碼變化做深入探討，因此個股籌碼流動向量對股價的影響如何，乃本研究之探討重點。本研究運用倒傳遞類神經網路，研究在交易的過程中，個股籌碼流動向量與股價波動關係。研究資料為台灣證券交易所個股交易日資料，其中 2003/10/01~2004/08/31 的資料為訓練測試期所使用，2005/07/20~2005/10/28 的資料為驗證期所使用。本研究以台積電建構個股籌碼流動向量股價預測系統後，以該系統驗證台指 50 成分股的適用範圍，實證結果如下：

- 一、以倒傳遞類神經網路不同的參數設定值經過多次的測試後，定位出各項參數較佳的設定值，所建構的預測系統確實可對股價漲跌進行預測。
- 二、本研究所建立的個股籌碼流動向量股價預測系統可對於樣本在不同期間的股價進行預測。
- 三、本研究所建立的個股籌碼流動向量股價預測系統可對台指 50 成分股不同個股的股價進行預測。

關鍵詞：個股籌碼流動向量、倒傳遞類神經網路、股價預測模式。

**Title of Thesis** : Modeling Stock Price Prediction System With Trading  
Vector : An Application of BPN

**Name of Institute** : Institute of Financial Management, Nan Hua University

**Graduate date** : May 2006

**Degree Conferred** : M.B.A.

**Name of student** : Shsy-Fang Chen

**Advisor** : Ph.D. Ching-Jun Hsu

## Abstract

Most previous empirical studies seek to discover the opportune moment of stock investment mainly through the fundamental analysis, technical analysis and the leading information from the three key institutional investors (foreign institutional investors, domestic mutual funds and security dealers). However, these studies neglect the vibrations in the stock pricing by the trading vector, which could also shed light on the change of stock price. The purpose of this study is to fill this void and focus on the relationship between trading vector and price change in the Taiwan's stock market.

The Back-propagation Network (BPN) is used to establish the price prediction system. Firstly, we use daily data of Taiwan's stock on the Taiwan stock Exchange from Oct. 01, 2003 to Aug. 31, 2004 to train and test the prediction system. Secondly, the daily data during the period July 20, 2005 to Oct. 28, 2005 are used to verify the prediction system. After establishing an initial system for the Taiwan Semiconductor Manufacturing Company Limited (TSMC), the prediction system is employed to verify all of the stocks in the Exchange Traded Funds (ETF). The conclusions are as follows:

1. After test for different parameters in BPN for many times, we got some suitable digits to establish the prediction system, and this system can be used for prediction.
2. The price prediction system can be used for different periods.
3. The price prediction system can be used for different individual equity securities in the ETF.

**Keywords** : Trading Vector, BPN, Price Prediction System

# 目 錄

第一章 緒論	1
第一節 研究背景	1
第二節 研究動機與研究目的	7
第三節 論文架構	10
第二章 文獻探討	12
第一節 以基本面及總體經濟為變數的相關文獻	12
第二節 以技術面之資訊為變數的相關文獻	14
第三節 以股市資訊傳遞地位進行的相關文獻	17
第四節 以類神經網路為研究方法進行預測的相關文獻	19
第五節 本章小結	21
第三章 研究方法與研究設計	23
第一節 研究樣本與研究期間	23
第二節 研究變數選取之說明	24
第三節 研究方法	29
第四節 研究設計	40
第四章 實證結果與分析	46
第一節 資料說明與處理	46
第二節 模型之網路參數	47
第三節 訓練測試範例實證結果	52
第四節 驗證範例結果實證結果	54
第五節 預測系統對 ETF 成分股適用實證與變數敏感性分析	56
第六節 本章結論	60
第五章 結論與建議	62
第一節 研究結論與研究貢獻	62
第二節 後續研究建議	65
參考文獻	66
附錄一 ETF 成分股籌碼流動向量股價預測系統實證結果 A-1	69
附錄一 ETF 成分股籌碼流動向量股價預測系統實證結果 A-2	70
附錄二 ETF 成分股股價與籌碼向量敏感性分析結果 B-1	71
附錄二 ETF 成分股股價與籌碼向量敏感性分析結果 B-2	72

# 表 目 錄

表 1-1 金融市場統計資料	3
表 1-2 投資人類別交易比重統計表	4
表 1-3 歷年上市公司本國自然人股東投資金額分析	5
表 1-4 台灣證券交易所之證券經紀商委託人開戶統計	7
表 2-1 股價分析投入變數與研究方法比較表	22
表 3-1 台積電全額交易人交易占率表	27
表 3-2 變數分類說明表	28
表 3-3 類神經網路函數型預測能力分類表	39
表 3-4 類神經網路分類型預測能力分類表	40
表 4-1 樣本配置之影響表	50
表 4-2 本研究類神經網路參數設定值表	51
表 4-3 台積電訓練測試範例正確率表	52
表 4-4 台積電驗證範例正確率表	54
表 4-5 BPN 籌碼流動向量股價預測系統	55
表 4-6 ETF 成分股訓練期對預測系統適用狀況表	57
表 4-7 ETF 成分股測試期對預測系統適用狀況表	58
表 4-8 ETF 成分股變數敏感性分析統計表	59
表 5-1 籌碼流動向量股價預測系統參數測試匯整	64

# 圖 目 錄

圖 1-1 台灣地區一年期存款利率走勢圖	2
圖 1-2 交易人交易比重占率趨勢圖	6
圖 1-3 論文架構圖	11
圖 3-1 類神經網路應用圖	32
圖 3-2 倒傳遞類神經網路架構圖	33
圖 3-3 訓練測試網路圖	41
圖 3-4 驗證網路圖	41
圖 3-5 應用網路圖	42
圖 3-6 籌碼流動向量漲跌預測模型	42
圖 3-7 研究流程圖	45
圖 4-1 隱藏層處理單元數之影響	48
圖 4-2 學習循環次數之影響	48
圖 4-3 學習速率初始值之影響	49
圖 4-4 隱藏層數之影響	50
圖 4-5 本研究倒傳遞類神經架構圖	52
圖 4-6 訓練測試範例誤差收斂過程圖	53
圖 4-7 驗正範例預測值與實際值折線圖	55

# 第一章 緒論

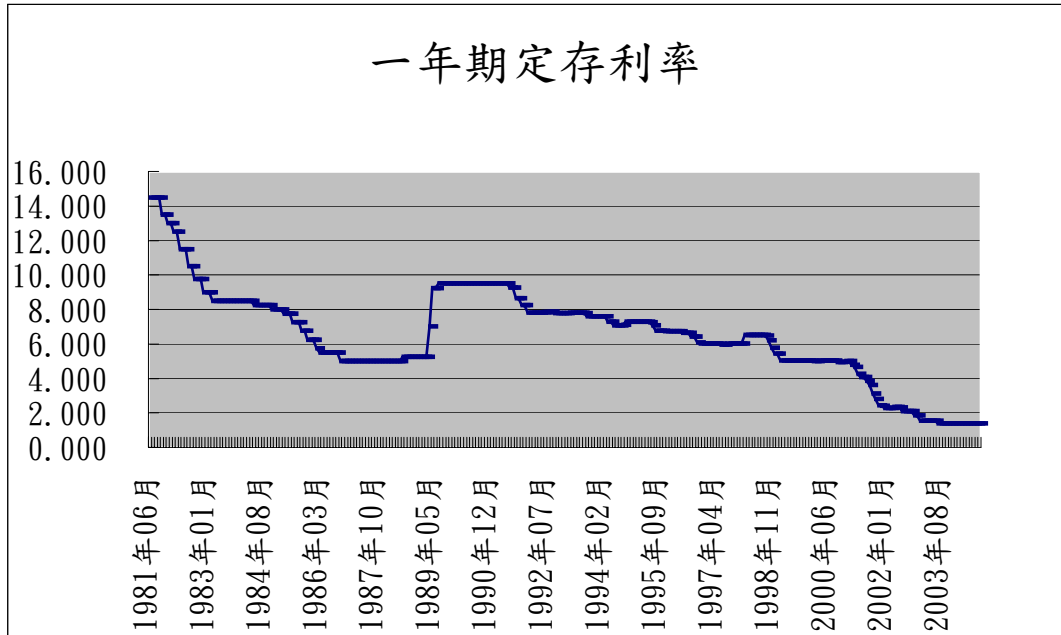
## 第一節 研究背景

台灣地區定存利率由 1981 年 6 月的一年期存款 14.5% 歷史高檔，隨著經濟環轉變而逐年調降至 2003 年 7 月份 1.4% 的歷史利率谷底(參見圖 1-1)，使得資金運用在無風險商品的報酬率來到了微利年代，因此如何做好投資理財以獲得穩定高報酬也就顯得更形重要。在台灣的金融市場上，除了股票市場外，還有債券市場與票券市場，此三大金融市場不僅是資本家公開籌資的管道，也成了大眾資金於定存以外的其它選項。就債券與票券兩大市場而言，其市場整體交易金額的規模雖然相當龐大，甚至數倍於股票市場的成交金額(參見表 1-1)，但由於債市與票券主體商品的交易須有較大的投入金額與其他的參與上的門檻限制，民眾個人直接參與投資的程度並不高，多數是透過購買投信基金的模式參與此類的金融商品投資。反觀股票市場，由於其投入的金額可大可小，亦可零股買賣，交易投資人可視自身的資金狀況隨時購入或賣出。且因具有開戶、買賣交易手續簡便及商品流動性高的特性，所以在本國的金融市場上，自然人的交易比重一直佔相當之比例(參見表 1-2 及圖 1-2)。此外，我們亦可透過表 1-3 的數據得知，從 1997 年開始，每年在股票市場上交易，其交易金額在 10 萬元以內的自然人合計便高達了 1,000 萬人次以上，到了 2004 年當年度自然人的交易總人次甚至更高達了 2,600 萬人次之譜。

雖然政府的金融主管機關多年來對外資及投信基金募集逐步開放，然在台灣的股票市場中，若以交易族群的交易量比例劃分，1993 年時，自然人的交易比例佔了總交易量約 94%(表 1-2 中，本國自然人買進與賣出交易合計)。到 2002 年為止，自然人的交易量仍有超過 8 成的比例，而三大法人(包括外資法人、投信法人、自營商)合計所佔的交易比例尚不到市場總交易量的 2 成。直到 2003 年，自然人的交易比例才開



始下降至 8 成以下，而三大法人在市場上所佔的交易比例才突破了 2 成以上。



資料來源：中央銀行

圖 1-1 台灣地區一年期存款利率走勢圖

台灣股票市場的交易，自 1962 年 1 月政府設立台灣證券交易所，由辜振甫先生擔任首任董事長揭開台灣資本市場的序幕以來，成立初期投入市場的交易者並不多，交易金額每個月甚至不到 1 億元的成交量。在歷經 20 多年的交易期，於 1986 年以前，台灣股票市場每月的成交金額仍無法突破 1,000 億的成交量。直到 1987 年，台灣股市交易規模在經濟成長起飛的帶動下，當年度總交易規模達到了 26,686 億新台幣，該年度的月平均成交金額達到了 2,200 億元新台幣，在 1989 年更創下了 254,080 億新台幣的年度成交總額，成交金額與 1987 年相較，成長幅度超過 10 倍(參見表 1-1)。

表 1-1 金融市場統計資料

單位:新台幣億元

年度	票券市場當期 交易金額	債券市場當期 交易金額	股票市場當期 成交金額
1985	35,314	491	1,952
1986	35,368	1,416	6,757
1987	35,557	2,212	26,686
1988	46,906	4,148	78,680
1989	82,210	8,844	254,080
1990	146,646	15,931	190,313
1991	148,228	37,457	96,827
1992	173,638	107,384	59,171
1993	312,527	131,582	90,567
1994	368,603	159,807	188,121
1995	420,635	208,029	101,512
1996	450,309	282,977	129,076
1997	567,405	403,920	372,411
1998	679,235	549,577	296,190
1999	596,561	524,326	292,915
2000	639,153	688,431	305,266
2001	580,594	1,189,925	183,549
2002	506,048	1,343,990	218,740
2003	478,805	2,036,240	203,332
2004	488,287	2,059,252	238,754

資料來源:中央銀行

自 1987 年起，本國經濟成長快速，國內股市交易也開始熱絡了起來，投入股市的參與者(新開戶數)更是成長迅速，單就 1989 年一年內，全國投資人於證券商的新開戶數就超過 200 萬戶。當時投資人於證券經紀商的累計開戶數由 160.6 萬戶達到了 420.8 萬戶(參見表 1-4)，股票市場交易量與交易人數在當時雙雙創造出了輝煌的數據。到了 1988 年 8 月，台灣股市單月的成交量突破了一兆元的大關，在 1990 年整個年度股市的成交總金額更突破了新台幣 25 兆元，成交總值為 1986 年度成交值的 37.6 倍。股票市場雖在 1990 年歷經了台股的大崩盤，台股加權股價指數由 1990 年 2 月份的 12,682 點在 7 個月的時間內快速的跌落至 9 月份的 2,550 點，但台灣的股市已成為

民眾從事理財活動時最重要的金融交易市場之一。時至 2004 年底止，台灣股票市場開戶數累積達 1,372 萬戶，年度總成交金額在 1997 年創下歷年來的高峰達到了 37.2 兆的交易量後，爾後的年度裡，交易量雖未繼續向上攀高，但在 2004 年仍有 23.8 兆的年度交易量。

表 1-2 投資人類別交易比重統計表

單位：%

年 度	本 國 自 然 人		本 國 法 人		僑 外 自 然 人		僑 外 法 人	
	買 進	賣 出	買 進	賣 出	買 進	賣 出	買 進	賣 出
Year	自 然 人		國 內 法 人		國 外 自 然 人		國 外 法 人	
	Purchase	Sale	Purchase	Sale	Purchase	Sale	Purchase	Sale
1993	46.95	47.18	2.70	2.67	0.00	0.01	0.36	0.13
1994	46.75	46.75	2.89	2.92	0.00	0.01	0.36	0.32
1995	45.84	46.08	3.37	3.32	0.00	0.01	0.78	0.59
1996	44.60	44.65	4.28	4.34	0.00	0.01	1.12	1.00
1997	45.43	45.29	3.77	3.78	0.00	0.01	0.79	0.92
1998	44.92	44.81	4.27	4.36	0.00	0.01	0.81	0.81
1999	44.05	44.17	4.53	4.83	0.00	0.01	1.41	0.99
2000	42.83	43.27	5.28	4.99	0.00	0.01	1.89	1.73
2001	42.02	42.39	4.72	4.97	0.00	0.01	3.26	2.63
2002	41.19	41.10	5.54	5.56	0.00	0.01	3.27	3.33
2003	38.62	39.22	5.39	6.12	0.74	0.50	5.25	4.16
2004	37.82	38.12	5.63	5.93	0.92	0.71	5.62	5.25

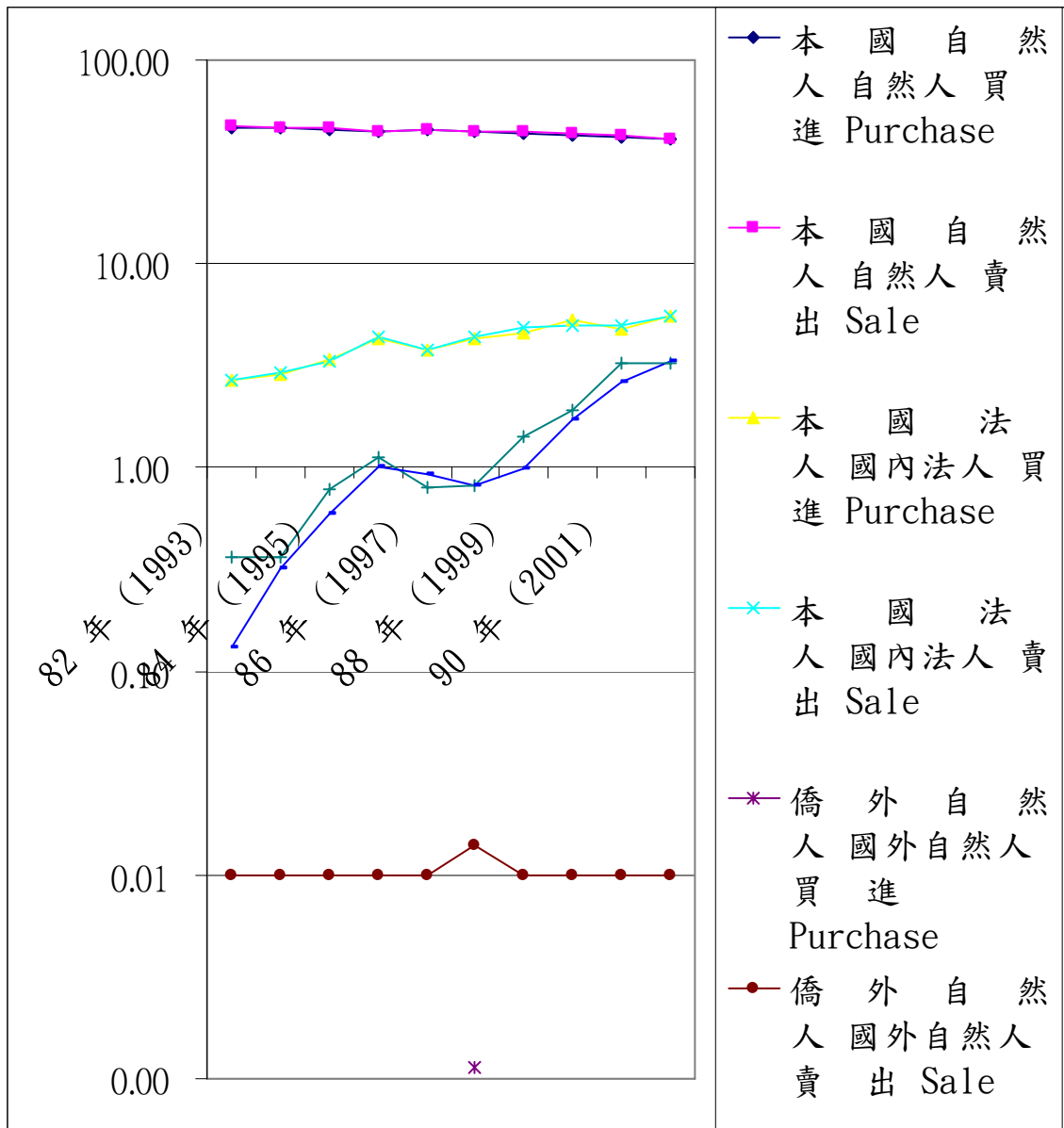
資料來源：台灣證券交易所

表 1-3 歷年上市公司本國自然人股東投資金額分析

單位：人

投資金額 (元)	1	10,001	50,001	100,001	150,001	200,001	300,001	合計
年度	9,999	50,000	100,000	150,000	200,000	300,000	500,000	
1987	312,210	223,871	81,301	31,973	23,405	21,920	18,688	713,368
1988	392,944	410,883	119,184	42,473	27,650	25,457	21,224	1,039,815
1989	560,454	1,152,190	180,843	58,894	37,478	29,400	22,626	2,041,885
1990	1,100,208	2,757,351	277,762	79,453	45,397	33,823	24,861	4,318,855
1991	2,211,627	3,123,814	355,392	98,550	52,679	42,377	31,930	5,916,369
1992	2,586,972	3,606,302	483,047	147,042	75,209	63,576	47,329	7,009,477
1993	2,946,891	3,542,792	570,686	169,966	90,381	76,703	56,560	7,453,979
1994	3,139,147	3,717,938	621,600	183,759	107,383	88,390	67,739	7,925,956
1995	3,549,908	4,384,939	864,292	244,819	147,824	119,582	96,174	9,407,538
1996	3,902,275	4,276,289	899,557	323,652	167,823	144,331	110,751	9,824,678
1997	4,303,555	5,691,511	1,177,095	366,743	235,692	178,678	145,723	12,098,997
1998	4,998,590	7,675,276	1,729,123	501,041	328,119	252,417	191,602	15,676,168
1999	6,208,153	7,760,201	1,952,636	748,766	343,267	318,834	241,664	17,573,521
2000	7,382,079	10,118,814	2,161,913	824,913	434,788	381,756	293,040	21,597,303
2001	8,472,669	10,301,220	2,329,445	957,137	442,785	422,698	312,825	23,238,779
2002	8,972,288	9,955,987	2,347,009	916,704	466,664	427,301	326,389	23,412,342
2003	10,307,335	10,586,663	2,661,748	1,015,762	553,955	499,579	382,771	26,007,813
2004	10,697,181	10,483,414	2,734,993	951,398	600,896	503,925	398,769	26,370,576

資料來源：台灣證券交易所



資料來源:台灣證券交易所

圖 1-2 交易人交易比重占率趨勢圖

表 1-4 台灣證券交易所之證券經紀商委託人開戶統計

單位:人

年	新 開 戶 數	註 銷 戶 數	累 計 開 戶 數
1988	975,283	3,608	1,606,170
1989	2,081,140	75,561	4,208,534
1990	1,101,547	266,710	5,033,088
1991	690,957	436,454	5,162,908
1992	759,509	844,077	5,078,340
1993	478,954	356,839	5,200,455
1994	620,431	328,408	5,492,478
1995	533,769	291,381	5,734,866
1996	798,890	389,989	6,143,767
1997	2,071,922	469,155	7,746,543
1998	2,436,964	595,643	9,587,855
1999	1,714,349	385,778	10,916,426
2000	5,111,016	3,667,549	12,359,893
2001	1,317,812	767,174	12,910,531
2002	2,602,285	2,163,901	12,869,344
2003	1,691,153	1,540,062	13,053,178
2004	1,376,963	755,217	13,720,461

資料來源：台灣證券交易所

## 第二節 研究動機與研究目的

在股市投入者競逐報酬率的同時，選股策略與買賣時機實在是投資者必須慎思的重要課題。眾多的投資參與者中，究竟要如何才能成為贏家？何種投資策略或買賣時機才能在每一波的漲跌獲取豐厚的報酬率？

在公司管理者與外部投資人資訊不對稱的資本市場中，坊間又有眾多的投顧老師提供各式各樣令人眼花撩亂的投資策略，一般投資人究竟該依何種選股策略或市場資訊來進行投資佈局以求獲取高額的報酬率，實在是一門相當重要的學問。因此本文希望透過對股票交易的主體標的進行籌碼分析，探討各投資人類別買賣間的交互關係，並運用類神經網路的學習能力來從籌碼面的因素來獲得股價漲跌方向上的判斷參考。

馬黛、詹傑仲與胡德中(2002)透過機構投資人與散戶對訊息的反應係數加以靜態分析比較，發現具有訊息優勢的機構投資人散佈不真實的資訊能獲得超常報酬，也就是說機構投資人有散發不實資訊的動機。在專業程度上，一般自然人投資者當然很難與法人機構相提並論，也因此一般自然人投資者在選股與投資擇時的方式上，大多以仰賴報上的消息面或採從眾策略居多。即使是較為用功的自然人投資者，在面對各種理論所提出的基本分析法、技術分析法、消息面、產業分析法或總體經濟分析法等，因選股投資策略林林總總，使得在進行股票投資時，居於資訊取得最末端的一般自然人投資者，難以對股票的投資標的與買賣時機訂下較佳決策。

就基本分析法來說，以俞海琴與葉宜生(2001)的研究中將台灣股市以價值投資法的研究為例，其運用基本分析的價值法評價模式就有 7 種，且結論對於各種評價方法並無法對所有產業有一致的適用性。該研究亦發現有學者更列舉出了 10 種的價值分析評價方法。若以現行實務上所常見的技術面分析法來進行選股，各項技術指標的運用更是多的不勝枚舉。以常見的技術分析來說；分別有道氏理論、波浪理論及葛蘭碧八大法則、KD 指標、MACD 指標、移動平均線、相對強弱指標、K 線、趨勢型態、時間轉折點、黃金切割率等等。若再加入各種技術分析方法的交叉搭配，其中的複雜性就非一般投資人所能運用自如的。所以第四台所謂的股市名嘴與投顧老師會如此盛

行自有其存在之道，散戶投資者也寧願選擇等到看到報上的消息或以道聽塗說獲取明牌的方式來買進股票或賣出持股，以致於遭受慘重的損失也就不足為奇了。

張上財(2004)指出，成交量是影響股價最重要的因素之一，成交量與股市間的互關係是由市場結構自然形成。該文也提及 Joe Granville 所提出的名言 “Volumes is a Cause and Price is an Effect”，即「量為因，價為果」。因此若投資人在投資股市的過程，僅重視價格的變化，而忽略了成交量的變化狀況及變化的內涵，在投資策略的形成上，難免會有缺失的可能性。

本研究有鑒投資的複雜性與買賣介入的時機點並非一般投資者能輕易以簡單的評價方法或指標而獲致良好的投資績效。先前許多股票投資策略及買賣時點對量價關係的相關研究，大部分僅對於單一法人進行其買入或賣出後的投資績效進行檢測。本研究嘗試深入個股成交量變化的內涵，將個股交易的部門做出較為公正客觀且多元的分類，藉由前期個股股票籌碼交易的流動向量來預測出未來股價的漲跌趨向，希望藉此增加投資大眾在股票投資上多空趨向判斷的參考。且對於上市櫃公司所發行流通在外的股票，其籌碼的分佈與流動狀況，股權結構的變化是否對於股價波動具有牽動與影響，相關的研究在過去並未多見，所以確實相當值得本研究深入探討。因此本研究將以實證結果提供本研究的參考者對於股市投資多一層的認識，並嘗試建立一套可供專業投資部門參考的「籌碼流動向量股價預測系統」，茲將本文之研究目的條列於下：

1. 以類神經網路建立「籌碼流動向量股價預測系統」。
2. 以個股籌碼流動向量進行股價漲跌趨向預測並實證分析 ETF 成分股實證預測之準確率。



### 第三節 論文架構

本文研究結構章節區分如圖 1-3：第一章為前言，針對研究背景、研究動機與研究目的進行詳細的說明。第二章對於股價預測的相關文獻分為：(1)以採用基本面及總體經濟面之資訊為變數進行研究；(2)以技術面之資訊為變數進行研究；(3)以股市資訊傳遞地位進行的相關研討；(4)以採用類神經網路為研究方法進行股價預測的相關文獻等四個節次進行探討。第三章說明本文的研究方法與流程。第四章實證結果分析。最後在第五章的部分則做出本文的結論與建議，圖 1-3 為本文之論文架構圖。



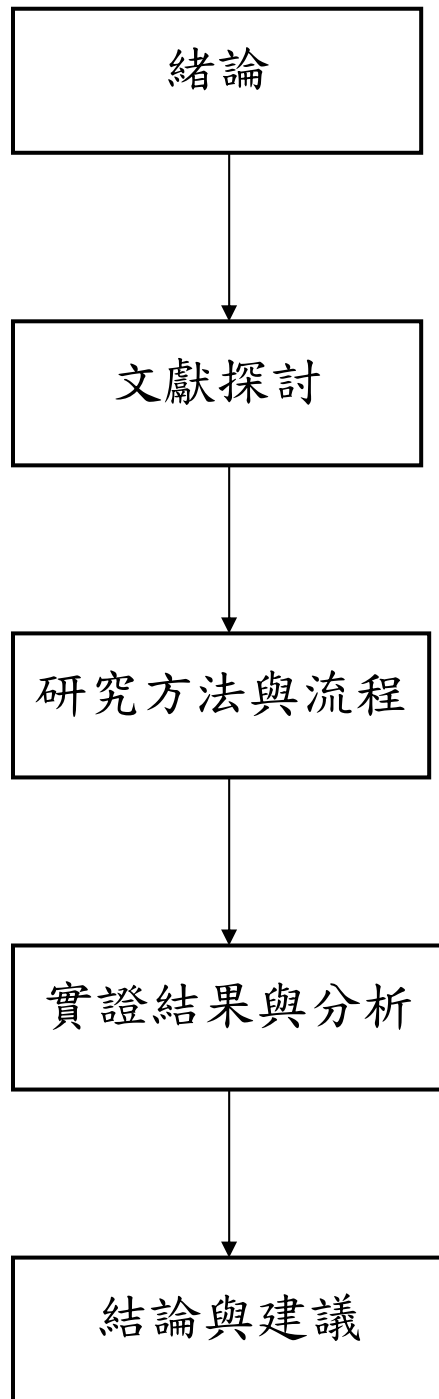


圖 1-3 論文架構圖

## 第二章 文獻探討

回顧以往對於股市投資，探討真實股價及預測未來股價走勢的相關文獻中，始終以基本分析、技術分析及消息面的事件分析為主要的論述。因此不論是在基本面或技術面上的研究變數選取上已相當多元，甚至針對部分的籌碼面事件所對於股價的影響程度之研究也有許多的學者進行過實證分析，故本章將以往關於股市投資擇股方法與買賣點擇時的文獻區分為四種類型進行探討；

- 1.採用基本面及總體經濟面之資訊為變數進行研究；
- 2.採用技術面之資訊為變數進行研究；
- 3.以股市資訊傳遞地位進行的相關研討；
- 4.以採用類神經網路為研究方法進行股價預測的相關文獻探討。

### 第一節 以基本面及總體經濟面為變數的相關文獻

對於真實股價的追尋與探索，鑽研基本分析的學者認為股票的真實價值乃隱含於公司的內在價值，所以一家公司長期的股票價值及股價走勢會隨著總體經濟因素、該產業的前景因素、公司在產業內的競爭力及各項財務資訊而產生關聯性的變化。

Lakonishok(1991)以日本股市為對象的實證研究中發現，在財務方面的指標對日本股市的報酬率有顯著的解釋能力。在諸多的財務指標中，特別是以公司的帳面價值對股票市價比的解釋效果最為顯著。

Fama and French(1992)以公司規模與帳面價值對市價比對股價報酬率進行分析，研究結果也發現帳面價值對市價比影響股價的報酬率有著顯著的關係，且其影響性更甚於公司規模因素。

俞海琴與葉宜生(2001)以7種的價值投資法(FCFF、FCFE、EVA、實質選擇權評價法、本益比法、市價帳面價值比法、銷售比法)對台灣電子產業與非電子產業進行配對比較之研究。由於各個產業經營項目上具有差異性，欲以相同的評估項目來評斷不同類別公司價值可能有其困難點，而其結論也是發現在其研究期間各產業有不同的適用評價方法，並無法提供一般投資人簡易運用在擇股上做為判斷依據。

陳稼興與顏明慧(2001)對基本面選股所做的回測實證分析，選用了3個關於個別公司基本面中的財務科目(每股盈餘、流動比率、營收成長率)進行實證研究，在分別進行三種財務科目獨立選股及交叉運用選股後所得到的投資績效證明，在股市空頭時期以獨立科目選股進行投資所獲致的績效優於以財務科目交叉組合選股的投資績效，而在多頭時期則以「流動比率+營收成長率」的組合其投資績效明顯優於以獨立科目進行選股的投資績效，但也並不是只要進行交叉選股策略其績效就可獲得優於單項選股的策略。

曹瓊方與林文修(2002)以使用者導向的企業評價選股模型進行選股決策研究，選擇使用個別公司4個獲利性的構面(企業市場評價、企業成長性、企業獲利性及股東獲利性)來建立對於選擇投資標的的投資評等模型。在此一模型下的選股策略進行實證後，其投資所產生的效能確實比投資人自選投資組合的績效更高且亦高於市場平均報酬率。惟該研究僅選取四個獲利性構面的指標來估算企業的真實價值，對於一家企業的價值能否完整呈現使其真正具有代表性，使該選股模型更趨精緻化則有賴於後續的研究。

陳稼興與劉慧敏(2002)針對上市公司採用的財務報表，運用

MOGA(Multi-Objective Genetic Algorithm)多目標遺傳演算法以設定條件參數模式試圖建構最佳的基本面選股策略。不過其最後的結果僅能針對做多交易提供 50%的勝率的參考值，且該模式對於停損及停利功能的提供上仍有許多限制，若要實質選擇並運用於投資策略上，在總體經濟及產業面的資訊及參數的設定多元化方面，仍有待後續的研究。

綜合以上文獻所述，股票市場乃是一國經濟的櫥窗，故總體經濟面上對於股票市場的影響自然甚為重要，且公司股票的投資價值也終將反應在公司各項基本面的報表上。惟在半效率市場的理論基礎下，投資人並無法透過已公開的資訊獲得超額報酬。由於各項經濟指標與公司財務資訊的發佈都是經濟活動後的結果統計，特別是有關個別公司方面的資訊，並無法排除居資訊領先地位的相關人員從事資訊公佈前後的時間差交易，也因此股價漲跌的反應往往在總體經濟面或個別公司基本面之資訊公佈之前。所以運用總體經濟面及公司基本面的公開資訊來進行選股及投資策略者，大致上以買入後長期持有為主要投資策略。

## 第二節 以技術面之資訊為變數的相關文獻

「過去的歷史一定會不斷地重演」，乃是股價走勢分析中技術分析派的學者們所秉持的重要論述與依據。依照技術分析派學者的研究，股價走勢會一再的依照過去軌跡重複出現，所以運用過去股價走勢的圖形及相關技術指標對於股價未來走勢的預測是可以獲致良好的效果。

Pruitt and White(1988)利用大盤常用的技術分析指標如 RSI、OBV、MA 等技術指標進行交易的實證研究，及結果顯示投資人確實可利用技術分析操作股票獲得超額利

潤。

Neftci(1991)以技術分析上的各類指標及 K 線型態學上的圖形進行實證研究，將歷史資料運用演繹演算法求證後發現，多數的技術指標可在事前確認，但型態學上的圖形卻無法事前確認驗證。也就是說，雖然在運用技術指標上可能可以獲得超額報酬，但在事前必須先有辦法確認圖形的型態後，才可以佐以用其來預測股價的走勢。

Lakonishok and Lebaron(1992)運用 MA 及壓力線與支撐線簡單的技術指標進行在道瓊工業指數上的交易策略研究，實證結果發現所使用的技術指標與策略有效。

Bessembinder and Chan(1995)以一些簡單的技術分析方法對亞洲市場進行實證分析，以求了解技術分析是否能對股票價格的移動進行有效的預測。結果發現這些技術分析的規則性在馬來西亞、泰國及台灣的股票市場能夠相當成功的對股價變化進行有效的預測。

Hendrik and Chan(1997)以技術分析上的 26 種交易規則對 CRSP(Center for Research in Security Price)加權指數從 1962 年至 1991 年所進行的實證。求證後發現，運用技術指標可成功的預測 CRSP 之報酬率。

洪美慧(1997)以 1985 年 8 月至 1996 年 3 月台灣 90 家上市公司的研究樣本，運用在市場上常用的技術指標如 Bias 乖離率、RSI 及移動平均線的葛蘭碧八大法則做為交易的準則，其結果顯示以技術分析操作的報酬率低於買入持有的方法。該研究期間台股共歷經四次的多空循環，但是以技術指標卻仍無法打敗最簡單的買入持有策略。

姚瑜忠(2000)對台灣地區股票型共同基金所進行的研究中發現，以機構投資人對股市投資研究的專業程度而言，卻仍存在著以量價關係的技術指標來進行擇股與擇時的策略，如果從其依量價關係選股的策略看來，其操作策略隱含著從眾策略且操作績

效並未比大盤來的好。

Pring(2002)則大量利用交易走勢圖為實例，讓投資人能看到股市交易過程的真實面，以求能充分掌握獲利先機。

廖繼弘(2004)利用一般技術指標進行選股並試圖以此掌控多空趨勢及時間轉折，也引導投資人避開技術分析在進行操作時所可能遇到的盲點。但因為技術指標在運用上仍有許多盲點，所以投資人實際操作時仍需善設停損與停利點。

採用技術面相關指標進行投資操作的實證研究，乃欲以過去的股價資料推導出未來的股價走勢，因現有已在市場上廣泛運用的技術指標變數種類繁多，故尚未有學者提出全面性交叉運用後的績效比對。且有關的文獻中，運用少數指標後的投資績效亦非全面性明顯的優於簡單的買入持有投資策略，且須先行判別投資時期市場所處的多空狀態或確認型態學上圖形所處的位置。就此點而言比較可惜的是，由於現在乃是未來的過去，若以目前股價所處的位置與過去走勢相比較，當然可以斷言過去的多空期。但是以目前的股價對未來而言，究竟未來會步入多頭時期或是空頭時期，因為尚未發生，所以無法得知。也因此技術分析便多少帶有些看圖說故事的成分存在。所以若欲以技術分析判斷未來股價仍需要佐以基本面或尋求其他方面的資訊，以求與技術指標交叉運用來減少買賣資訊的誤判率，穩定投資的報酬率。

### 第三節 以股市資訊傳遞地位進行的相關文獻

股市投資資訊傳遞地位探討的是試圖在各類別投資人中，尋找出以資訊的取得優勢進行投資而有明顯優於其他類別投資人績效的投資人種類，並透過訊息事件的實證研究結果，以提供未具專業擇股能力而採用從眾策略的投資人可在投資標的選擇上與進場時機上的參考。雖然在理論上就效率市場而言，並沒有任何人能夠以過去、現在和未來的資訊來獲取超額的投資報酬。但是在關於資訊傳遞地位與股市報酬的相關文獻中仍可看出，在以人為本的資本市場中，資訊取得地位不平等所造成投資者之間弱肉強食的現象是存在的。

Chan and Lakonishok(1993)使用 37 個貨幣機構的橫斷面資料進行機構單位交易行為對股票價格影響性的實證研究，結果發現這些貨幣機構的交易行為對價格的影響性極為微小。

賴育志(1999)對於外資資訊領先地位的探討中所獲致之結果發現外資法人確實擁有優於較佳的投資資訊，使得外資法人在買賣行為上能比其他類別的投資人提早反應市場資訊。

姚瑜忠(2000)探討台灣共同基金的操作策略，結果發現共同基金存在著從眾現象，在資訊的取得並未有獨特的地位，故其操作策略偏重於追高但不殺低。

韓千山(2000)在對於大股東訊息優勢與下單策略的研究文中獲致的結論指出，大股東(資訊大戶)在資訊的地位上確有其優勢，且選擇在充分的流動性狀況下以市價單來進行交易策略。



鄭麗慧(2001)對外資介入對股市現貨與期貨的關聯性分析，探討外資介入程度是否有領先-落後關係的存在，並探討外資介入前後有無造成領先-落後關係的改變，最後討論外資的買(賣)超是否影響期貨市場的正(逆)價差。實證結果發現台灣政府放寬外資參與期貨市場限制後，外資在台灣股市的買、賣對正、逆價差確實逐漸產生影響力。

陳亞農(2003)探討公司的內部人持股轉讓申報事件是否有其資訊效果造成市場股價變動，結果發現公司內部持股人申報前，公司股價呈現顯著為正的累積異常報酬率，而申報後之連續三日公司股價皆出現顯著為負的異常報酬率，顯示出市場交易存在著資訊不對稱的狀況。

姜淑美、鄭婉秀與邱建良(2003)在外資的買賣行為與股價間關係的研究中均發現外資的買賣超與股價有循環性正相關。提供給一般投資人的參考性乃是當外資法人有買賣超行為時，可隨之進行同向買賣。但對於買賣超在籌碼量或金額上的定義則並未有精確的提供。

胡星陽與陳建宏(2005)研究發現，公司內部人確實有顯著的買低賣高的能力，且公司內部人選擇股票買賣時點的能力，會隨著公司董監事持股比例越高、公司上市年數越短、公司市值越小及內部人為董監事或經理人而與買賣時點選擇能力有正向關係。也因此公司內部人因具有資訊優勢而較一般投資人有買賣時點上的優勢。

以上述所列文章對於個別交易投資人在交易上的領先地位之研究，其結論各有不同，甚至還有相同學者在不同的研究文章對於同一交易投資人有不同的結論，所以缺乏專業選股能力的一般投資大眾，若欲採用從眾策略來進行選股投資，顯然亦會有無所適從的情況產生。

#### 第四節 以類神經網路為研究方法進行預測的相關文獻

對於股價預測所採用的變數，綜觀以上 3 節所述及，變數的數量上確實相當繁多，若未能運用效率良好的實證研究方法，來篩選出變數對股價走勢的重要性及影響程度而加以定位並運用，則其精準度與可用性便容易遭人質疑。

近 20 年來以類神經網路於股價預測運算的運用相當廣泛。Takashi Kimoto, Kazuo Asakawa, Morio Yoda and Masakazu Takeoka(1990)運用類神經網路建構技術指標對日本股價指數的預測模型，實證結果發現該預測模型可以對日本的股價指數進行有效的預測並獲取超額的投資報酬。

蔡耀全、陳住銘、楊棠堯與王鐘億(1999)整合多項技術指標，並以類神經網路建構一股價預測模式來預測投資時的買賣時點，結果發現由於類神經網路與停損單投資策略的交互運用，可以有效的預測股票投資買賣時點，使得投資更具有獲利績效。

楊孟龍與陳稼興(2000)將類神經網路運用於股價波段的預測及選股上的應用，由於類神經網路乃是利用股市交易的歷史資料以移動視窗模式經過自我學習與訓練的運算後，找出對未來股價走勢的非線性預測。該研究乃期望以固定的類神經網路架構及固定的變數運算後找出符合運作模式的高期望報酬率之特定個股。在研究中實證後其投資結果獲致比運用一般選股策略更高的投資報酬率(3 倍~12 倍)，不過其中的複雜性與因人而異的選擇性投入參數是否能對股價變動的預測可保有實質上的關鍵性影響，以獲得一致性的高獲利水準則不得而知。

杜壯、曾育培與吳永宏(2000)以類神經網路及傳統的迴歸方法進行醫療型美容業顧客失約率預測之研究，實證結果發現以類神經網路方法所獲得的預測率明顯優於傳

統迴歸方法。

吳聖修(2003)以倒傳遞類神經網路運用大盤的成交量，成交價及技術指標對股價所做的研究實證，其結果顯示出運用 MACD(Moving Average Convergence and Divergence)指數平滑異同移動平均線交叉後的指標操作績效優於單純個別的技术指標。

馬德信(2003)應用模糊類神經技術對台股之模擬投資實證研究，以台股大盤的各項技術指標為輸入變數，並且將所獲致的結果與僅使用 12 日的移動平均線法所實證出之結果相互比較，結果發現可去除僅採用移動平均線法時容易遭騙線誤導的狀況，投資績效明顯打敗買進持有及傳統移動平均線交易策略。

陳國玄(2004)將總體經濟上的影響變數及公司基本財務資訊與技術指標分別運用倒傳遞類神經網路、時間序列計量及產業迴歸分析進行股價預測的實證研究，其結果發現以類神經網路在預測上的準確度確實優於其他 2 項實證模型分析方法。

王美慧與簡好玲(2005)同時運用類神經網路及多變量分析方法進行證券業網路下單服務品質的研究，實證結果發現以多變量分析方法所得到的準確率與運用類神經網路方法相較之下，仍然以類神經網路方法優於多變量分析方法。

綜合本節所載學者在預測準確率上，對於研究方法相關研究之結論，類神經網路方法在準確率上的呈現確實優於移動平均線法、傳統迴歸方法及傳統多變量時間序列計量方法。且為了深入觀察本研究各投入變數間的交互作用對輸出變數的影響性，類神經網路在運用上確實可成為適用的研究方法，故本研究將採用以類神經網路做為實證分析的研究方法。

## 第五節 本章小結

綜合本章各節所述的文獻，對於股價走勢的預測，由於過去文獻採用之變數對股價預測的結論不一，且對於投資人資訊領先地位的探討也是各自表述，並未有一致的結論，故本研究採用過去文獻未曾引用過的投資人類別為投入變數進行股價預測之研究，並結合於文獻探討中已提及在股價走勢預測的準確度上經學者實證確實優於傳統時間序列及其他研究方法的類神經網路為本文的研究方法，以探求籌碼面流動向量對股價漲跌的影響性及提高漲跌預測的準確性。茲將本章進行探討的相關文獻整理分類後列表比較於表 2-1：

表 2-1 股價分析投入變數與研究方法比較表

研究主題	作者及年份	結論
基本面及總體經濟面為變數的股價分析	Lakonishok(1991) Fama(1992) 葉宜生(2001) 顏明慧(2001) 曹瓊方與林文修(2002) 劉慧敏(2003)	難以適用於各種產業，且面臨多空時期的不同，使得所選取的變數亦有不同之研究結果產生。
技術面之資訊為變數的股價分析	White(1988) Neftci(1990) Baron(1992) Chan(1995) Kalok(1997) 洪美惠(1997) 姚瑜忠(2000) Pring(2002) 廖繼弘(2004)	使用技術指標資訊做為變數所獲致的股價走勢預測，其結論並不一致。
資訊傳遞效果暨投資人領導地位與股價關係	Lakonishok(1993) 賴育志(1999) 姚瑜忠(2000) 韓千山(2000) 鄭麗慧(2001) 陳亞農(2003) 姜淑美(2003) 胡星陽與陳建宏(2005)	多數的研究結果顯示外資買賣對股價有正向關係，但並不一定具領先地位。
採用類神經網路為研究方法的預測準確率	Kimoto(1990) 蔡耀全(1999) 楊孟龍(2000) 杜壯、曾育培與吳永宏(2000) 吳聖修(2003) 馬德信(2003) 陳國玄(2004) 王美慧與簡好玲(2005)	類神經網路可對股價走勢進行非線性預測，以類神經網路為研究方法之準確率優於時間序列、迴歸分析及多變量分析方法。

## 第三章 研究方法與研究設計

本章共分為 4 節，分別介紹本文的研究設計與方法。第一節對樣本資料進行描述，包括樣本、取樣期間、資料型態、資料筆數及資料來源。第二節則針對樣本所選取的變數進行定義上的說明。第三節為本文研究方法類神經網路的說明。第四節介紹本文的研究設計與實證流程。

### 第一節 研究樣本與研究期間

#### 一、研究樣本

本研究係以台灣證券市場中交易股票的個股為研究標的進行分析，在實證個股的選取上，首先以台股集中市場裡股本最大的台積電股票為個股範例，於該個股測試得到滿意的實證結果並建立預測系統後，再將台指 50 的成分股進行預測系統之實證，以進一步探求該預測系統應用於不同個股的適用性。且因為本研究在樣本變數分類的需要，若樣本中有交易限制者，則剔除該樣本。所謂的交易限制，指的是該股票受到限制信用交易或遭列為全額交割股票。

#### 二、研究期間

本文樣本研究期間的網路訓練測試期是從 2003 年 10 月 1 日至 2004 年 8 月 31 日。在所選取的研究期間，台股大盤在這段期間的漲跌波段屬於漲升波。資料是以研究期間的歷史日交易收盤價，共有 228 筆日資料。資料來源為台灣證券交易所公開交易資訊。由於應用類神經網路在進行實證時，在資料上需分為訓練期間與測試期間，所以將 228 筆資料從 2003 年 10 月 1 日起算的前 150 筆資料為訓練期用的資料，第

151 筆資料起至 2004 年 8 月 31 日止的 78 筆研究資料為測試期使用的資料。此外，為考量預測系統在不同期間的適用性，網路的台積電驗證範例期間樣本的資料期間採用較為近期的 2005 年 7 月 20 日至 2005 年 10 月 28 日共 70 筆日資料。

## 第二節 研究變數選取之說明

### 一、投資人分類

在過去運用類神經網路來對於未來股價漲跌預測的實證模型中，大多以公司的基本財務資料及各種技術指標為輸入變數(參見文獻探討中之 2-1 表)，或是以單一類別交易人為研究對象，探討該類別交易人的交易模式是否有超額報酬率的存在，以提供一般投資人做為交易時跟進買賣策略。截至目前為止，尚未發現有研究將個股籌碼面進行交易人分類，並以此為輸入變數來對於未來股價漲跌進行預測。所以本研究將證券交易所公佈之個股各類交易人進行分類後整理成本研究獨特的 6 項投入變數分類，以做為類神經網路實證模型的輸入變數，茲將這些投資人分類說明如下：

#### 1. 融資交易人

融資交易指的是投資人依融資融券操作辦法規定，申請開立信用帳戶後，透過市場買進可以進行融資的證券，證券金融公司則依當時規定的融資成數，依買入成交價借給投資人，投資人則於交割時以自備款規定成數辦理交割。

#### 2. 融券交易人

融券交易指的是投資人依融資融券操作辦法規定，申請開立信用帳戶後，透過市場賣出可以進行融券的證券，證券金融公司則將該證券交付給交易所進行交割，投資人則須以成交價格的當時規定成數繳交保證金

給證券金融公司。

### 3.外資交易人

指的是外國專業投資機構(QFII—Qualified Foreign Institutional Investor)，可分為銀行、保險、證券商、基金管理機構及其他投資機構(包含共同基金、退休基金、政府基金與慈善基金)。

### 4.投信交易人

指的是共同基金，也就是證券投資信託公司將所募集的資金投資於股票的買賣交易。

### 5.自營商交易人

經事業主管機關核准，得以自有資金進行有價證券買賣的證券商。

### 6.現股交易人

指的是在證券買賣交易完成後的交割過程中，並未使用融資或融券交易的投資者，而是以全額現金或現股進行交易後交割的投資人。

在已發表的證券交易的相關研究中，對於各交易人的討論上，尚未發現對第6項類別投資人的專門論述。而事實上，在我們的研究過程中發現，就個股每日成交張數而言，自第1項的交易人至第5項的交易人中，其買賣成交的合計張數與當日的成交總張數並不相符。若以該個股當日總成交張數扣除1~5項投資人成交張數後，會發現餘額的張數就是屬於本研究所提出的第6項的投資人當日成交的張數，而此一成交類別的成交張數，通常又占了當日成交總張數相當高的百分比，其成交張數占率百分比甚至高過其他交易類別的投資人，表3-1為上市公司台積電自2003年10月1日連續30筆交易資料中，第6項投資人類別成交張數投資占率分析。我們可看出全額投資人與其他類別投資人相較下，在交易成交張數上佔有極高之比率。

張上財(2004)指出，在證券投資交易上，量價關係結構為技術指標運用的一環。



成交量大者必然對股價之漲跌有一定程度的影響。在此一理論下，由於第 6 項的全額投資人每日成交的佔率大於其它項目的投資人占率，所以其對股價的影響性如何，也是本研究相當感興趣的研究方向之一。

在了解本研究對於投資人所進行的分類後，便可以開始對變數進行定義及選用說明。在台股加權指數所計算公佈的各項投資人買賣超均以其買賣超金額為主，而個股依照台灣證券交易所公開資訊所發佈的投資人分類及個股不同投資人類別的買賣超則是以買賣超張數為主。

表 3-1 台積電現股交易人交易比率表

單位：%

日期	成交量	現股買進張數	現股賣出張數	現股買進比率	現股賣出比率
2003/10/01	65,346	24,412	20,886	37.36%	31.96%
2003/10/02	129,702	43,955	71,791	33.89%	<b>55.35%</b>
2003/10/03	125,352	33,986	65,502	27.11%	<b>52.25%</b>
2003/10/06	222,915	44,834	130,707	20.11%	<b>58.64%</b>
2003/10/07	118,498	22,051	64,698	18.61%	<b>54.60%</b>
2003/10/08	111,581	14,747	58,516	13.22%	<b>52.44%</b>
2003/10/09	84,424	19,975	35,567	23.66%	42.13%
2003/10/13	102,663	35,064	56,562	34.15%	<b>55.09%</b>
2003/10/14	109,039	34,565	60,094	31.70%	<b>55.11%</b>
2003/10/15	87,060	28,274	53,479	32.48%	<b>61.43%</b>
2003/10/16	176,773	70,622	112,228	39.95%	<b>63.49%</b>
2003/10/17	82,798	22,372	41,602	27.02%	<b>50.25%</b>
2003/10/20	89,143	36,987	50,925	41.49%	<b>57.13%</b>
2003/10/21	104,498	43,241	43,248	41.38%	41.39%
2003/10/22	62,208	25,105	33,837	40.36%	<b>54.39%</b>
2003/10/23	65,534	35,444	22,462	<b>54.08%</b>	34.28%
2003/10/24	53,221	34,915	22,486	<b>65.60%</b>	42.25%
2003/10/27	31,713	13,563	16,657	42.77%	<b>52.52%</b>
2003/10/28	79,881	25,359	43,437	31.75%	<b>54.38%</b>
2003/10/29	132,605	53,005	85,514	39.97%	<b>64.49%</b>
2003/10/30	69,164	18,140	32,480	26.23%	46.96%
2003/10/31	75,899	33,219	26,724	43.77%	35.21%
2003/11/03	46,857	21,599	22,119	46.10%	47.21%
2003/11/04	90,023	23,237	52,625	25.81%	<b>58.46%</b>
2003/11/05	65,556	20,452	45,278	31.20%	<b>69.07%</b>
2003/11/06	128,741	34,086	73,439	26.48%	<b>57.04%</b>
2003/11/07	65,088	22,915	34,649	35.21%	<b>53.23%</b>
2003/11/10	57,860	17,599	22,754	30.42%	39.33%
2003/11/11	110,743	65,710	21,528	<b>59.34%</b>	19.44%
2003/11/12	80,522	24,604	27,159	30.56%	33.73%

資料來源：台灣證券交易所

註：粗體字表示該項成交比率佔當日總成交量 50% 以上

現股買進比率=現股交易人買進張數/當日成交張數

現股賣出比率=現股交易人賣出張數/當日成交張數

由於本文的研究重點是基於個股交易籌碼的流動向量對於股價漲跌的影響，所以本研究將原始資料先依投資人類別區分成 6 大交易對手類別，並以其前期之買賣超張數為投入之變數，再以當期之漲跌進行輸出變數值的設定，其分類說明如表 3-2：

表 3-2 變數分類說明表

變數	代號	定義	內容
投入變數	$x_1$	前期融資買入量 - 前期融資賣出量	前一交易日融資交易買賣超
	$x_2$	前期融券買入量 - 前期融券賣出量	前一交易日融券交易買賣超
	$x_3$	前期外資買入量 - 前期外資賣出量	前一交易日外資買賣超
	$x_4$	前期投信資買入量 - 前期投信賣出量	前一交易日投信買賣超
	$x_5$	前期自營商買入量 - 前期自營商賣出量	前一交易日自營商買賣超
	$x_6$	$0 - \sum_{i=1}^5 x_i$	前一交易日現股買賣超
輸出變數	$y$	當期股價 - 前期股價	當期股價漲跌值

註：買賣超之計算為交易人買進張數減去賣出張數後之淨額，正數為買超，負數為賣超。

## 二、投入變數

關於投入變數的選取上，本研究將證交所公佈於公開網站上對於個股交易人的分類全部選入。在證交所對個股的公開交易資訊，對於投資人的分類分別為融資買進、融資賣出、融券買入、融券賣出、外資買進、外資賣出、投信買進、投信賣出、自營商買進及自營商賣出。之後本研究再將個股不同投資人類別每日的買進與賣出張數資訊加以計算出該類別投資人的買賣超張數後使之成為本文先前所述的  $x_1 \sim x_5$  的投入變數，再將  $x_1 \sim x_5$  加總數字並調整其±符號為反向關係後，使其成為該項變數的買賣超數據，成為第六項的現股交易買賣超變數資料。

### 第三節 研究方法

本研究在籌碼面的交易流向上，依照台灣證券交易所每日對個別股票投資人類別已有的分類，將個股的交易對手分類成融資流動量、融券流動量、外資流動量、投信流動量、自營商流動量與本研究所提出的現股投資人流動量為投入變數，以當期股價上漲值及當期股價下跌值為輸出變數，使用倒傳遞類神經網路對於籌碼流動向量進行未來股價漲跌趨向的預測。由於股價變化的預測乃屬於連續性財金資料的研究範疇，而在財金計量的研究中，關於時間序列的各種理論模型，依研究上所使用的變數數量上的不同來看，大抵上可分為「單變量時間序列理論模型」與「多變量時間序列理論模型」。由於在文獻回顧時已參考過其他學者對於類神經網路方法確實在預測準確率上優於其他研究方法的實證，在此本研究針對類神經網路方法運用於財金計量上的計算推導及實證過程進行介紹及說明。

類神經網路的發展史可分成 5 個時期：

- 一、孕育期：類神經網路是由 McCulloch 與 Pitts 於 1943 年所提出，此期間指的是在 1956 年由 Rosenblatt 提出「感知機」模式前。
- 二、誕生期：指的是在 1957 年起至 1968 年由 Rosenblatt 提出「感知機」模式起。
- 三、挫折期：指的是自 1969 年至 1981 年由 Minsky 與 Papert 出版「感知機」一書起。
- 四、重生期：指的是自 1982 年至 1986 年。自 1982 年開始，久經冷落的類神經網路研究由於 J. Hopfield 提出霍普菲爾網路而再度熱門起來，1986 年 Rumelhart and McClelland 出版“Parallel Distributed Processing”一書更是將類神經網路的研究風氣帶動起來。

五、成熟期：指的是自 1987 年迄今。1987 年類神經網路的研究與應用進入了新的時代，主要的趨勢有：

1. 國際類神經網路研討會的召開。
2. 商業化類神經網路套裝軟體的上市。
3. 許多大型研究計劃的展開。
4. 大量的類神經網路應用被提出。

不論是單變數或多變數的時間序列研究方法均有嚴謹的先驗假設條件，例如自變數之分配、群體間自變數之共變異矩陣假設、誤差項之分配假設等，這些假設在應用上除非資料符合檢定，否則其估計的正確性仍有待商榷。蔡碩倉(2000)指出近年來在經濟與財務問題的研究上所使用的類神經網路，不論是在函數型的問題或是分類型的問題上，其結果均已能令人獲得滿意的結果，且其透過網路的學習模式，可迴避傳統推估模型所面臨的先驗假設限制。

在統計學上，常見的迴歸分析模型是利用一組數據範例來建立系統模型，因此類神經網路也可視為一種特殊的統計模型。但因為一般的線性迴歸分析有二項缺點，其一為自變數  $x$  與依變數  $y$  之間的非線性關係無法表達，其二為自變數  $x$  間的交互作用無法表達，此二個缺點若以類神經網路的非線性模式來處理便可解決。且由於類神經網路具有快速的適應性學習能力、容錯能力、多元輸入與多元輸出及廣泛的運用領域等優點，其與一般的統計技術相較之下各有其優缺點，茲分述如下：

優點：

1. 類神經網路可以建構非線性模型。
2. 類神經網路可以表達輸入變數間的交互作用。
3. 類神經網路可以接受邏輯、數值、有序分類、無序分類變數作輸入，適應性強。

4. 類神經網路可以用於函數映射、數列預測、樣本分類等問題，模型建構力強。

缺點：

1. 類神經網路因為其中間變數(隱藏層)可以是 1 層或 2 層，數目也可以設為任意數目，而且有學習速率等參數需設定，因此網路優化的工作相當費時。
2. 類神經網路因為具有大量可調係數，因此容易發生過度學習現象。

類神經網路的應用按照輸出變數結果的特性可分為 2 大類，其一為函數型的問題，也就是說網路輸出的結果是一個連續值的變數，例如：物理化學變化(尺寸、流量、強度、溫度、濃度等...)，或者是社會上經濟上的變量(股價漲跌率、匯率、利率、成本等...)。其二為分類型的問題，也就是說網路所輸出的是一組代表分類的變數，例如決策(用藥處方、買賣決策、行銷方案等...)，或者是診斷上的分類(疾病種類、故障原因、訊號分類等...)。

類神經網路之最基本單位是把人類的腦神經模型化，所創造出一種簡單的神經元(Neuron)模型，其模擬人類大腦細胞的行為，具有學習運算的能力。類神經網路是由多個具有運算能力的神經元所構成，應用學習演算法來模擬人類思考學習，從經驗中學習到可以有效掌握的知識，進而形成擁有獨立判斷性的系統。它必須透過大量歷史資訊為輸入變數( $x_i$ )，再經由學習演算法不斷地刺激神經元上每個權重( $w_{ij}$ )，已使得每個輸入變數透過權重之運算結果能在一個誤差  $\theta$  (Bias) 水準中符合訓練資訊的輸出變數  $y$ ，之後即可應用此一類神經網路來對於研究事件做預測，這樣的過程就像是我們在研究事件時，建構出一套能符合事件本身的數學函數以對於事件本身做預測。換句話說，類神經網路「是一種基於腦與神經系統研究所啟發的資訊處理技術」它可以利用系統輸入與輸出所組成的資料成為一組範例來建立系統模型(輸出與輸入間的關係)。一個類神經網路是由許多人工神經元所鏈結形成的，其網路運作在結構上共分為 3 層，也就是輸入層、隱藏層及輸出層。在這樣的模型當中，我們將輸入資

訊投入輸入層後，整個網路便可藉由各個節點之間的連結來做資訊處理後，其結果則由輸出層傳出。有了這樣的系統模型便可以用於推估、預測、決策、診斷(參見圖 3-1)。



資料來源：葉怡成(2001)「應用類神經網路」

圖 3-1 類神經網路應用圖

依據葉怡成(2001)對於類神經網路的研究中指出，在已發展出的數十種類神經網路，依網路性質可區分為下列 4 類：

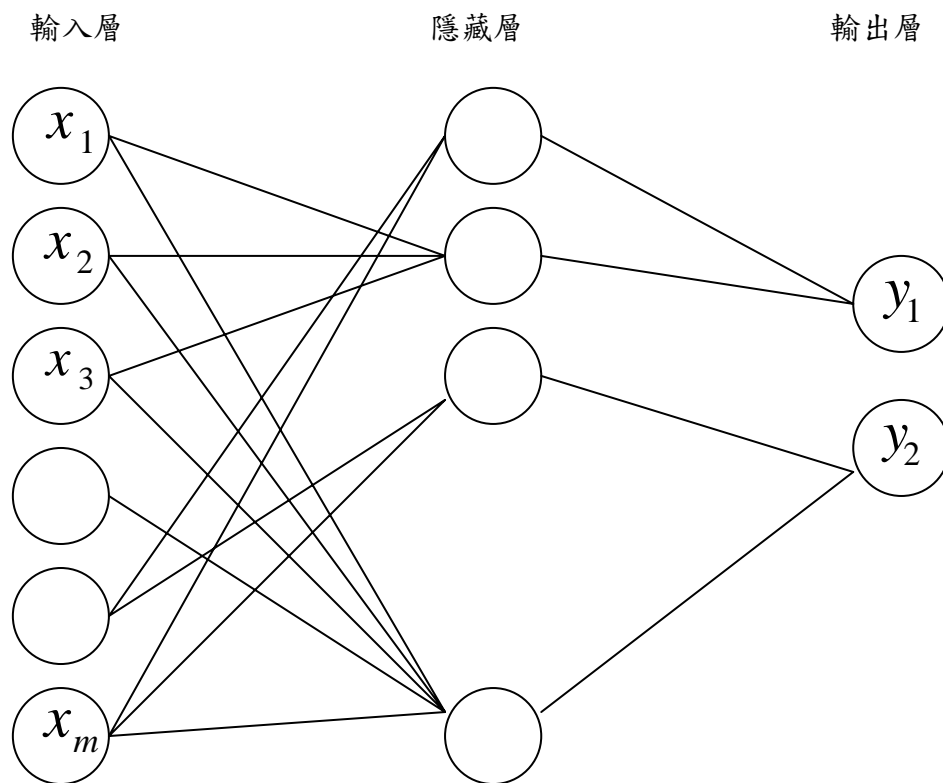
1. 監督式學習網路
2. 無監督式學習網路
3. 聯想式學習網路
4. 最適化應用網路

在上述所列的 4 種類神經網路模式中，最為普遍運用的就是監督式學習網路，而最常用的 5 種監督式學習網路如下：

1. 倒傳遞類神經網路
2. 多層函數連結網路
3. 通用迴歸網路
4. 學習向量量化網路
5. 半徑式函數網路

在上述 5 種網路當中，倒傳遞類神經網路模式是目前類神經網路學習模式中最具代表性者，它也在各種不同的領域中廣泛的被運用著。舉凡工業、商業、管理、科學、資訊、建築、生化、自然等範圍，其發表的應用論文多到不勝枚舉。因為倒傳遞類神經網路具有相當高的學習準確度及回想速度快等優點，所以在商業相關問題的應用上，約有佔 78% 的比率採用此一模式來進行資料的分析及預測上的研判。

倒傳遞類神經網路在架構上可分為 3 個層次，即輸入層、隱藏層、輸出層。其網路架構如圖 3-2：



資料來源：葉怡成(2001)「應用類神經網路」

圖 3-2 倒傳遞類神經網路架構圖

輸入層：用以表現網路的輸入變數，其處理單元數目依問題而定。使用線性轉換函數，即  $f(x)=x$ 。

隱藏層：用以表現輸入處理單元間的交互影響，其處理單元數目並無標準方法可以決定，經常須以試驗方式決定其最佳數目。其網路設定可以不只一層隱藏層，也可以不設隱藏層。



輸出層：用以表現網路的輸出變數，其處理單元數目依問題而定。

其網路之運算過程如下：

1.推論過程(reasoning process)

在推論時，網路激發訊號的傳遞均是從輸入層開始，經由若干隱藏層，最後到達輸出層。

2.學習過程(learning process)

在學習時，誤差訊號的傳遞是從輸出層開始，經由若干層隱藏層，最後到達輸入層，並在誤差訊號的傳遞過程修正連接上的加權值大小。

3.範例(example)

一個範例包括一組輸入處理單元的輸入值，與一組輸出處理單元的輸出值。

4.學習演算法(learning algorithm)

一種修正連結中的加權值的演算法，可從一組範例中建立系統模型。

在類神經網路處理單元其輸出值及輸入值的關係式，一般可用輸入值的加權乘積和的函數如公式(3-1)及公式(3-2)表示：

$$y_j = f(\text{net}_j) \quad (3-1)$$

$$\text{Net} = \sum w_{ij}x_i - \theta_j \quad (3-2)$$

其中

$y_j$  =輸出變數，模仿生物神經元的模型的輸出訊號

$f$  =轉換函數，模仿生物神經元的模型的非線性處理機能，是一個用以將其他處理單元輸入的輸入值之加權乘積和，轉換成處理單元輸出的數學公式，通常用公式

(3-3)函數表示：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3-3)$$

此函數在自變數趨近正負無限大時，函數值趨近(0,1)

$w_{ij}$  = 連結加權值，模仿生物神經元模型的突觸強度

$x_i$  = 輸入變數，模仿生物神經元模型的輸入訊號

$\theta_j$  = 門限值，模仿生物神經元模型的閾值，又稱偏權值

介於處理單元間的訊號傳遞路徑稱為聯結，每一個連結上有一個數值的加權值

$w_{ij}$ ，用以表示  $i$  處理單元對  $j$  處理單元的影響強度。

以單層隱藏層的倒傳遞類神經網路為例，它是透過一組範例的輸入值及一組目標輸出值，透過網路連結加權值與門限值的修正，以達到學習的目的。訓練範例的輸入處理單元之輸入值( $x$ )，計算隱藏層隱藏處理單元的輸出值{ $H$ }如公式(3-4)：

$$H_k = f(Net_k) = f\left(\sum w_{ik} \cdot x_i - \theta_k\right) \quad (3-4)$$

其中

$H_k$ : 隱藏層的  $k$  個隱藏單元的輸出值

$f$ : 為轉換函數

$w_{ik}$ : 為第  $i$  個輸入單元與第  $k$  個隱藏單元間的連結強度

$x_i$ : 第  $i$  個輸入單元的輸入值

$\theta_k$ : 第  $k$  個隱藏單元的閾值

隱藏層的隱藏處理單元之輸出值{H}，計算輸出層處理單元的輸出值{y}如公式(3-5)：

$$y_j = f(\sum w_{ik} \cdot x_i - \theta_j) \quad (3-5)$$

其中

$y_j$  表輸出值

$y_j$  = 輸出層第  $j$  個輸出單元推論輸出值

上一式可看出網路學習過程變成誤差函數最小化的過程，利用「最小陡坡降法」來使能量函數最小化，其函數的表現方式如公式(3-6)：

$$\Delta W = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \quad (3-6)$$

其中

$\eta$  = 學習率

$de/dw_{kj}$  = 連結加權值，可分成兩種情況：

#### 1. 隱藏層與輸出層之間的連結加權值

誤差函數對網路隱藏層第  $k$  個單元與輸出層第  $j$  個單元間之連結加權值  $w_{kj}$

的偏微分可用微積分學的連鎖律(chain rule)得到如公式(3-7)：

$$\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial W_{kj}} = -(T_j - Y_j) \cdot f'(net_j) \cdot H_k \quad (3-7)$$

令  $\delta_j$  定義為輸出層第  $j$  個輸出處理單元的誤差量表示如公式(3-8)：

$$\delta_j = (T_j - Y_j) \cdot f'(net_j) \quad (3-8)$$

則網路輸出層與隱藏層間連結之加權值  $W_{kj}$  之修正量如公式(3-9)：

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = \eta \cdot (T_j - Y_j) \cdot f'(net_j) \cdot H_k = \eta \cdot \delta_j \cdot H_k \quad (3-9)$$

同理，輸出單元的閾值修正量如公式(3-10)：

$$\Delta \theta_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta_j} = -\eta \cdot \delta_j \quad (3-10)$$

## 2. 輸入層與隱藏層之間的連結加權值

誤差函數對網路輸入第  $i$  個單元與隱藏層的  $k$  個單元間之連結加權值  $W_{ik}$  的偏微分如公式(3-11)公式、(3-12)及公式(3-13)：

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ik}} = \frac{\partial E}{\partial H_k} \frac{\partial H_k}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial W_{ik}} = \left( \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial H_k} \right) \cdot f'(net_k) \cdot X_i \quad (3-11)$$

$$= \left( \sum_j -(T_j - Y_j) \cdot f'(net_j) \cdot W_{kj} \right) \cdot f'(net_k) \cdot X_i \quad (3-12)$$

$$= - \left( \sum_j \delta_j \cdot W_{kj} \right) \cdot f'(net_k) \cdot X_i \quad (3-13)$$

令  $\delta_j$  定義為隱藏層第  $k$  個隱藏處理單元的誤差量如公式(3-14)：

$$\delta_k = \left( \sum_j \delta_j W_{kj} \right) \cdot f'(net_k) \quad (3-14)$$

則網路輸出層與隱藏層間連結之加權值  $W_{kj}$  之修正量如公式(3-15)：

$$\Delta W_{ik} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ik}} = \eta \cdot \left( \sum_j \delta_j W_{kj} \right) \cdot f'(net_k) \cdot X_i = \eta \cdot \delta_k \cdot X_i \quad (3-15)$$

同理，隱藏單元的閾值修正量為公式(3-16)：

$$\Delta \theta_k = -\eta \cdot \delta_k \quad (3-16)$$

為了檢驗學習的成果，在訓練網路前的範例收集階段，必須將範例隨機分成 2 個部分。一部分做訓練範例，另一部分做測試範例。在網路學習階段，可學習幾個學習循環後，就將測試範例載入網路，測試網路的誤差是否收斂，網路的誤差可用下列 2 種基準：

#### 1. 誤差均方根 RMS (Root of Mean Square)

函數型問題之網路的誤差程度可用如公式(3-17)之定義的誤差均方根來檢核之：

$$\text{誤差均方根} = \sqrt{\frac{\sum_p^M \sum_j^N (T_{jp} - Y_{jp})^2}{M \cdot N}} \quad (3-17)$$

其中

$T_{jp}$  = 第  $p$  個範例的第  $j$  個輸出單元之目標輸出值

$Y_{jp}$  = 第  $p$  個範例的第  $j$  個輸出單元之推論輸出值

$M$  = 範例數目

$N$  = 輸出層處理單元的數目

對於函數型問題的預測能力判斷情況依表 3-3 所示：

表 3-3 類神經網路函數型預測能力分類表

預測能力	誤差均方根
優	0.01 以下
佳	0.01-0.02
良	0.02-0.05
普通	0.05-0.1
劣	0.1-0.2
失敗	0.2 以上

資料來源：葉怡成(2001)「應用類神經網路」，頁 7-80，儒林書局。

### 1. 誤判率(Error Rate)

分類型問題之網路的誤差程度可用如公式(3-18)定義的誤判率來檢核之：

$$\text{誤判率} = (\text{範例總數} - \text{正判範例數}) / \text{範例總數} \quad (3-18)$$

其中，正判範例是指範例中，其「推論輸出值」最大的輸出單元，與「目標輸出值」最大的輸出單元是同一個範例。

一般而言，網路在訓練的過程中，誤差均方根與誤判率的收斂傾向大致相同。對於函數型的問題而言，觀察其誤差均方根較有意義，而對於分類型問題而言，特別是每個範例只有一個正確分類的問題，所以觀察其誤判率較有意義。

對於分類型問題的正確分類能力依表 3-4 所示：

表 3-4 類神經網路分類型預測能力分類表

分類能力	誤判率
優	0.01 以下
佳	0.01-0.02
良	0.02-0.05
普通	0.05-0.1
劣	0.1-0.2
失敗	0.2 以上

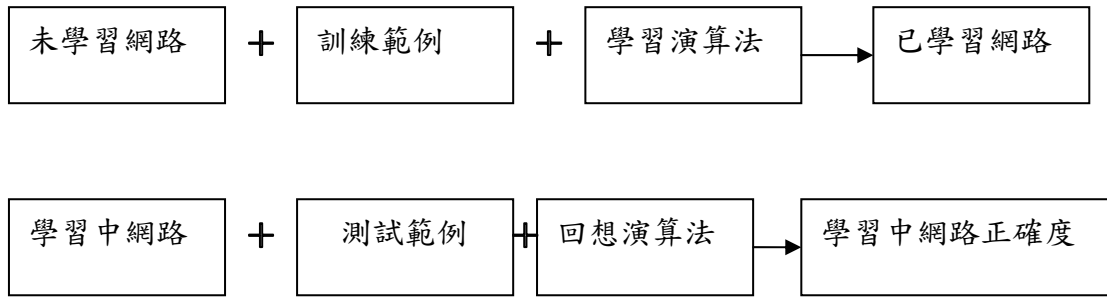
資料來源：葉怡成(2001)應用類神經網路，頁 7-81，儒林書局。

#### 第四節 研究設計

類神經網路在實證過程上，將網路分為 3 類 3 個階段進行實證：

##### 一、訓練與測試網路

用以訓練網路的範例。網路對其誤差小只能說該網路具「重現性」，並不代表網路具有「普遍性」。而在網路訓練過程中，用以測試網路的範例，其誤差小代表網路可能具有普遍性。強調「可能」是因為測試範例雖然在網路訓練過程中，未直接用以訓練網路，但網路的參數是依使測試範例誤差達最小的原則來調整，因此測試範例可說已間接地用以訓練網路，故其誤差有低估網路真實誤差的可能。網路在訓練與測試期如圖 3-3 所示：

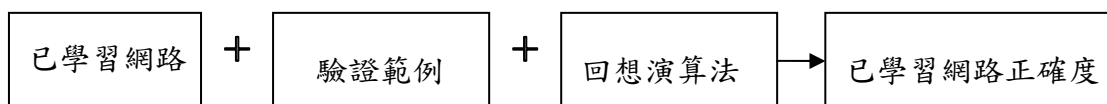


資料來源：葉怡成(2001)「應用類神經網路」

圖 3-3 訓練測試網路圖

## 二、驗證網路

用以嚴格測試網路可靠度的範例。驗證範例不可直接或間接用以訓練網路，也就是在網路參數已依測試範例誤差達最小化的原則調整後，並依此網路參數訓練網路後，再將驗證範例載入網路，此時不可再依其誤差調整網路參數。如果網路對其誤差小，應當可以確認網路已具有「普遍性」。驗證範例可與訓練測試範例同時收集，或待網路已經經過訓練測試並定案後再收集。所謂驗證一個網路，即將「驗證範例」的輸入向量輸入到已訓練網路得到其推測輸出值，再與「驗證範例」的目標輸出值作比較，以確認系統的可靠性。驗證網路如圖 3-4 所示：



資料來源：葉怡成(2001)「應用類神經網路」

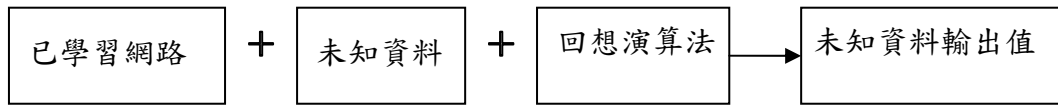
圖 3-4 驗證網路圖

## 三、應用網路(預測)

當建立精確性令人滿意的網路後，即可應用此網路於「未知資料」的處理。所謂的「未知資料」是指只有輸入向量，而無輸出向量的資料。所謂「處理」是指將未知資料的輸入向量輸入到已訓練網路得其推測輸出值，達到推估、預測、決策及診斷的



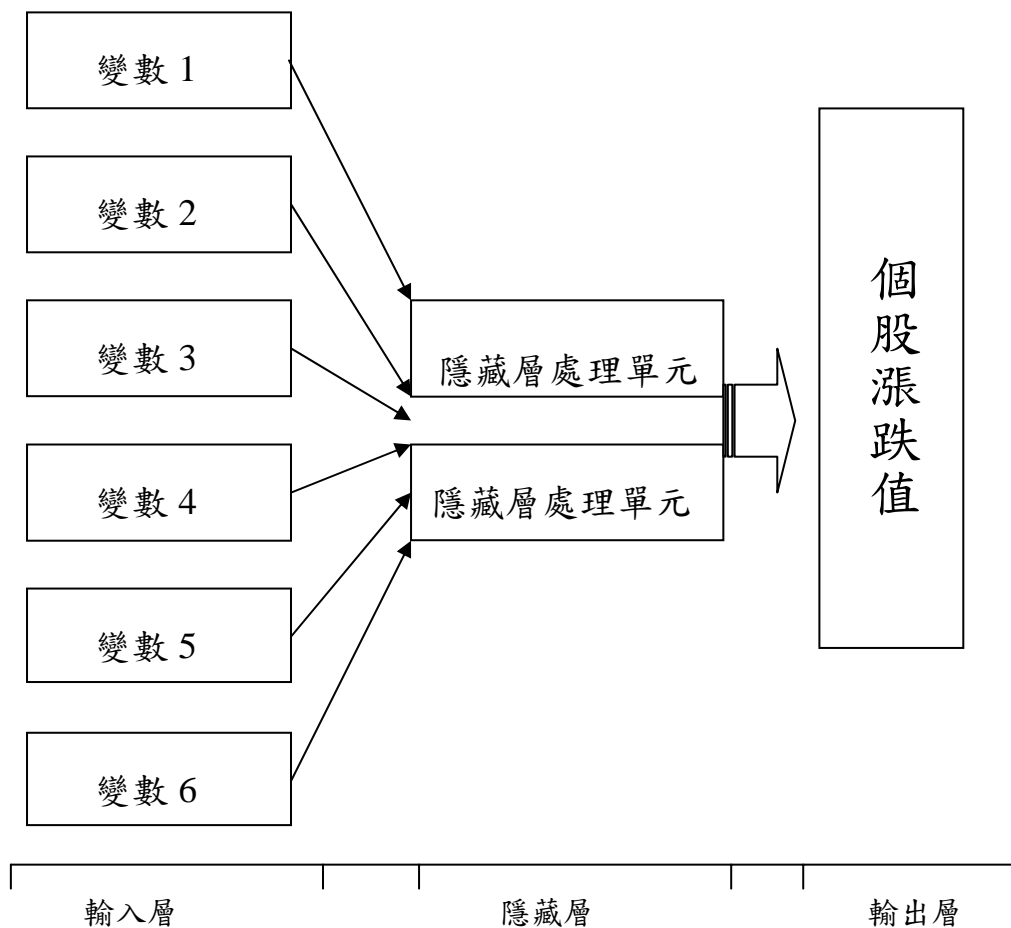
目的。應用網路如圖 3-5 所示：



資料來源：葉怡成(2001)「應用類神經網路」

圖 3-5 應用網路圖

本文進行的研究所建構的預測模型是採用倒傳遞類神經網路來進行，我們稱之為「籌碼流動向量漲跌預測模型」。我們以圖 3-6 說明該預測模型的進行架構：



資料來源：本研究設計

圖 3-6 本研究籌碼流動向量漲跌預測模型

本研究係採用類神經網路的 BPN(Back-propagation Network)倒傳遞網路模型進行各種範例之實證分析，在過程中相關網路設定上，依倒傳遞網路所列各項參考原則設定之：

#### 1.隱藏層

建議：一般的問題選用 1 層，極端困難的問題才選用 2 層。一般而言，極少要用到 2 層隱藏層。

#### 2.處理單元

建議：簡單問題=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)/2

一般問題=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)

困難問題=(輸入層處理單元數+輸出層處理單元數)×2

#### 3.學習速率

建議：函數型問題，初始值=5.0，折減係數=0.95，下限值=0.1

分類型問題，初始值=1.0，折減係數=0.95，下限值=0.1

#### 4.慣性因子

建議：初始值=0.5，折減係數=0.95，下限值=0.1

#### 5.訓練次數

在網路模型的訓練過程，若訓練次數過多，將會產生訓練過度的情況，而若訓練次數不足時，則網路模型的學習效果也會不好，以致於造成模型的預測能力不足。本研究將 CYCLE(訓練次數)依不同之次數進行網路測試後，依測試網路的誤差程度收斂情況選用較佳的訓練測試次數於驗證範例與預測範例使用。其它項目的設定值，均採用 PCN4.0 軟體的內部設定值。

透過 PCN4.0 WINDOW 版之網路測試後可得到之結果與工具有網路收斂圖、散佈圖、相關係數與誤差均方根、混亂矩陣、誤判率、連結加權值直方圖及網路輸入單元對輸出單元敏感度分析。

由於本研究乃屬於函數型之問題，故最終實證結果將選取包括收斂圖、散佈圖、相關係數與誤差均方根、輸入單元對輸出單元敏感度分析及預測範例之預測值與實際值趨勢圖等結果工具進行結果分析。

茲將本研究實證之流程以圖 3-7 列示說明：

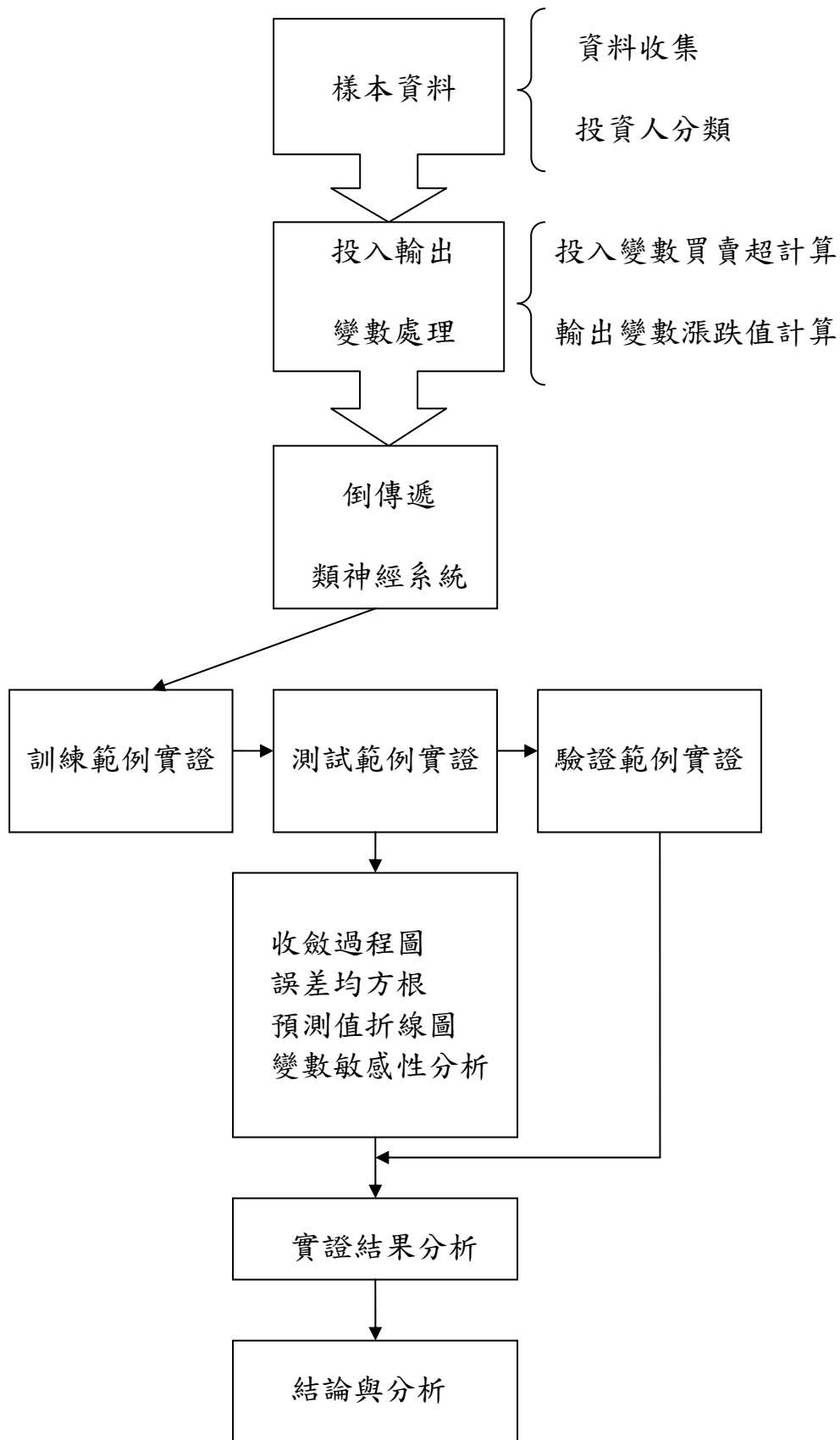


圖 3-7 研究流程圖

## 第四章 實證結果與分析

本章依據第三章對於研究方法及研究設計的規劃來進行本文所選取樣本的資料實證及結果分析。本章共分為六節：第一節為資料說明與處理。第二節為本研究之網路模型參數在訓練及測試期的範例所進行之設定測試。第三節為訓練測試範例的實證結果分析。第四節為驗證範例的實證結果分析。第五節為股價預測系統對台指 50 成分股適用實證與變數敏感性分析及第六節的本章結論。

### 第一節 資料說明與處理

本研究以台灣加權股價市場之個股股票台積電(代號：2330)為研究對象，依原始資料按照本研究分類的 6 項變數之成交張數分別計算出 6 項交易類別的當期買賣超後成為輸入變數，並計算次一期漲跌值為輸出變數，投入倒傳遞網路模型進行實證，並於獲得較佳的預測結果後建立個股籌碼流動向量股價預測系統。透過台積電個股所建立的個股股價預測系統，我們將系統運用於台指 50 成分股，以實證出該系統於不同標的的適用性。

本研究資料型態採用日資料，以預測所產生結果與實際值做比對，將實證流程分為樣本的訓練網路、樣本的測試網路及樣本的驗證網路，所以將研究樣本之期間為 2003 年 10 月 1 日至 2004 年 8 月 31 日共 228 筆日資料的前 150 筆資料定為訓練期的資料，而該期間的後 78 筆日資料設定為測試期的資料以觀察實證結果其模型的誤差均方根是否收斂使該模型符合重現性及普遍性。

在結果符合前述的狀況後，將符合最小收斂的網路參數使用於第三階段所要進行驗證網路的實證。由於股市常會隨著不同條件下的政治、經濟環境而有所改變，過去的數據經驗並不一定能適用於最新的現況，為了更精準地觀察此一網路模型日後於不同期間在運用上是否可具有普遍性，故以台積電所為之驗證範例樣本的資料期間採用較為近期的 2005 年 7 月 20 日至 2005 年 10 月 28 日共 70 筆日資料。本研究之原始數據資料來源取自台灣證券交易所股市之公開資料。研究工具採用 PCN4.0，實證結果分述於下列各節次。

## 第二節 模型之網路參數

### 一、訓練測試期之網路參數

用以訓練的網路，其誤差小表示該網路具「重現性」，而用以測試的網路，其誤差小代表網路可能具有普遍性。施孟隆(1998)為了使研究實證模型可獲得較佳的預測效果，故在網路的訓練與測試期將各不同設定的網路參數進行投入，以採用較佳的網路參數來訂定為驗證範例所需之網路參數，使其能獲得研究模型較佳預測結果。故本研究在其他參數不變的情況下進行調整其中任一項參數之誤差均方根變化結果分別敘述於下：

#### (一) 隱藏層處理單元數

由圖 4-1 的實驗結果顯示，不同的隱藏層處理單元(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 14)在其它參數設定條件不變情況之下，本研究發現在訓練測試期間，以 4 個與 12 個隱藏層處理單元所獲致之誤差均方根較其它處理單元數之誤差均方根為小，其中又以 4 個隱藏層處理單元的誤差均方根 0.08164 為最小(圖 4-1 所示)，所以本研究在驗證範例階段將採用 4 個隱藏層

處理單元數進行設定。

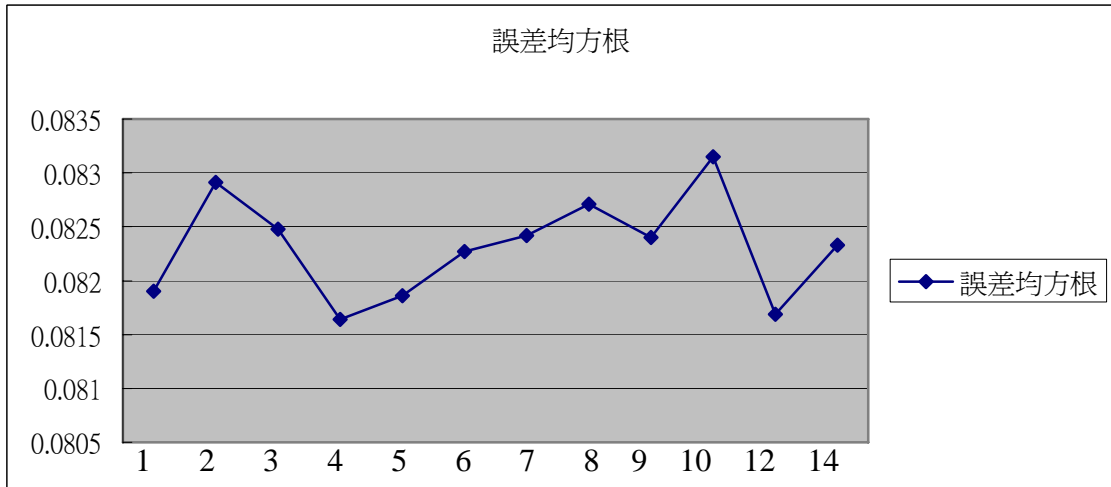


圖 4-1 隱藏層處理單元數之影響

## (二) 學習循環次數

在訓練測試範例中，不同的學習循環次數(100/200/300/400/600/800/1000)，正確率的影響如圖 4-2 所示。在其它參數條件不變的情況下，以學習循環次數 200 的情況下所獲致的誤差均方根 0.08060 較其它學習循環次數的誤差均方根小(如圖 4-2 所示)，故本研究採用循環次數 200 進行驗證時之使用參數。

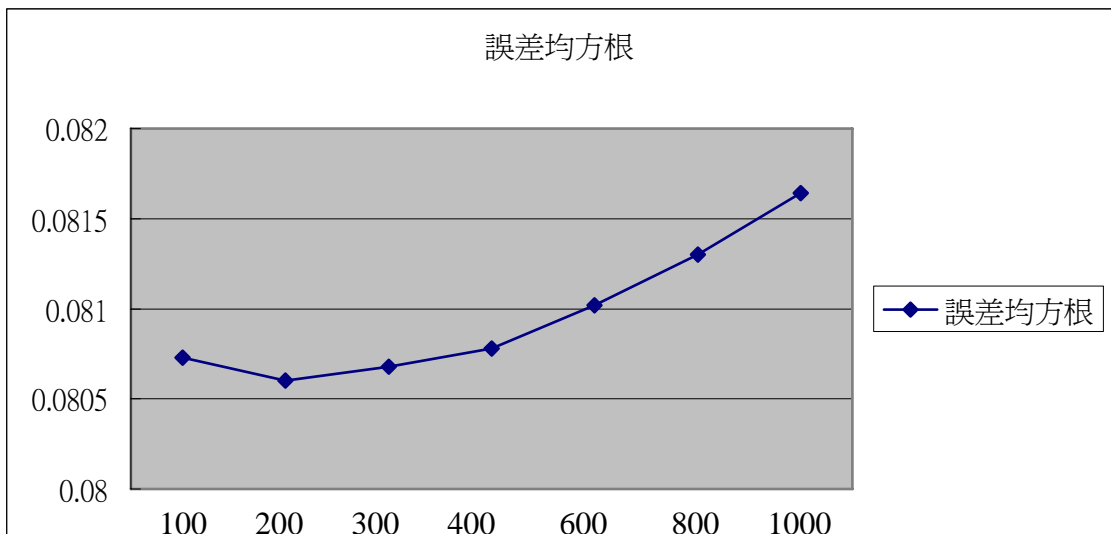


圖 4-2 學習循環次數之影響

### (三) 學習速率初始值

不同學習速率初始值對於正確率之影響，雖然在葉怡成(2001)建議對於函數型問題採用 5，而分類型問題採用 1，本研究為求慎重起見，進行了不同學習速率下(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8) 對於正確率的測試，在其它參數條件不變的情況下，發現以學習速率 1 所獲致之誤差均方根 0.08017 較其它學習速率的誤差均方根小(如圖 4-3 所示)，故本研究將採用學習速率 1 進行驗證範例。

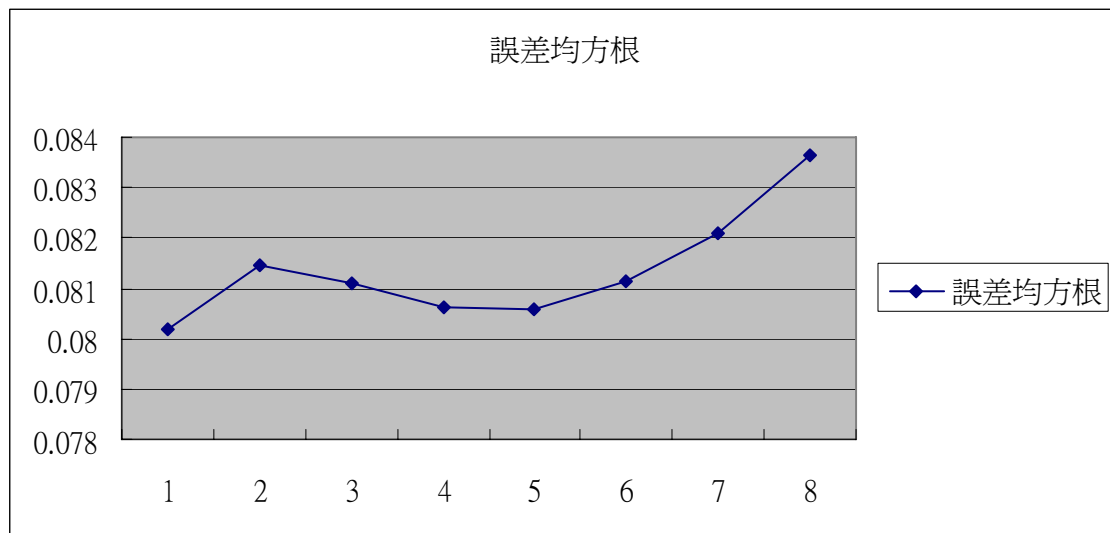


圖 4-3 學習速率初始值之影響

### (四) 隱藏層

在葉怡成(2001)建議對於簡單問題採用 1 個隱藏層，而困難之問題始採用 2 個隱藏層，本研究為求慎重起見，針對訓練測試範例也進行了 3 種不同隱藏層設定下所對於誤差均方根的影響，結果發現如圖 4-4 所示，在其它參數條件不變的情況下，本研究的訓練測試範例以 2 個隱藏層所獲致的誤差均方 0.07587 較其它隱藏層數的誤差均方根小(如圖 4-4 所示)，故本研究將以 2 個隱藏層的設定進行驗證範例。



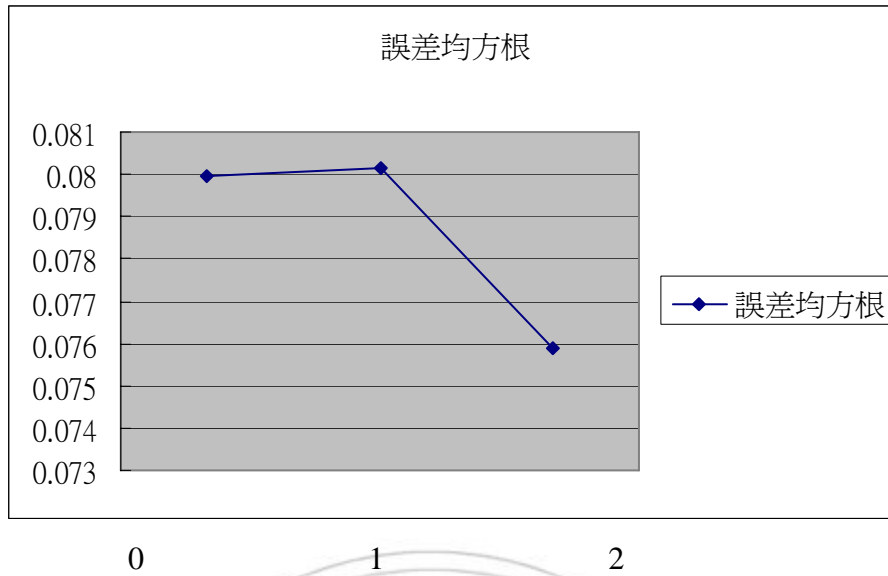


圖 4-4 隱藏層數之影響

#### (五) 樣本配置

在不同的訓練樣本數與測試樣本數配置下(180/48, 150/78, 114/114, 78/150, 48/180), 如表 4-1 所示, 在其它參數設定條件不變的情況下, 以 150/78 的訓練與測試樣本數之配置, 所獲得的誤差均方根之收斂情況(0.07908/0.07587)較其它樣本數的配置的收斂情況良好。

表 4-1 樣本配置之影響表

樣本配置	訓練誤差均方根	測試誤差均方根
180/48	0.08286	0.05675
150/78	0.07908	0.07587
114/114	0.08204	0.07379
78/150	0.08628	0.0738
48/180	0.07082	0.08038

## 二、模型網路參數設定

本研究綜合前述對於可調參數進行實證後發現, 以 2 個隱藏層, 4 個隱藏層處理單元, 學習速率初始值 1, 學習循環數 200 及訓練與測試樣本配置 150/78 為本研究之

較佳預測系統設定值，並以此模式進行驗證範例，茲將本研究模型所採用之各項參數設定整理如表 4-2 所示：

表 4-2 本研究類神經網路參數設定值表

項目	設定情況與數值
數入處理單元數目	6
第一隱藏層單元數目	4
第二隱藏層單元數目	4
輸出處理單元數目	1
訓練範例數目	150
測試範例數目	78
學習循環數目	200
測試週期	1
是否使用批次學習	0
是否使用以學習之網路連結加權值	0
加權值值域	0.3
亂數種子	0.456
學習速率初始值	1
學習速率折減係數	0.95
學習速率下限值	0.1
慣性因子初始值	0.5
慣性因子折減係數	0.95
慣性因子下限值	0.1

### 三、本研究的網路神經元架構圖

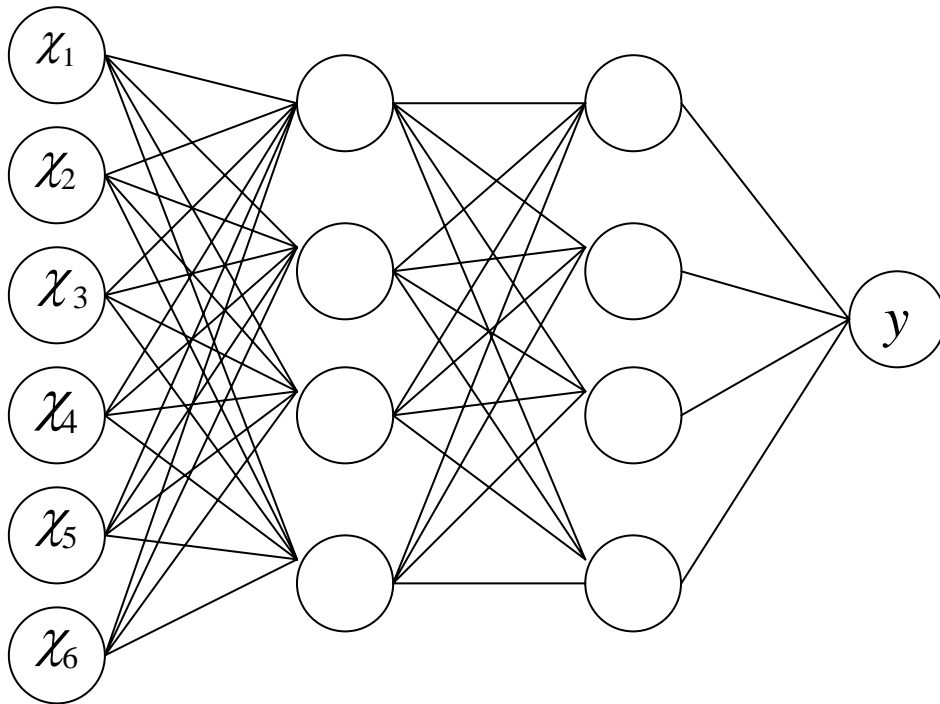
本研究使用倒傳遞類神經網路，經測試後確定本研究預測系統所需的各項設定參數，並建構神經元推估網路圖來確立本研究的網路神經元架構如圖 4-5 所示：

輸入層與輸入值

隱藏層 1

隱藏層 2

輸出層



資料來源：本研究整理

圖 4-5 本研究倒傳遞類神經架構圖

### 第三節 訓練測試範例實證結果

本研究根據所獲得各項目之較佳參數設定於網路模型後，經執行得到訓練及測試範例所得到的預測正確率及誤差均方根如表 4-3 所示：

表 4-3 台積電訓練測試範例正確率表

訓練誤差均方根	訓練範例正確率	測試誤差均方根	測試範例正確率
0.07906	92.09%	0.07585	92.41%

在訓練樣本範例中，訓練的誤差均方根為 0.07906，而測試樣本範例所得到的誤差均方根為 0.07587，顯示在訓練及測試期其誤差收斂情況良好(參見圖 4-6)，而收斂情況良好所代表的意義如下：

1. 系統之輸入及輸出間確實存有某種關係。
2. 範例數量充足，具有普遍性。
3. 範例分佈均勻，具有代表性。
4. 範例數據正確，具有一致性。

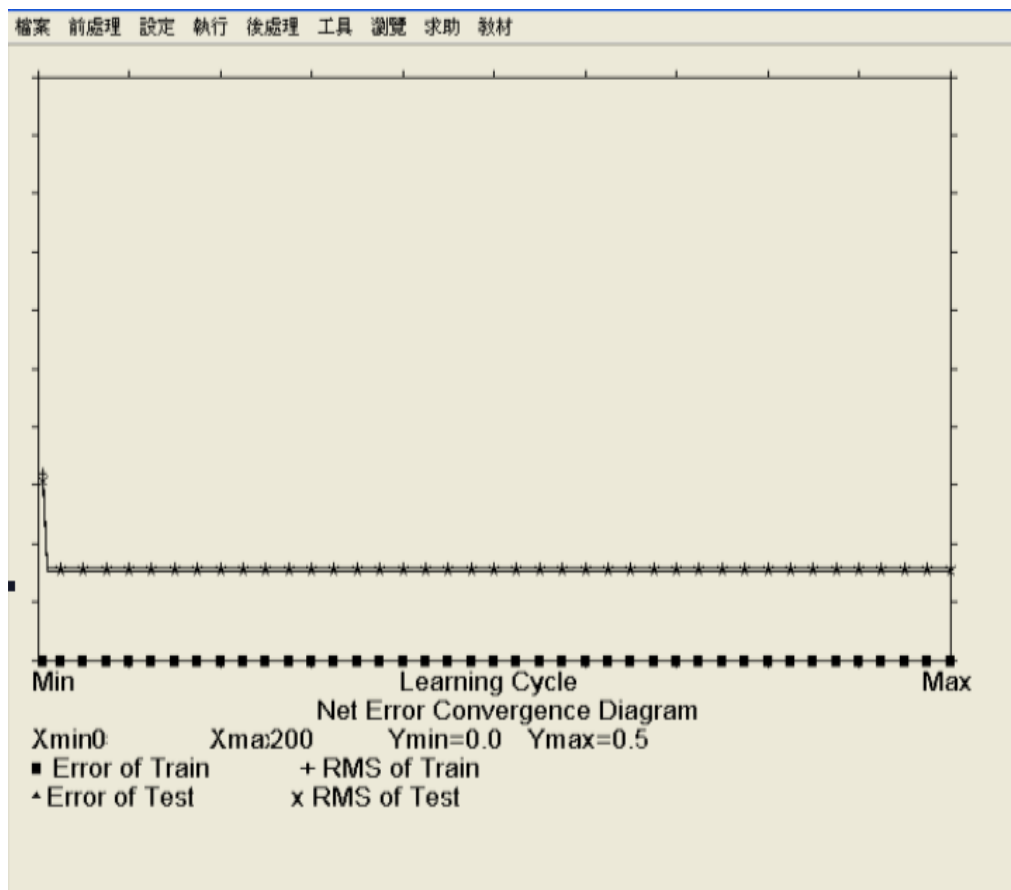


圖 4-6 訓練測試範例誤差收斂過程圖

由誤差均方根的數據對照表 3-3，可初步顯示本研究的籌碼向量模型對股價漲跌

具預測能力，可將網路模型應用於驗證範例，以了解模型在不同期間資料應用上的情況是否良好。

#### 第四節 驗證範例實證結果

由於將驗證範例載入網路時不可再依其誤差調整網路參數。如果網路對其誤差小，應當可以確認網路已具有“普遍性”。在驗證範例的階段，我們將驗證範例的輸入向量輸入到已訓練網路得到其推測輸出值，並將所得到之推測輸出值與實際之漲跌值結果做一比較，所獲致的預測結果如表 4-4 所示：

表 4-4 台積電驗證範例正確率表

驗證範例誤差均方根	驗證範例正確率
0.05491	94.51%

對於驗證範例所得到的誤差均方根為 0.05491，依照表 4-4 的分類，已幾近達到預測能力良好的程度。由於預測正確率可達到 94.51%，為了了解驗證範例的實測值與預測值間的趨勢是否相符及其間的差異性，我們將實證結果該兩個值的結果以折線圖 4-7 顯示。

觀圖 4-7 的結果，+字代表實測值，其所連成的折線代表為實測值的趨勢線，black\_square 黑色方形所代表的為預測值，其所連成的折線代表為預測值的趨勢線。就圖所示，我們可看出兩值間的趨勢轉折大致相符，且同一期間兩值間的差異並未有大幅落差，顯示出模型已具有普遍性，對於不同期間，不同環境下的籌碼流動向量對於股價的漲跌方向具有準確的預測能力，對於預測值的掌握也具有相當的參考性。

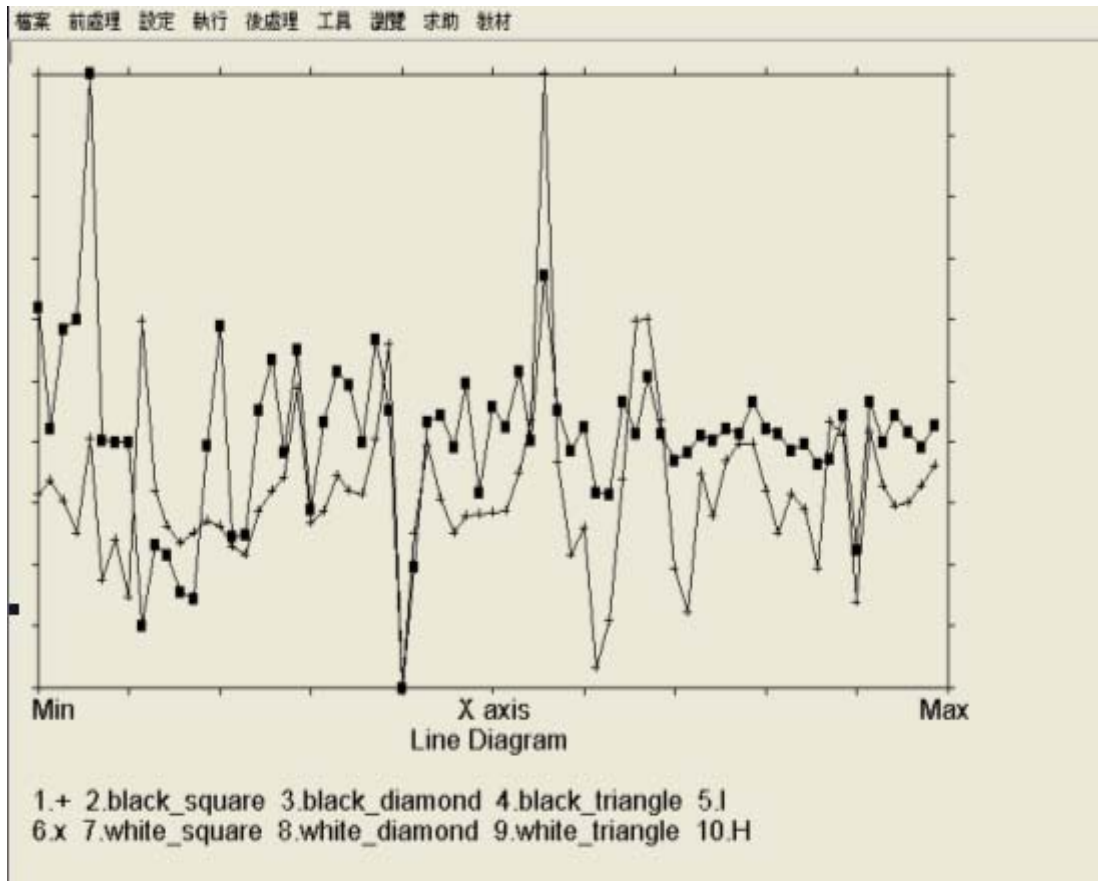


圖 4-7 驗證範例預測值與實際值折線圖

透過類神經網路各項參數的設定測試及對台積電個股實證所得之預測結果，歸納出以倒傳遞類神經網路所建立之「籌碼流動向量股價預測系統」如表 4-5 所示：

表 4-5 BPN 籌碼流動向量股價預測系統

網路模式	網路架構	特殊參數	誤差均方根		
			訓練範例	測試範例	驗證範例
BPN	6-4-4-1	N=200 $\eta=1$	0.07906	0.07585	0.05491

如以線性迴歸可得： $y = -0.003x_1 + 0.011x_2 - 0.016x_3 - 0.02x_4 - 0.049x_5 - 0.023x_6$

## 第五節 預測系統對 ETF 成份股適用實證與變數敏感性分析

### 一、ETF 成份股適用實證

以台積電進行實證後所建立如表 4-5 的股價預測系統，並不一定代表著可適用於其它個股股價的預測，為了確認本研究所建立的預測系統對於不同標的之適用性，接下來我們將預測系統運用於台指 50 成份股的個股上進行實證。

台指 50 成份股指的是台指 50 指數 ETF(Exchange traded fund)，用以表彰台灣股票市場的績效，挑選出市值最大的 50 檔股票來作為指數的成份股。ETF 成份股並非編入後就一成不變，其成份股的納入與刪除有一定的規則：

納入因素：

1. 市值排行上升至台灣股票市場中的 40 名內。
2. 新上市公司股票，總市值排名在 20 名以內，於正式掛牌交易 5 日後納入。

刪除因素：

1. 流動性不足，12 個月中有四個月週轉率  $< 1\%$ 。
2. 市值排名下降至 61 名以下。
3. 終止上市。
4. 被收購。
5. 停止買賣。

在 50 檔的 ETF 成份股中，就產業類別而言，其分佈情形共有 11 個類股，電子類股佔了 27 檔最多，其次為金融類股的 10 檔。其餘依檔數多寡依序為塑膠類股有 3 檔，汽車類股及運輸類股則各有 2 檔，另外紡織類股、鋼鐵類股、食品類股、百貨類股、橡膠類股及其它類股則各僅有 1 檔個股列於 ETF 成份股當中。

由於 ETF 成分股具有上述的變動特色及市值上的代表性，因此本研究將 2005 年 12 月底列為 ETF 成分股的個股進行表 4-5 由 BPN 所建立的籌碼流動向量股價預測系統，以實證預測系統對標的股票的適用性情況。實證結果中我們獲致預測系統對標的股票在 BPN 網路訓練期的階段，預測能力屬於可接受的普通級的共有 38 檔個股，預測系統對個股在訓練期的適用性為 76%，個股對預測系統之適用狀況如表 4-6 所示，實證所得數據可參考附錄一(表 A-1 及表 A-2)。

表 4-6 ETF 成分股訓練期對預測系統適用狀況表

具預測能力之個股	不具預測能力之各股
建華金控、凌陽科技、台新金控、 台哥大、台積電、聯華電子、威盛電子、 裕隆汽車、南亞塑膠、寶成工業、 統一超商、瑞昱、友達光電、宏碁、 華碩電腦、明基通電、彰化銀行、 正新橡膠、中華航空、開發金控、 中華汽車、中鋼、中信金控、中華電信、 仁寶電腦、台達電、長榮海運、 第一金控、台化、台塑、富邦金控、 鴻海精密、華南金控、英業達、 光寶科技、聯發科技、兆豐金控、 微星科技	統一企業、華邦電子、南亞科技、 廣達電腦、矽品、日月光、 國泰金控、奇美電子、中環、 遠東紡織、旺宏電子、華映

表 4-6 所得到的訓練期實證結果，不具預測能力的 12 檔個股，若以類股來區別則可列出電子股就佔了 9 檔個股，另外食品類股的統一企業、紡織類股的遠東紡織及金融類股中的國泰金控也在預測系統的網路訓練期呈現出不具預測能力的狀況。

而在 BPN 網路測試期的階段，預測能力屬於良好級的 2 檔個股有中華電信及台



達電，預測能力屬於可接受的普通級的共有 36 檔個股，預測系統對個股在網路測試期的總適用性有有 38 檔股票，佔 ETF 成分股 76%。個股在測試期對預測系統之適用狀況如表 4-7 所示，實證所得數據及個別股票之預測判別狀況可參考附錄一(表 A-1 及表 A-2)。

表 4-7 ETF 成分股測試期對預測系統適用狀況表

具預測能力之個股	不具預測能力之各股
建華金控、凌陽科技、台新金控、 台哥大、台積電、統一企業、威盛電子、 裕隆汽車、南亞塑膠、寶成工業、 統一超商、華邦電子、中環、宏碁、 明基通電、彰化銀行、旺宏電子、 正新橡膠、中華航空、開發金控、 中華汽車、中鋼、中信金控、中華電信、 仁寶電腦、台達電、遠東紡織、 第一金控、台化、台塑、富邦金控、 鴻海精密、華南金控、英業達、 光寶科技、聯發科技、兆豐金控、 微星科技	聯華電子、瑞昱、南亞科技、 廣達電腦、矽品、日月光、 國泰金控、奇美電子、長榮海運、 友達光電、華碩電腦、華映

表 4-7 所得到的測試期實證結果，不具預測能力的仍有 12 檔個股，若以類股來區別則可看出電子股就佔了 10 檔個股。在這 10 檔電子類股中，同時於訓練及測試期均顯示出不具預測能力的個股為南亞科技、奇美電子、華映、廣達、矽品及日月光，可見本研究的預測系統對同產業類股之不同個股的預測結果存有差異性。另外航運類股的長榮海運及金融類股的國泰金控也在預測系統的網路測試期呈現出不具預測能力的狀況。這 50 檔個股不論在網路的訓練期或測試期均呈現出不具預測能力的股票

則僅有金融類股的國泰金控。

## 二、變數敏感性分析

過去對於以投資部門為變數所進行的實證中，發現散戶採取的從眾投資策略多以法人為其追隨對象，而本研究針對 ETF 成分股之交易向量與股價漲跌間關係所進行的敏感性分析則發現 6 項變數對於股價的影響性如表 4-8 所示：

表 4-8 ETF 成分股變數敏感性分析統計表

變數項目	融資	融券	外資	投信	自營商	現股
正向反應數	30	24	27	16	21	25
負向反應數	20	26	23	34	29	25
正向反應率	60%	48%	54%	32%	42%	50%
負向反應率	40%	52%	46%	68%	58%	50%

此一項目的實證結果發現在三大法人中，以變數  $x_4$  的投信部門在 ETF 成分股籌碼交易變動向量對股價的影響性所呈現出的反應與過去文獻之結論有最大的差異。其對成分股 50 檔的個股中僅有 16 檔具正向影響性，卻有 34 檔個股呈現負向的影響性，此結果隱含著投資人若以投信部門的當日買賣超資料進行個股隔日投資，有較大的比率會有短線套牢的機會。

實證結果對於融資買賣超所呈現出的反應反而有 60% 具正向影響性，有 40% 檔個股呈現負向的影響性，此結論與張上財(2004)對於融資不退股價不漲的論述亦有所不同。

在自營商買賣超的部份，其敏感性反應亦僅有 42% 為正向反應，卻有 58% 為負向反應，顯示出追隨自營商進行個股買賣短線套牢的機會大於獲利的機會。

至於三大法人中外資的部份，有超過 5 成的 54% 個股具正向反應，46% 個股具反向反應，其對股價的正向影響程度確實比投信及自營商高，也印證了三大法人間，外資介入前後確有造成領先-落後關係。

至於引起本文研究興趣與動機的現股交易買賣超部位則在正負向的影響性呈現各具 50% 的比率，雖然在本研究的 6 大變數中，對股價的正向影響程度未列於最優，但正向影響程度卻也僅次於融資買賣超與外資買賣超，此 3 個變數同時對股價正向上漲影響的交集集合，則僅有台新金控、瑞昱、友達光電、彰化銀行、台化及微星科技 6 檔股票，因此建議擬採從眾策略的投資人在進行個股的投資時，可參考附錄二的表 B-1 及表 B-2 各變數間的係數，係數大者表示對漲跌的影響性越大，以減少僅參考單一投資部門的從眾策略而導致短線套牢的可能性。

## 第六節 本章結論

本研究針對台股個股日交易的籌碼流動向量，首先以台積電個股為樣本範例，透過 BPN 的 3 個網路期後，建立了個股籌碼流動向量股價預測系統，隨後將 ETF 的成分股投入該系統，藉此了解由 BPN 所建立的預測系統對其他個股的適用性。根據實證後的結果，我們歸納出幾項結論並說明如下：

### 一、網路的參數設定與訓練測試

類神經網路系統在操作上關於可調係數的調整上，雖然需將每一個可調係數進行多次的測試後始能得到較佳的設定值，但所得到的較佳數據經歸納為預測系統網路設定數據後，對於股價的預測效果達到了 92.41% 的測試期預測準確率及 94.51% 的驗證期的預測準確率。

## 二、研究變數

在獲致各項係數的設定值後，由於台積電樣本範例在訓練及測試期其誤差收斂情況良好，顯見本研究在變數上對交易人所做的分類，其個股籌碼流動向量確實對於股價具有關係及影響性。也因此本研究在 BPN 系統下建立了一個以籌碼流動向量對股價的預測系統。

## 三、預測系統的適用性

藉由台積電個股所建立起的籌碼流動向量股價預測系統，對台灣股票市場市值前 50 名的個股進行股價預測的實證，在 50 檔的個股中獲得 76% 的適用度。因此證實了本研究的預測系統並非只針對單一個股能產生預測效果，對其他多數的個股也具有適用性。

## 四、個股的敏感性分析

透過敏感性分析，我們獲得異於過去從眾策略的結果，投資人從事個股買賣時，可逐一參考附錄二的表 B-1 及 B-2 各變數間的係數，係數大者表示對漲跌的影響性越大，以減少僅參考單一投資部門的從眾策略而導致短線套牢的可能性，降低投資誤判的損失機率。

## 第五章 結論與建議

本研究以台灣證券市場中的台灣積體電路股份有限公司股票籌碼日交易流動狀況為實證樣本範例，研究期間分別為民國 2003 年 10 月 1 日起至 2004 年 8 月 31 日止的訓練測試資料及 2005 年 7 月 20 日起至 2005 年 10 月 28 日止的驗證範例資料，在得到良好的股價預測結果後並對 ETF 內 50 檔的成分股進行預測系統的適用實證。本研究之主要貢獻是研討個股的籌碼流動向量是否對未來股價之漲跌具有影響性及預測性，並建立股價預測系統。本章將分為第一節的研究結論及第二節的後續研究建議。

### 第一節 研究結論與研究貢獻

在本研究所採用的研究期間內的資料，使用个股日交易量的籌碼流向與流量分類做為類神經網路模型的輸入變數，並未取用其它的技術指標或基本分析資料。換言之，本研究完全是以籌碼面的資訊為進行研究的主體。

在籌碼面的流動向量資訊運用倒傳遞類神經網路的技術，並在準確率上獲致了成果及以下的結論：

- 一、欲建構一個良好的類神經網路模型時，在網路的各項參數設定上，必須進行大量的測試，以找出符合網路模型的最佳參數設定值後，才可以得到良好的結果。本研究在各項參數的設定值，除了程式本身的設定值外，分別將 5 種設定值嘗試各種不同的設定並實證，最終獲得本研究模型的各項最佳網路設定值，最佳之網路模式為 BPN 網路架構為 6-4-4-1 及特殊參數學

習次數  $N=200$  與學習數率  $\eta=1$ 。

- 二、本研究的樣本範例經訓練測試後所獲得的網路各項設定參數，經運用至同一個股樣本而不同期間的驗證範例後，得到 94.51% 的良好準確率。因此我們認為透過此一實證的結果，可將籌碼流動向量做為投資判斷的依據之一。
- 三、本研究所建立的預測系統對 ETF 成份股所進行的適用實證，得到了預測系統對成份股具有 78% 預測適用性之結論。
- 四、過去投資人經常以三大法人的買賣超做為主要從眾交易策略時的參考依據，就本研究所進行的實證所獲致的結果看來，投資人進行個股短線投資時，對股價漲跌具有正向影響的融資交易人及外資交易人的籌碼變動向量更值得投資人在買賣時機決策時做為判斷參考。
- 五、本文的研究期間，採用兩段不同的交易期，且期間內的經濟因素與非經濟因素交雜，但本研究所建立的預測系統對於股價的漲跌預測仍有令人滿意的結果，此結論也顯示出系統在不同期間是具有適用性的。經本研究實證所得之各項參數設定數據列示於表 5-1：

表 5-1 籌碼流動向量股價預測系統參數測試匯整

網路模式	網路架構	學習循環次數	學習速率初始值	測試範例誤差均方根
BPN	6-4-4-1	200	1	0.08017
BPN	6-4-4-1	200	2	0.08147
BPN	6-4-4-1	200	3	0.08109
BPN	6-4-4-1	200	4	0.08061
BPN	6-4-4-1	200	5	0.08060
BPN	6-4-4-1	200	6	0.08115
BPN	6-4-4-1	200	7	0.08208
BPN	6-4-4-1	200	8	0.08365
BPN	6-0-1	200	1	0.07096
BPN	6-4-1	200	1	0.08017
BPN	6-4-4-1	200	1	0.07587
BPN	6-1-1-1	200	1	0.08190
BPN	6-2-2-1	200	1	0.08291
BPN	6-3-3-1	200	1	0.08248
BPN	6-5-5-1	200	1	0.08186
BPN	6-6-6-1	200	1	0.08227
BPN	6-7-7-1	200	1	0.08242
BPN	6-8-8-1	200	1	0.08271
BPN	6-9-9-1	200	1	0.08240
BPN	6-10-10-1	200	1	0.08315
BPN	6-12-12-1	200	1	0.08169
BPN	6-14-14-1	200	1	0.08233
BPN	6-4-4-1	100	1	0.08073
BPN	6-4-4-1	200	1	0.08060
BPN	6-4-4-1	300	1	0.08068
BPN	6-4-4-1	400	1	0.08078
BPN	6-4-4-1	600	1	0.08102
BPN	6-4-4-1	800	1	0.08130
BPN	6-4-4-1	1000	1	0.08164

## 第二節 後續研究建議

本研究在實證的過程中，以籌碼面的資訊作為股價預測系統建構依據，雖獲得良好的研究結果，但仍建議後續研究者可嘗試以下更深入的探討：

- 一、後續研究者可透過本研究以台股台積電建立預測系統之過程，嘗試選擇具它項指標意義的台股建立預測系統後，再以新建立之預測系統進行對個股的漲跌預測及其適用程度進行測試。
- 二、本研究在建立預測系統後，以 ETF 成分股測試其適用性雖獲致 76% 適用性的成果，但若欲以類股的角度來進行觀察，由於有 6 種產業類股均只有 1 檔個股列入 ETF 中，故建議後續研究者可嘗試運用本研究所建立之預測系統對單一產業類股分別進行實證，了解其對不同類股的適用性程度。
- 三、股市交易對於股價預測及判斷上可供參考的訊息相當多元，後續研究者可運用本研究在籌碼面上之交易人分類，結合技術面的資訊或基本面的資訊進行實證研究，期能在投資時點的決策上能做出更縝密的判斷。



## 參考文獻

### 中文部分

- 王美慧與簡妤玲(2005),「運用類神經網路於證券業網路下單服務品質之研究」,顧客滿意學刊,第一卷第一期,1-30頁。
- 杜壯、曾育培與吳永宏(2000),「類神經網路於醫療型美容業顧客失約率預測之應用」,第二屆永續發展管理研討會論文集,373-380頁。
- 吳聖修(2003),「應用股票趨勢技術分析於動態投資組合保險中之操作策略」,國立交通大學資訊管理研究所碩士論文。
- 姚瑜忠(2000),「台灣共同基金操作策略之研究」,財務金融學刊,第八卷第二期,49-76頁。
- 洪美慧(1997),「技術分析應用於台灣股市之研究-移動平均線、乖離率與相對強弱指標之評估」,東海大學管理研究所碩士論文。
- 施孟隆(1998),「自有資本比率在金融機構財務危機預警適用性之研究—台灣地區農會信用部實證分析」,台灣經濟,第二五三期,24-60頁。
- 俞海琴與葉宜生(2001),「價值投資法於台灣股市適用性之研究—電子產業與非電子產業之配對比較」,風險管理學報,第三卷第一期,99-121頁。
- 姜淑美、鄭婉秀與邱建良(2003),「外資交易行為、股市及匯市動態關係之研究」,風險管理學報,第五卷第一期,45-64頁。
- 胡星陽與陳建宏(2005),「上市公司內部人日內買賣時點選擇能力之分析」,中山管理評論,第十三卷第二期,451-478頁。
- 馬黛、詹傑仲與胡德中(2002),「政府干預股市的理論與實證分析:台灣股市的護盤實例」,財務金融學刊,第十卷第三期,107-145頁。
- 馬德信(2003),「應用模糊類神經技術對台股之模擬投資實證研究」,朝陽科技大學財務金融系碩士論文。

- 曹瓊方與林文修(2002),「使用者導向的企業評價選股模型之研究」,第十三屆國際資訊管理學術研討會論文集, O045。
- 張上財(2004),證券投資分析：理論與實務,台北：五南圖書。
- 葉怡成(2001),應用類神經網路,台北：儒林圖書。
- 楊孟龍與陳稼興(2000),「類神經網路於股價波段預測及選股應用」,國立中央大學資訊管理學系碩士論文。
- 楊奕農(2005),時間序列分析：經濟與財務上之應用,雙葉書廊。
- 陳亞農(2003),「我國上市公司內部人持股轉讓申報公告效果之研究」,國立中山大學財務管理學系研究所碩士論文。
- 陳稼興與顏明慧(2001),「基本面選股之回測實證分析」,貨幣觀測與信用評等,第三十二期,90-99頁。
- 陳稼興與劉慧敏(2002),「多目標遺傳演算法於基本面選股策略之應用」,第十三屆國際資訊管理學術研討會論文集, D020。
- 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研究所碩士論文。
- 廖繼弘(2004),我的技術線型會轉彎,台北：Smart 智富。
- 賴育志(1999),「外資資訊領先地位之探討」,財務金融學刊,第七卷第三期,1-26頁。
- 蔡碩倉(2000),「運用類神經網路建構台灣地區農會信用部金融預警系統」,農業經濟半年刊,第六十八期,1-40頁。
- 蔡耀全、陳住銘、楊棠堯與王鐘億(1999),「類神經網路應用於股票投資策略之研究」,中華管理評論,第二卷第五期,25-48頁。
- 韓千山(2000),「大股東訊息優勢、股票質押與下單策略」,國立臺灣大學財務金融學系研究所博士論文。
- 鄭麗慧(2001),「外資介入對股市現貨市場與指數期貨市場關聯性的影響-以香港、馬來西亞、台灣為例」,國立中山大學財務管理學系研究所碩士論文。

## 英文部分

- Brock, W., J. Lakonishok, and B. Lebaron(1992), “Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns,” *Journal of Finance*, Vol.47, pp.1731-1764.
- Bessembinder H. and K. Chan(1995), “The Profitability of Technical Trading Rules in the Asian Stock Markets,” *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol 3, pp. 257-284.
- Chan, Louis K. C., Yasushi Hamao and J. Lakonishok(1991), “Fundamentals And Stock Returns In Japan,” *The Journal of Finance*, Vol.46, pp.1739-1764.
- Chan, L. K. C., and J. Lakonishok(1993), “Institutional Trades and Intraday Stock Price Behavior,” *Journal of Financial Economics*, Vol 33, pp. 173-199.
- Eugene F. Fama and Kenneth R. French(1992), “The Cross-Section of Expected Stock Returns,” *Journal of Finance*, Vol.XLVII, pp.427-465.
- Hendrik B. and K. Chan(1997), “Market Efficiency and The Returns to Technical Analysis,” *Department of Finance*, unpublished doctoral thesis, University of Arizona.
- Takashi Kimoto, Kazuo Asakawa, Morio Yoda and Masakazu Takeoka(1990), “Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks,” *IJCNN International Joint Conference*, Vol.1, pp. 1-6.
- Martin J. Pring(2002), “Technical Analysis Explained,” publisher *McGraw-Hill*.
- Salih N. Neftci(1991), “Naïve Trading Rules in Financial Markets and Weiner-Kolmogorov Prediction Theory:A Study of Technical Analysis,” *Journal of Business*, Vol 64, pp. 549-571.
- Stephen W. Pruitt and Richard E. White(1988), “The CRISMA Trading System:Who Says Technical Analysis Can’t Beat the Market?”, *Journal of Portfolio Management*, Spring, pp. 55-58.

## 附錄一

ETF 成分股股價預測系統實證數據表 A-1

股票代號	股票名稱	訓練 RMS	測試 RMS	預測能力
2890	建華金控	0.09275	0.07858	普通
2401	凌陽科技	0.08698	0.09001	普通
2887	台新金控	0.08743	0.08707	普通
3045	台哥大	0.07099	0.07905	普通
2330	台積電	0.07906	0.07585	普通
1216	統一企業	0.10535	0.08679	普通
2303	聯華電子	0.08753	0.1085	劣
2388	威盛電子	0.09616	0.08193	普通
2344	華邦電子	0.1038	0.09976	普通
2201	裕隆汽車	0.08117	0.0839	普通
1303	南亞塑膠	0.0772	0.06035	普通
2408	南亞科技	0.10253	0.12139	劣
9904	寶成工業	0.0732	0.08235	普通
2912	統一超商	0.08076	0.08043	普通
2382	廣達電腦	0.10846	0.11286	劣
2379	瑞昱	0.0857	0.10096	劣
2325	矽品	0.11705	0.10488	劣

ETF 成分股股價預測系統實證數據表 A-2

股票代號	股票名稱	訓練 RMS	測試 RMS	預測能力
2409	友達光電	0.09858	0.10302	劣
2353	宏碁	0.06838	0.09511	普通
2311	日月光	0.10398	0.10897	劣
2357	華碩電腦	0.07787	0.10672	劣
2352	明基通電	0.08201	0.09321	普通
2882	國泰金控	0.1038	0.15279	劣
2801	彰化銀行	0.09386	0.08834	普通
2105	正新橡膠	0.07047	0.07926	普通
3009	奇美電子	0.10772	0.10209	劣
2610	中華航空	0.09005	0.08543	普通
2882	開發金控	0.09982	0.08099	普通
2204	中華汽車	0.09378	0.08418	普通
2002	中鋼	0.06113	0.05609	普通
2891	中信金控	0.08939	0.08008	普通
2412	中華電信	0.06553	0.04523	良好
2475	華映	0.11616	0.11016	劣
2323	中環	0.10404	0.08265	普通
2324	仁寶電腦	0.07429	0.08562	普通
2308	台達電	0.07171	0.04939	良好
2603	長榮海運	0.09946	0.10297	劣
1402	遠東紡織	0.12383	0.09713	普通
2892	第一金控	0.0985	0.0766	普通
1326	台化	0.09607	0.07194	普通
1301	台塑	0.0866	0.09462	普通
2881	富邦金控	0.08826	0.08317	普通
2317	鴻海精密	0.08642	0.08726	普通
2880	華南金控	0.06374	0.06929	普通
2356	英業達	0.07317	0.07146	普通
2301	光寶科技	0.05819	0.07181	普通
2337	旺宏電子	0.11293	0.09448	普通
2454	聯發科	0.07498	0.07765	普通
2886	兆豐金控	0.08808	0.09834	普通
2377	微星科技	0.08959	0.08379	普通

## 附錄二

ETF 成分股股價與籌碼向量敏感性分析表 B-1

股票代號	股票名稱	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$
2890	建華金控	-0.034	+0.041	+0.027	+0.022	-0.084	+0.017
2401	凌陽科技	-0.046	+0.019	+0.051	-0.017	-0.087	+0.011
2887	台新金控	+0.005	-0.012	+0.0001	-0.021	-0.032	+0.013
3045	台哥大	-0.004	-0.009	-0.008	-0.011	+0.007	-0.03
2330	台積電	-0.003	+0.011	-0.016	-0.020	-0.049	-0.023
1216	統一企業	-0.043	-0.013	-0.016	-0.019	+0.013	+0.005
2303	聯華電子	+0.026	-0.027	+0.043	-0.004	+0.003	-0.009
2388	威盛電子	+0.022	-0.014	+0.022	-0.03	+0.015	-0.004
2344	華邦電子	+0.008	+0.027	-0.054	+0.023	+0.012	+0.007
2201	裕隆汽車	+0.002	-0.02	-0.009	-0.027	-0.023	+0.007
1303	南亞塑膠	-0.011	+0.001	-0.01	+0.0001	-0.009	+0.011
2408	南亞科技	-0.04	-0.042	+0.006	-0.03	-0.005	+0.021
9904	寶成工業	-0.025	-0.002	-0.014	-0.028	+0.013	+0.003
2912	統一超商	+0.004	+0.009	-0.021	+0.023	-0.006	+0.016
2382	廣達電腦	-0.037	+0.038	-0.055	-0.005	+0.068	-0.031
2379	瑞昱	+0.005	+0.002	+0.046	-0.056	-0.038	+0.049
2325	矽品	-0.554	-0.080	+0.340	+0.139	-0.431	+0.044

ETF 成分股股價與籌碼向量敏感性分析表 B-2

股票代號	股票名稱	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$
2409	友達光電	+0.009	-0.0001	+0.007	-0.015	+0.006	+0.001
2353	宏碁	+0.028	-0.019	+0.024	-0.005	-0.0001	-0.0001
2311	日月光	+0.005	-0.0001	+0.031	+0.002	+0.009	-0.014
2357	華碩電腦	+0.023	-0.016	+0.038	-0.002	+0.002	-0.009
2352	明基通電	+0.048	-0.066	+0.098	-0.017	-0.010	-0.018
2882	國泰金控	+0.060	-0.112	+0.262	+0.025	-0.016	-0.102
2801	彰化銀行	+0.031	+0.001	+0.001	+0.026	-0.010	+0.028
2105	正新橡膠	+0.216	+0.113	-0.180	+0.081	+0.045	-0.120
3009	奇美電子	+0.003	+0.002	+0.037	+0.023	+0.012	-0.024
2610	中華航空	+0.003	+0.011	-0.004	+0.014	-0.001	+0.014
2882	開發金控	+0.060	-0.112	+0.262	+0.025	-0.016	-0.102
2204	中華汽車	+0.003	-0.002	-0.005	-0.008	-0.004	-0.018
2002	中鋼	-0.033	+0.012	+0.081	-0.006	-0.117	+0.023
2891	中信金控	+0.020	+0.006	-0.008	-0.0001	+0.002	+0.023
2412	中華電信	+0.021	+0.017	-0.034	-0.017	-0.068	-0.012
2475	華映	-0.014	-0.007	+0.004	-0.011	+0.003	-0.007
2323	中環	-0.010	+0.011	+0.009	-0.0001	+0.021	+0.009
2324	仁寶電腦	+0.036	+0.010	-0.030	+0.046	-0.003	+0.016
2308	台達電	-0.007	+0.024	+0.008	-0.070	+0.004	-0.002
2603	長榮海運	-0.023	-0.026	+0.025	-0.048	-0.011	-0.004
1402	遠東紡織	-0.024	-0.003	-0.001	+0.043	-0.056	-0.036
2892	第一金控	-0.018	-0.010	+0.043	-0.490	-0.960	+0.013
1326	台化	+0.036	+0.029	+0.009	-0.069	-0.044	+0.034
1301	台塑	+0.0001	-0.027	-0.039	-0.021	-0.031	-0.024
2881	富邦金控	+0.03	-0.022	+0.046	-0.008	+0.011	-0.014
2317	鴻海精密	+0.003	+0.036	-0.049	-0.064	+0.035	+0.045
2880	華南金控	+0.052	+0.014	-0.043	+0.004	-0.049	-0.032
2356	英業達	+0.024	-0.001	-0.055	-0.101	+0.029	+0.069
2301	光寶科技	+0.014	+0.017	-0.025	-0.025	-0.063	-0.005
2337	旺宏電子	-0.03	-0.008	+0.026	-0.019	+0.006	-0.024
2454	聯發科	-0.024	-0.027	-0.04	-0.053	+0.002	-0.035
2886	兆豐金控	-0.001	+0.003	-0.007	+0.009	-0.003	+0.004
2377	微星科技	+0.005	+0.016	+0.008	-0.025	-0.035	+0.023