

國立交通大學

資訊管理研究所

碩士論文

應用多重類神經網路於台灣期貨指數

極短線走勢行為知識發現

Applying Multi-Neural Network on Short Term Intraday
Trading of Taiwan Index Futures Market

研究生：許惠喬

指導教授：陳安斌 博士

中華民國 九十九 年 六 月

應用多重類神經網路於台灣期貨指數

極短線走勢行為知識發現

Applying Multi-Neural Network on Short Term Intraday
Trading of Taiwan Index Futures Market

研究生：許惠喬

Student: Huei-chiau Shiu

指導教授：陳安斌

Advisor: Dr. An-Pin Chen



Submitted to Institute of Information Management
College of Management
National Chiao Tung University
in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of
Master of Science in Information Management
June 2010
Hsinchu, Taiwan, the Republic of China

中華民國 九十九 年 六 月

應用多重類神經網路於台灣期貨指數 極短線走勢行為知識發現

學生：許惠喬

指導教授：陳安斌 博士

國立交通大學資訊管理研究所碩士班

摘要

台灣是一個淺碟式市場，股市易受消息面影響而大幅波動，同時美股與台股的連動性高，隔夜的風險使得投資人長期獲利在一夕之間縮減，採用日內投資交易可規避隔夜持有之風險。但自從當沖保證金減半制度實施、政府連續調降交易稅、電子交易使得手續費逐年下降，使得期貨交易成本大幅降低，日內投資參與者與日遽增，當沖獲利空間增加的同時亦帶來風險；因此本研究為了規避這些風險，加入了長線保護短線的概念，以輔助投資人進行日內交易的決策擬定。

本研究提出以多重類神經網路為架構，搭配長短期技術分析，學習台灣加權指數期貨日內趨勢行為，嘗試從股價趨勢行為中，找出知識規則。運用多重類神經網路來針對長期、短期單一網路做總和評判，使類神經網路的輸出更具有可靠性，建立一個預測日內極短線指數趨勢的預測模型。

由實驗結果得知，多重類神經網路模型在預測能力以及獲利能力上，表現較單一類神經網路模型優異，準確率提升。由此可知多重網路經總和批判，統整長、短期物理力量後的效果確實會優於單一網路。同時也證實了藉由長線保護短線的概念來進行日內極短線的投資操作，可以有效降低日內股價波動的風險。

關鍵字：多重類神經、日內交易、台灣指數期貨、技術分析

Applying Multi-Neural Network on Short Term Intraday Trading of Taiwan Index Futures Market

Student: Huei-chiau Shiu

Advisor: Dr. An-Pin Chen

Institute of Information Management
National Chiao Tung University

Abstract

The stock market in Taiwan is a shallow-plate market, which is often vulnerable to sharp fluctuations by news side effects. Besides, U.S. stock markets and Taiwan stock index are highly correlated. Investors may lose their long-term profits quickly due to overnight risks, therefore intraday trading can be used to avoid such risks. However, since the intraday trading futures margins reduced by half, futures transaction tax reductions, and decreased electronic transactions fees year by year, these factors increase the intraday trading investors and also reduce the futures transaction cost substantially. Increasing in daily trading profits also increase the risks. Therefore, in order to avoid these risks mentioned above, this study adds the concept of long-term protection of short-term to assist investors on intraday trading decisions.

This study proposes a multi-neural network model with long-term and short-term technical analysis and tries to find the knowledge rules of the trends in TAIEX Futures' intraday trading behavior. By using multi-neural network, we make integrated evaluation of long-term and short-term subnetwork, and verify the more reliability of the neural network's output. Therefore, a very short-term intraday trading of Taiwan Index Futures trend forecast model is established.

The results show that multi-neural network is significantly more effective than single neural network model in forecasting accuracy and trading profitability. We also confirm that the concept of long-term protection of short-term can effectively reduce the risk of intraday trading stock price volatility.

Keyword: Multi-Neural Network, Intraday Trading, TAIEX Futures, Technical Analysis

誌謝

本篇論文的完成，首先要感謝的是我的指導教授 陳安斌老師。在老師的指導之下，開闊了學生在金融學術研究領域的視野。老師的教學熱忱、致力於學術與實務的結合，更是讓我對於知識有了不同與以往的想法與認知。此外，老師幽默風趣的言語、待人處事的直率與真性情，讓我獲益良多。也要感謝三位口試委員，交通大學財金所王淑芬老師、清雲科技大學財務金融系林秀怡老師以及育達科技大學資管系盛介中老師，仔細的審閱初稿，給予我許多受用的建議與協助，使得本篇論文更為完整。

在論文撰寫期間，非常感謝秋紅學姐，仔細的閱讀論文，給予校正。特別感謝博文學長，總能即時的為我解惑，一起腦力激盪，陪我解決每個困難，指引我正確的研究方向，在此致上萬分的謝意。也要感謝儒琦、鈺綾、瑞昌這幾位一起打拼的戰友們，這一路上的辛勞、苦悶，因為有你們的相伴，使我不孤單；還有聰賦、益民、怡涵、佩昀、欣瑜，為實驗室增添許多活力與歡笑，我不會忘記我們餐餐都在女二、全家度過的日子。因為有你們的陪伴，讓我最後的學生生涯過的相當充實。

最後，要感謝一路支持我的家人，我的爸媽還有兩位妹妹，在我心情沮喪、難過之際，你們總為我打氣、聽我訴苦，做我的心靈支柱。還有我最愛的 KinKi Kids，煩悶的時候，聽著你們的歌、看著你們的笑容，讓我又有了動力繼續前進。

要感謝的人太多了。這篇論文將獻給所有關心我的親人、師長與朋友們，願與您們一同分享這份榮耀與喜悅。

許惠喬 謹致
于 交通大學資訊管理研究所
中華民國九十九年七月

目錄

中文摘要.....	i
英文摘要.....	ii
誌謝.....	iii
目錄.....	iv
表目錄.....	vi
圖目錄.....	vii
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究動機.....	2
1.3 研究目的.....	3
1.4 研究限制.....	3
1.5 研究流程.....	4
1.6 論文架構.....	5
第二章 文獻探討.....	6
2.1 日內交易.....	6
2.1.1 股市日內價格波動行為之相關文獻.....	6
2.1.2 日內交易相關文獻小結.....	8
2.2 技術分析.....	8
2.2.1 技術分析之相關文獻.....	8
2.2.2 技術指標.....	9
2.2.3 技術指標有效性之相關文獻.....	10
2.2.4 技術分析相關文獻小結.....	12
2.3 倒傳遞類神經網路.....	12
2.3.1 倒傳遞類神經網路簡介.....	12
2.3.2 倒傳遞類神經網路於財務金融領域相關文獻.....	13
2.3.3 倒傳遞類神經網路之相關文獻小結.....	15
2.4 多重類神經網路.....	15
2.4.1 多重類神經網路之相關文獻.....	16
2.4.2 多重類神經網路之相關文獻小結.....	17
第三章 研究方法與步驟.....	18
3.1 研究模型說明與架構.....	18
3.2 研究對象與期間.....	20
3.3 資料轉換(移動視窗切割).....	20
3.4 資料前處理.....	21
3.4.1 計算技術指標.....	21
3.4.1.1 技術指標之一階變量.....	21

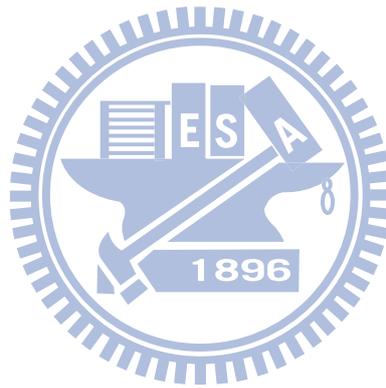
3.4.1.2 技術指標之二階變量.....	22
3.4.2 資料正規化.....	22
3.4.2.1 一階正規化.....	22
3.4.2.2 二階正規化.....	22
3.4.3 輸出變數改良修正.....	23
3.4.3.1 獎勵懲罰機制.....	23
3.4.3.2 趨勢方向學習.....	24
3.4.4 輸入變數篩選.....	24
3.5 多重類神經網路模型設計.....	27
3.5.1 倒傳遞類神經參數設定.....	27
3.5.2 買賣訊號門檻值設定.....	28
3.5.3 停損機制與交易策略.....	29
3.6 對照組模型驗證.....	30
3.6.1 單一類神經網路模型.....	30
3.6.2 隨機交易模型.....	30
3.7 績效評估模式.....	30
3.7.1 準確率評估.....	30
3.7.2 獲利能力評估.....	31
第四章 實證結果與分析.....	32
4.1 實驗結果分析.....	32
4.1.1 對照組-單一類神經網路模型.....	32
4.1.2 對照組-隨機交易模型.....	33
4.1.3 實驗組(多重類神經網路)與對照組比較.....	33
4.1.4 實驗組加入門檻值之結果.....	35
4.2 統計檢定.....	36
4.2.1 實驗組與對照組之統計檢定.....	36
4.2.1.1 檢定實驗組與對照組之母體變異數.....	36
4.2.1.2 檢定實驗組與對照組之預測能力.....	37
4.2.1.3 檢定實驗組與對照組之獲利能力.....	38
4.2.2 實驗組之間的統計檢定.....	39
4.2.2.1 檢定實驗組之間的母體變異數.....	40
4.2.2.2 檢定實驗組之間的預測能力.....	40
4.2.2.3 檢定實驗組之間的獲利能力.....	41
第五章 結論與建議.....	43
5.1 結論.....	43
5.2 建議.....	43
參考文獻.....	45
附錄.....	48
附錄一：30次模擬結果摘要表.....	48

表目錄

表 1-1 台灣指數期貨(大台)歷年交易成本	1
表 2-1 本研究整理股市日內價格波動行為之相關文獻	7
表 2-2 本研究整理技術分析之相關文獻	9
表 2-3 本研究採用之技術指標種類	9
表 2-4 本研究整理技術指標有效性之相關文獻	11
表 2-5 本研究整理倒傳遞類神經網路之相關文獻	14
表 2-6 本研究整理多重類神經網路之相關文獻	17
表 3-1 一分鐘資料所採用之技術指標	21
表 3-2 五分鐘資料所採用之技術指標	21
表 3-3 一分鐘子網路篩選後的輸入變數	26
表 3-4 五分鐘子網路篩選後的輸入變數	27
表 3-5 一分鐘子網路參數設定表	28
表 3-6 五分鐘子網路參數設定	28
表 3-7 多重主網路參數設定	28
表 4-1 對照組單一子網路模型實驗結果(未加入門檻值)	32
表 4-2 對照組隨機交易模型實驗結果	33
表 4-3 實驗組與對照組比較之結果(未加入門檻值)	33
表 4-4 實驗組加入門檻之結果	35
表 4-5 實驗組與對照組之母體變異數檢定結果	36
表 4-6 實驗組模型與對照組模型之準確率假設檢定	37
表 4-7 實驗組模型與對照組模型準確率檢定結果	38
表 4-8 實驗組模型與對照組模型之獲利假設檢定	38
表 4-9 實驗組模型與對照組模型獲利能力檢定結果	39
表 4-10 實驗組之間的母體變異數檢定結果	40
表 4-11 實驗組模型間的準確率假設檢定	40
表 4-12 實驗組之間準確率檢定結果	41
表 4-13 實驗組模型間的獲利能力假設檢定	41
表 4-14 實驗組之間獲利能力檢定結果	42
表 6-1 單一類神經模型(預測 3 分)模擬 30 次結果摘要表	48
表 6-2 單一類神經模型(預測 5 分)模擬 30 次結果摘要表	49
表 6-3 單一類神經模型(預測 7 分)模擬 30 次結果摘要表	50
表 6-4 多重類神經模型(預測 3 分)模擬 30 次結果摘要表	51
表 6-5 多重類神經模型(預測 5 分)模擬 30 次結果摘要表	52
表 6-6 多重類神經模型(預測 7 分)模擬 30 次結果摘要表	53

圖目錄

圖 1-1：研究流程圖	5
圖 2-1：文獻回顧知識地圖	6
圖 2-2：倒傳遞類神經網路架構圖	13
圖 2-3：多重類神經網路架構圖	16
圖 3-1：實驗架構圖	18
圖 3-2：三組實驗組架構圖	19
圖 3-3：移動視窗切割	20
圖 3-4：股價之相對漲跌幅	23
圖 3-5：篩選前輸入變數	23
圖 3-6：改良式逐步篩選法	26
圖 4-1：實驗組與對照組比較之結果	34
圖 4-2：實驗組加入門檻之結果	35



第一章 緒論

1.1 研究背景

1997 年“期貨交易法”頒布實施。同年，台灣期貨交易所成立，宣告台灣期貨市場正式開張。但自開市以來即面臨新加坡交易所的競爭，因此通過降低交易成本提升成交量已成為首要課題。而投資者付出的投資成本為交易稅及手續費，為使交易成本下降，政府實施調降期交稅與推動電子交易來因應。同時，期交所陸續推出新交易品種及其他各項制度的改革雙管齊下，加強了台灣金融期貨市場的廣度和深度，使得交易量呈現高速增長態勢。台灣期權市場交易量從 1998 年至 2009 年大幅提升，增長了 485 倍。

1997 年 7 月證交所開放證券商從事網路等電子交易。隨著金融商品增加及網路普及化發展，投資人對金融資訊系統所需的功能也日趨複雜化。時至今日，便捷的網路下單環境已是所有期貨商提供的基本服務。透過電子交易可大幅縮短期貨交易的委託成交時間，迅速反映市場價格資訊。透過電子下單軟體可為投資者提供專業的交易策略分析，並計算控制投資者帳戶的損益風險。據統計，2006 年前十大期貨商電子交易比重佔經紀業務交易量的 60%，並逐年增長，排名越前面的期貨商，電子交易比重也越高。隨著電子交易成為主流趨勢，期貨商間的競爭環境愈趨激烈，為爭取市場占有率，採以殺價搶市、手續費折讓擴展客戶，已幾達成本底線。隨著手續費逐年降低，提高客戶交易意願，期貨市場交易量明顯增長。

台灣期貨市場曾調降期交稅 3 次。2000 年 5 月 2 日首次調降，稅率由 0.05% 降至 0.025%，2006 年 1 月 1 日第 2 次降稅，稅率由 0.025% 降至 0.01%，2008 年 10 月 6 日第 3 次降稅，稅率由 0.01% 降至 0.004%。觀察過去 3 次調降稅率的結果對於擴大市場規模的效果非常顯著。特別是第三次降稅後，2008 年成交量一舉超越新加坡期貨交易所。

從開市以來的金融市場沿革，由於手續費與交易稅大幅調降的影響，形成一般投資人每次來回期貨交易只需 2 點價差即有獲利空間，使得日內極短線的投機操作產生獲利的機會。

表 1-1 台灣指數期貨(大台)歷年交易成本

單位：一口

單邊 交易成本	2004 年		2006 年		2009 年	
	散戶	大戶	散戶	大戶	散戶	大戶
期貨手續費	\$400	\$160	\$200	\$80	\$100	\$40
期貨交易稅	0.025%		0.01%		0.004%	

資料來源：期交所與本研究整理

1.2 研究動機

台灣股市為一淺碟式市場，容易受到消息面影響使得股價劇烈波動。隨著全球市場的自由化與國際化，國際間股市的動態影響更為密切。特別是全球經濟龍頭的美國，台灣股市深受其影響。在金融風暴初期，歐美股市動輒每日下跌 5% 至 10%，連帶亞洲股市一開盤就跳空下跌，隔夜的風險使得投資人長期獲利在一夕之間縮減，因此投資人需應用避險模式來保全自有資產。

除了採用避險模式來規避隔夜風險外，最好的方式就是採取日內交易的方式進行投資，每日的開盤股價變化已將隔夜的消息加以反應，投資人可以在盤中充分掌握風險，以避免重大的投資損失。楊筆琇(1999)[34]利用因果關係檢定與誤差修正模型探討台灣加權指數、台灣電子股指數、美國道瓊指數與那史達克指數領先與落後關係，研究證實美國道瓊工業指數與那史達克指數，對台灣電子股指數及台灣加權股價指數有明顯的影響。由此研究即可證明投資人隔夜持有部位的風險並非本身可以掌控的。

2007 年 10 月 8 日台灣開始實施當沖保證金減半措施。據統一期貨月刊研究報告(2009)[31]指出，該制度實施後，使得台指期日內整體振幅向右移動、上下波動區間擴大。因此，實施當沖保證金減半，對台指期波動有正向影響，日內台指期的波動擴大，則有機會增加當沖的獲利空間。自從當沖保證金減半制度實施，與 2008 年財政部再次調降期交稅後，台灣期貨市場的成交量便屢創新高。期貨交易成本大幅降低，促使期貨當沖意願比率增加，再加上美國次貸如雪球般擴大而成的金融海嘯，使得金融操作難度大增，投資人開始傾向收盤前平倉或減碼留倉的操作策略；而原本就習慣當沖的投資人，則是交易頻率越來越高與下單速度越來越快。

由此可知，藉由日內投資操作雖可避免因隔夜風險所帶來的虧損，但是由於日內投資參與者與日遽增，日內股市往往會受到投資人行為影響，特別是大額投資人(例如法人)，而造成股市異常的瞬間變化，獲利空間增加的同時亦帶來風險。

在實務上，技術分析被用來做價格的預測已有長遠的歷史。所謂技術分析是指利用資產之價量資訊，以繪圖紀錄的方式尋找其中的型態與結構。換句話說，技術分析專家相信在歷史價量中存在著一定的行為模式，可用來預測未來的價格走勢。由於投資者有不同的投資持股時段，故有不同的時間週期，依投資者持股時段的長、中、短期、當沖之分，故在金融市場技術分析的線路圖裡即有不同的週期指標型態與圖形，長週期時段分析的資料較多，所顯示的型態與圖形則較為真實與穩定；短週期時段分析的資料較少，所顯示的型態與圖形則較為鬆散與不穩，故操作短期或當沖的投資者、必須瞭解當時中、長線的趨勢方向，是否為同向，進場前先看長線的趨勢方向型態，再找同方向的短線進場，才會有勝算的機會。這就是所謂長線保護短線的概念。

因此，透過長線保護短線的概念，跟著大盤順勢操作，可降低日內交易的風險。本研究嘗試採納上述之概念，納入不同的時間區間，以掌握區間影響力道，發展一套整合長中短期影響股市因素的預測模型。

1.3 研究目的

Blank(1991)[3] 和 Brock , Lakonishok and LeBaron(1992)[4]的研究中指出股票市場的波動呈現非線性的結構，此結果也相當於指出使用傳統的統計方法或是線性之分析模式對股價預測的限制性。而人工智慧方法學應用在財務金融領域的研究日漸普及，對於類似非線性問題的解決能力更優於傳統模式，其中最常見的即為類神經網路。但其中仍然存在一些問題，輸入變數的差異，以及輸出結果的應用等，皆為影響類神經網路預測成敗的關鍵[35]。若輸入變數能夠有效的分類，再配合適當的資料前處理，最後進行總和評判，將可提升整體預測的效果。

本研究提出以多重類神經網路為架構，搭配長短期技術分析，學習台灣加權指數期貨日內趨勢行為，嘗試從股價趨勢行為中，找出知識規則。由於多重類神經網路是由數個獨立的神經網路所組成。主網路可繼承子網路在不同面向輸入變數之最適權數，透過本身的訓練進一步對各面向之輸出做總和評判，得到最適當的權重值，使其誤差降到更穩定也更低。因此，本研究將運用多重類神經網路來針對長期、短期單一網路做總和評判，使類神經網路的輸出更具有可靠性，提供投資人明確的買賣交易資訊，提供一穩健的投資輔助決策工具。

綜合上述，本研究希望能提出一個整合性的台灣加權指數期貨日內預測模式，以達到以下的目標：

1. 透過類神經網路，學習台指期貨極短線行為的知識規則，證明金融市場具有物理行為。
2. 運用多重類神經網路整合長期、短期的時間序列，作總和評判，以提升投資人對日內走勢的掌握程度。
3. 進行日內期貨交易操作，使投資人規避隔夜風險。
4. 建構停損機制，提供穩定可靠的獲利降低損失蔓延的可能性。
5. 透過門檻值之處理，加強類神經網路之預測準確率。

1.4 研究限制

本研究以多重類神經網路模型應用在台灣加權指數期貨日內趨勢預測，研究過程有以下限制：

1. 在獲利計算方面，交易成本包含手續費與交易稅，一次交易扣除交易稅0.004%，

假設以現在契約總值7000點，換算金額為112元；手續費買進賣出各100元，概算交易一次共扣除交易成本2點。

2. 一口期貨契約交易成本僅考慮買進、賣出來回之手續費與交易稅。
3. 本研究採日內交易，每日交易部位最遲將於13:30進行平倉交易。
4. 本研究為簡化模型，不考慮利率、物價變動、期貨保證金變動的影響。
5. 本研究有停損單之假設，若持有部位之損失一旦達到停損點，假設停損單價格能立即成交，控制每口交易最大損失為停損點+交易成本2點。
6. 由於交易時會有掛單價格與成交價格不一樣的狀況，本研究假設掛單價格皆能立即成交。

1.5 研究流程

本研究利用多重類神經網路模型，針對台灣加權指數期貨日內分鐘資料進行趨勢行為學習，進而發現隱藏於日內趨勢行為中的知識規則，以輔助投資人建立較佳的日內交易策略。

研究的方法與步驟依序為說明問題背景與動機，確認研究目的與範圍限制。接著參考國內外有關日內交易、技術分析、倒傳遞類神經網路、多重類神經網路的文獻，以確定使用的方法學。接著進行資料的蒐集與前處理，並設計實驗模型。實驗模型包含本研究提出的整合不同時間區間的多重類神經模型。對照組包含單一時間區間神經網路模型與隨機交易模型。實驗設計目的在確認整合不同時間區間的多重類神經網路應用於台指期貨日內走勢預測是否優於單一時間區間的類神經網路模型。最後進行實驗組與對照組各模型間的統計檢定，以驗證各模型間是否有顯著績效差異。本研究流程圖如圖 1-1 所示。

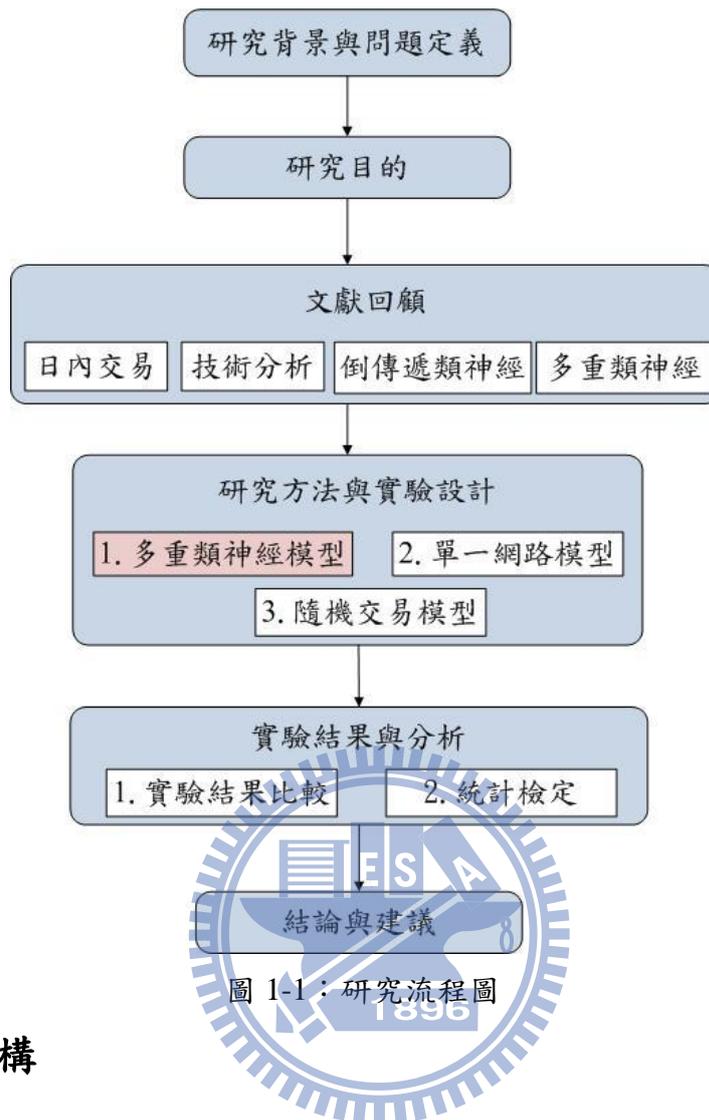


圖 1-1：研究流程圖

1.6 論文架構

本論文之架構分為五章，說明如下：

第一章 緒論：

說明研究背景與動機、研究目的、研究限制、研究流程。

第二章 文獻回顧：

針對本論文的研究問題進行文獻的探討與回顧，包含日內交易、技術分析、倒傳遞類神經網路及多重類神經網路之文獻。

第三章 研究方法：

描述本研究資料前處理方法、實驗模型的設計與架構及績效評估模式。

第四章 實驗結果與分析：

說明本研究的實驗步驟並針對不同模型間的實驗結果進行績效比較。

第五章 結論與建議：

總結研究結論與未來可能之研究方向。

第二章 文獻探討

本研究主要目的是希望能夠整合不同時間區間的多重類神經網路模型，提出一個準確而有效的台灣加權指數期貨日內走勢預測方法。本章針對研究中所需的理論及概念作介紹。第一節是日內交易可行性與風險之探討；第二節是技術分析之相關研究，包括如何將其理論用於期市日內價格波動之研究；第三節是介紹倒傳遞類神經網路之原理與發展；第四節介紹多重類神經網路之原理與發展。以下以知識地圖的概念來貫穿整章文獻探討，並用魚骨圖來呈現。

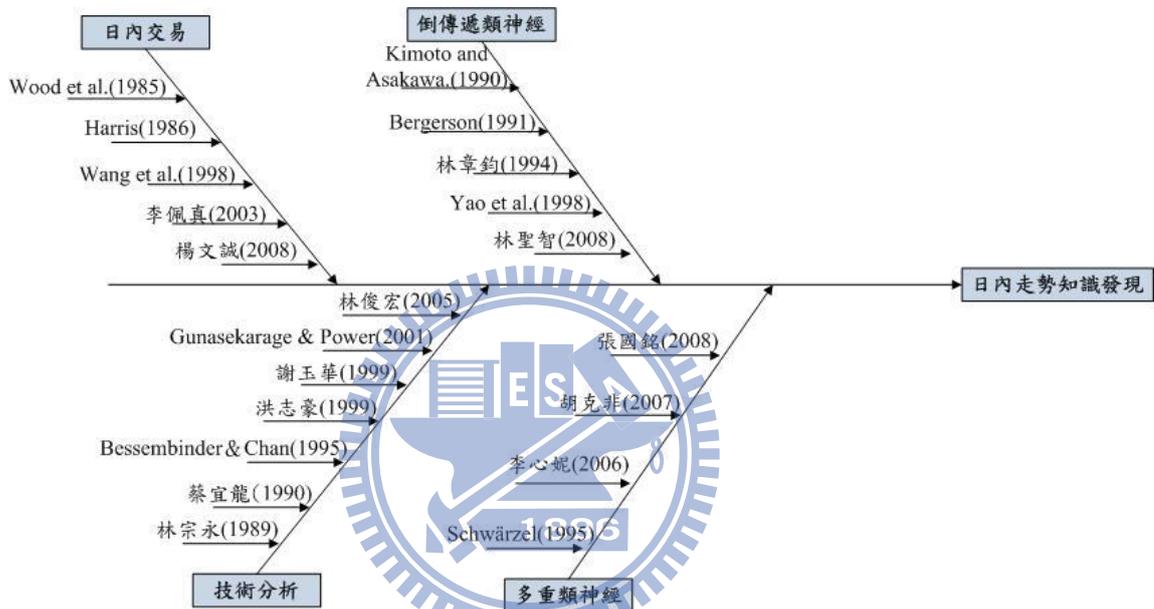


圖 2-1：文獻回顧知識地圖

2.1 日內交易

台灣股市呈現淺碟式市場的行為，市場極易受外力影響而有劇烈波動。在 2007 年金融風暴初期，歐美股市動輒每日下跌 5% 至 10%，受到與台灣連動性極高的美國股市影響，台股亦常出現一開盤就跳空下跌甚至是以跌停價位開出，如此一來，在開盤時，投資人還來不及對持有部位做出動作前，被迫承受前一夜消息影響所帶來的風險。股市隔夜效應下 (Overnight Effect) 的市場波動所造成的虧損，侵蝕掉投資人留倉部位的獲利，就長期布局的投資策略而言，潛藏著不確定性的高度系統風險。相較之下，短期操作如日內極短線投資交易，具有可適當規避該環境下的高度系統風險特點。

2.1.1 股市日內價格波動行為之相關文獻

Wood et al. (1985) [18] 比較 1971 年-1972 年和 1982 年兩期間紐約證券交易所

(NYSE)和美國交易所日內資料的報酬與報酬變異，研究結果發現，在兩期間開盤的報酬與報酬變異皆有較高值，開盤後一小時，則急速下滑呈穩定狀態，直到收盤前一小時，又有較高報酬和報酬變異。兩期間的日內報酬變異均呈U型曲線型態。

Harris(1986)[10]以紐約證券交易所(NYSE)普通股市交易資料，以十五分鐘做間隔進行日內觀察時段之報酬率是否相等的檢定研究。結果指出開盤後四十五分鐘與收盤前十五分鐘皆存在顯著的異常報酬，及呈現所謂的U型曲線(U-Shaped)型態。

Wang et al.(1999)[17]嘗試應用馬可夫鏈(Markov Chains)模型於日經指數與期貨進行日內動態行為的研究，其結果指出價格波動呈現 U 型曲線型態。

李佩真(2003)[22]探討台灣加權股價指數期貨的隔夜效應，該研究指出，非交易時間的資訊累積無法立即反映在股價的變動上，投資者只能在隔日開盤後針對非交易時間所獲得的資訊進行持股部位的調整，這是為何開盤時的交易活動較為積極的原因。研究結果證實隔夜效應對日內交易的顯著性。

楊文誠(2005)[36]針對台股指數期貨與小型台股指數期貨市場是否存在日內價格反轉現象作探討，其研究指出，台股指數期貨與小型台股指數期貨皆存在普遍開高情形，這表示開盤時隔夜資訊會迅速的反應在期貨價格上。此外，開盤後15分鐘，出現價格反轉，反轉現象大約持續30分鐘，這代表非理性的投資行為在期貨市場是存在的，導致投資者會有過度反應而產生價格反轉。

表 2-1 本研究整理股市日內價格波動行為之相關文獻

作者	年代	貢獻
Wood et al.	1985	比較 1971 年-1972 年和 1982 年兩期間紐約證券交易所(NYSE)和美國交易所日內資料的報酬與報酬變異，研究結果發現兩期間的日內報酬變異均呈U型曲線型態。
Harris	1986	檢定紐約證券交易所(NYSE)普通股市交易資料日內報酬率是否相等。結果指出開盤後四十五分鐘與收盤前十五分鐘皆存在顯著的異常報酬，及呈現所謂的U型曲線(U-Shaped)型態。
Wang et al.	1999	應用馬可夫鏈(Markov Chains)模型於日經指數與期貨進行日內動態行為的研究，其結果指出價格波動呈現 U 型曲線型態。
李佩真	2003	非交易時間的資訊累積無法立即反映在股價的變動上，投資者只能在隔日開盤後針對非交易時間所獲得的資訊進行持股部位的調整，這是為何開盤時的交易活動較為積極的原因。研究結果證實台灣加權股價指數期貨隔夜效應對日內交易的顯著性。
楊文誠	2005	台股指數期貨與小型台股指數期貨皆存在普遍開盤跳高情

	形，顯示開盤時隔夜資訊會迅速的反應在期貨價格上。此外，開盤後15分鐘，出現價格反轉，反轉現象大約持續30分鐘，這代表非理性的投資行為在期貨市場是存在的，導致投資者會有過度反應而產生價格反轉。
--	---

2.1.2 日內交易相關文獻小結

由本小節文獻可知，股市日內報酬變異與價格波動行為存在特定型態，可推知股市行為並非僅為單純的隨機波動。而隔夜效應的存在，使得開盤報酬變異較高且出現價格反轉現象。因此，本研究將採用日內交易以規避隔夜交易的高度系統風險，本研究的交易資料每日開盤後 15 分鐘以及收盤前 15 分鐘資料將不予採計。

2.2 技術分析

技術分析理論起源於 1884 年查理斯·道氏(Charles H. Dow)所提出的道氏理論(Dow Theory)，後經 William Peter Hamilton 與 Robert Rhea 總結歸納而成，此後技術分析逐漸受到重視，成為市場決策最古老分析工具之一。

技術分析是利用市場的成交價、量資料以圖形分析、指標分析工具來解釋、預測未來的市場走勢。技術分析學派認為任何影響股價的因素終將反應在線圖上，並相信過去的經驗必定可以用來推估未來，所以過去的交易紀錄可以作為未來股票價格預測的分析基礎。因此，若我們能透過技術分析了解趨勢，便能有效地掌握未來股價的漲跌，進而決定較佳的買賣時點。

2.2.1 技術分析之相關文獻

Robert(1997)[6]著作表示技術分析是用來預測股價的變動方向，而非預測股價。將歷史交易資料轉化為各項指標後，可以運用短期的波動情形來探討長期的走勢，進而預測股價波動方向與買賣時機。市場上雖有眾多因素干擾價格的走勢，導致技術分析未能精準地研判股價走勢，但投資人仍可同時參考多項技術指標，以提升決策品質。

Hudson, Dempsey & Keasey(1996)[11]使用 Brock et al.(1992)[4]的研究架構分析英國股價指數。其實證結果顯示，雖然技術分析具有預測能力，但在高交易成本的环境下，並無法獲得超額報酬。作者表示英國來回買賣一次的交易成本超過 1%，並指出如果使用足夠長的股價指數序列，將可發現技術分析具有預測能力。

Lui(1998)[13]使用問卷調查法比較基本面與技術面在香港外匯交易商的適用性。研究結果顯示，85%的受訪者對這兩種面向分析相當依賴。在利率趨勢的判定上，技術分析僅稍微優於基本面分析；但在利率轉折點的判定上，技術分析遠勝於基本面分析，且移動平均為最常用指標之一。

表 2-2 本研究整理技術分析之相關文獻

作者	年代	貢獻
Robert	1997	市場上有太多干擾因素導致技術分析未能精準地研判股價走勢，但投資人仍可同時參考多項技術指標，以提升決策品質。
Hudson, Dempsey & Keasey	1996	技術分析具有預測能力，但在高交易成本的環境下，並無法獲得超額報酬。如果使用足夠長的股價指數序列，將可發現技術分析具有預測能力。
Lui	1998	香港外匯交易商在利率趨勢的判定上，使用技術分析僅稍微優於基本面分析；但在利率轉折點的判定上，技術分析遠勝於基本面分析，且移動平均為最常用指標之一。

2.2.2 技術指標

本研究參考陳安斌(2005)[35]以及其他技術分析文獻，決定採用 KD、MA、MACD、Bias、RSV、RSI、MV、成交量、多空指標等九種相關指標。根據所採用的分析資料來源可區分為趨勢指標、價指標、量指標，各技術指標之意義如下表所示。

表 2-3 本研究採用之技術指標種類

類別	指標名稱	意義
趨勢指標	移動平均線 (MA)	移動平均線顧名思義乃將價格作移動平均，它被認為是成本線。可應用在判斷趨勢的起始或反轉，研判未來股價趨勢變化。
	乖離率 (Bias)	乖離率定義為價格與均線的差距，即 $bias = Price - MA$ 。當乖離越大時，價格修正的可能性就越高。
	多空指標	多空指標是將短、中、長期的移動平均線與以平滑計算以判斷股票未來的波段趨勢。
價指標	隨機指標 (KD)	KD 線能掌握股價的短期波動程度，主要用於短線交易。
	指數平滑異同移動平均 (MACD) 與差離值 (Difference)	利用快慢二條 (快線：DIF，慢線：MACD) 移動平均線的變化作為盤勢的研判指標，具有確認中長期波段走勢並找尋短線買賣點的功能。

	相對強弱指標 (RSI)	以股價平均漲跌幅來表現股價多空力道之間的抗衡，藉以判斷買賣超現象，分析股價的背離。
	未成熟隨機值 (RSV)	RSV 則是求出 KD 指標前，所必須計算的值，其中包含了前一交易日市場價格的波動資訊。是一種支撐壓力的概念。
量指標	成交量 (Vol)	用來預測股市的動向，也可衡量股市的穩健情況。分析成交量可預測股價的變動方向。
	平均交易量指標 (MV)	計算方式類似 MA，但資料對象為成交量

2.2.3 技術指標有效性之相關文獻

林宗永(1989)[23]使用 MA、RSI、MV 等技術指標，以台灣證券交易所 32 種高週轉率股票為標的。該實證結果顯示，考慮交易成本後，絕大部份長、短移動平均線組合的投資績效不如買入持有策略；但 6 日 RSI 其投資績效會優於買入持有策略。

蔡宜龍(1990)[36]使用 MACD、KD、動能指標(OBV)、停損轉向操作系統(SAR)、6 日及 13 日 RSI 進行實證研究，以台灣證券交易所的 110 種股票為標的。其研究結果發現在考慮交易成本後，以 MACD、KD、OBV 及 SAR，做為買賣決策依據的投資績效優於買入持有策略。

Bessembinder & Chan(1995)[2]使用移動平均線及區間突破指標，探討技術分析在日本、香港、台灣、南韓、馬來西亞及泰國等六個亞洲股市的有效性。實證結果支持技術分析能有效預測股市，其中對馬來西亞、泰國、台灣等新興國家¹¹的預測能力最強。

洪志豪(1999)[28]以 KD、MACD、RSI 與威廉指標(WMS%R)的實證研究發現，若單獨以某一個技術指標作為買賣策略時，四種技術指標的績效為 WMS%R>MACD>KD>RSI。如果採用任兩個技術指標的搭配作為買賣策略時，獲利能力將超越單一指標買賣策略。

謝玉華(1999)[37]以拔靴複製法來複製樣本資料以作為實證分配，針對 S&P500 股價指數、道瓊工業股價指數、倫敦金融時報 100 種股價指數、東京股價指數及台灣加權股價指數，檢定 RSI、BIAS、KD、威廉指標、MA、MACD 和 DMI 等七種

¹ 2009/06/15 摩根士丹利資本國際公司(MSCI)公布 2009 年度市場分類結果，臺灣仍維持在新興市場，但列入已開發市場觀察名單。

指標的有效性。結論是 MA、MACD 和 DMI 無法擊敗市場（此處是以平均市場利率為基準），而 RSI 指標、BIAS 指標、KD 指標和威廉指標可以擊敗市場，同時又以威廉指標的表現最佳。此外，在考慮交易成本後，超額報酬將被抵銷。

Gunasekarage & Power(2001)[9]使用移動平均線於南亞洲的孟加拉共和國、印度、巴基斯坦與斯里蘭卡等四個新興股票市場。其實證結果顯示，技術分析在這些國家具有預測能力，並可獲得超額報酬，因此結論認為南亞洲資本市場不符合弱式效率市場。

林俊宏(2005)[24]利用股價跟成交量的相對關係，研究成交量的變化是否會幫助技術指標的判斷。以成交量的增減作為變數。實驗結果證明，以成交量增減來搭配技術指標的操作的實驗組，在期貨市場的操作績效，明顯比單一技術指標操作的對照組好。

表 2-4 本研究整理技術指標有效性之相關文獻

作者	年代	技術指標	實證結果
林宗永	1989	1.濾嘴法則 2.MA (1、3、6、13、26、39、72 日) 3.RSI (1、3、6、13、26、39、72 日) 4.相對強勢 RS (1、3、6、13、26、39、72 日) 5.量的移動平均 MV (13、26 日) 6.價量配合 7.合併濾嘴與移動平均	1.有效 2.皆有效 3.皆無效 4.皆無效 5.有效 6.無效 7.有效
蔡宜龍	1990	1.MA (10、30、72 日 MA) 2.RSI (6、13 日) 3.BIAS(3、6 日) 4.MACD 5.KD(9 日) 6.威廉指標(26 日) 7.能量潮	1.皆有效 2.皆無效 3.皆無效 4.有效 5.無效 6.無效 7.有效
Bessembinder & Chan	1995	移動平均線 (VMA、FMA) 區間突破法則	技術分析有效
洪志豪	1999	KD、MACD、RSI 與威廉指標	1. 單一技術指標績效為 WMS%R>MACD>KD>RSI 2. 任意兩指標搭配獲利能力

			將優於只採單一技術指標
謝玉華	1999	RSI、BIAS、KD、威廉指標、MA、MACD 和 DMI	<ol style="list-style-type: none"> 1. MA、MACD 和 DMI 無法擊敗市場。 2. RSI、BIAS、KD 和威廉指標可以擊敗市場，又以威廉指標的表現最佳。
Gunasekarage & Power	2001	移動平均線	技術分析具有預測能力，並可獲得超額報酬。
林俊宏	2005	成交量	以成交量增減來搭配技術指標明顯比單一技術指標操作策略好。

2.2.4 技術分析相關文獻小結

由以上文獻回顧可知技術分析對於股票市場趨勢之預測具有一定的影響力。就研究方法採行的技術指標，國外文獻主要以簡單技術指標為主，國內文獻所選取的技術指標較多元化，但無任何一種技術指標用於國內股市是大家所共同認定為有效的指標。雖然沒有一個技術指標大家一致公認其有效性，但仍有多數文獻建議同時參考多項技術指標，有助於提升決策品質。因此，本研究將採用表 2-3 中列出的技術指標為輸入參數來預測日內股市可能之走勢。

2.3 倒傳遞類神經網路

2.3.1 倒傳遞類神經網路簡介

倒傳遞類神經網路(back-propagation neural networks；BPNN)於 1986 年由 McClelland 和 Rumelhart 所提出，適用於預測與診斷問題之解答，是最廣為應用的類神經網路。它具有分析、預測及分類等能力，可針對過去的資料與經驗反覆自我學習，經過學習及總結歸納後建立起欲處理問題之知識，猶如人類大腦的學習過程。相較於傳統的統計方法，倒傳遞類神經網路具有更強大的分析技巧，可以用來處理錯綜複雜的問題。倒傳遞類神經網路架構包含輸入層、隱藏層及輸出層，其架構如圖 2-2 所示：

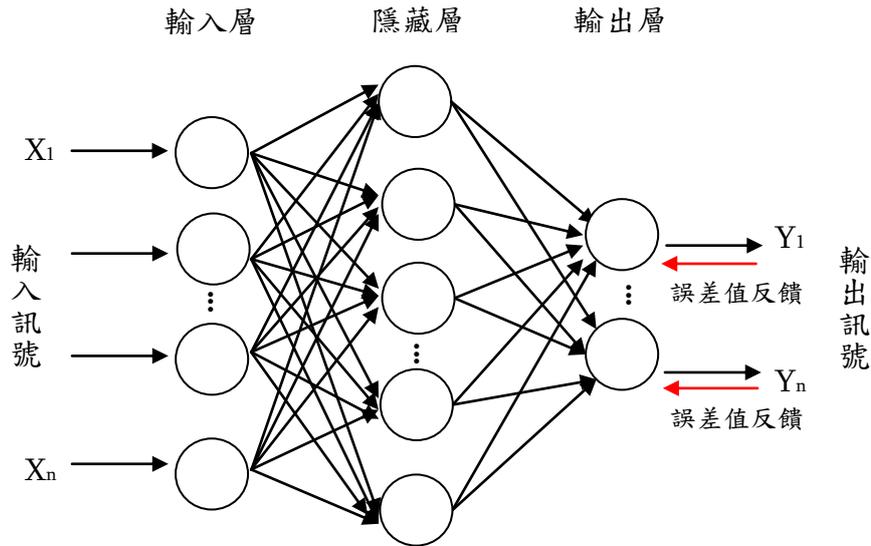


圖 2-2：倒傳遞類神經網路架構圖

(1) 輸入層 (Input layer)：用以代表網路的輸入變數，變數的個數因問題而異，且輸入的資料型態需先做正規化處理。

(2) 隱藏層 (Hidden layer)：用以處理輸入層傳送來的資料，表現輸入層之各處理單元的交互關係，使用非線性轉換函數，例如雙彎曲函數 (Sigmoid function)。隱藏層之個數依問題需求而異。

(3) 輸出層 (Output layer)：用以表現網路的輸出變數，輸出變數之個數依問題而定，使用非線性轉換函數。

倒傳遞類神經網路之運作過程可分為學習過程 (learning process) 與回想過程 (recalling process)，其中學習過程包含了順向傳遞與逆向傳遞兩階段。順向傳遞是由範例資料取得輸入向量至輸入層，再經由一個或多個隱藏層向後傳遞，由非線性轉換函數計算處理單元之輸出值，以此推進直至輸出層。與順向傳遞相反，逆向傳遞是由輸出層開始向前傳遞，計算誤差後，以誤差來調整連結權重，接著計算該層誤差，再將其結果向前傳遞直至輸入層。此學習過程以一組範例資料為單位，直到完成所有範例資料。最後將範例資料輸入至網路系統中反覆學習數個循環，直至網路收斂為止。回想過程則以學習過程中所學習完成之網路作為運算模型，輸入未經網路學習之向量資料，以預測輸出向量。

2.3.2 倒傳遞類神經網路於財務金融領域相關文獻

Kimoto and Asakawa(1990)[12]使用美國道瓊指數、外匯匯率、利率、成交量、周轉率等指標作為輸入變數，建立倒傳遞類神經網路模型來預測日經指數漲跌幅，找出最佳買賣時機點，研究期間為 1987 年 1 月至 1989 年 9 月的週資料，以移動視窗方式訓練模型，每一個移動視窗期間為 $L+M$ 個月，前 L 個月做訓練資料，後一個月 ($M=1$) 為測試資料。實證結果發現利用倒傳遞類神經網路的獲利可高達 98%，

比買入持有策略提高了46%。

Bergerson and Wunsch(Bergerson 1991)[1]使用移動平均及升降線(Advance Decline Line)的移動平均兩種技術指標為輸入變數，結合倒傳遞類神經網路與專家系統，來預測 S&P500 指數的買賣訊號。研究期間為 1980 年到 1988 年。首先利用專家系統的知識來判斷買賣訊號，將挑選出來的買賣訊號資再作為類神經網路的訓練資料。其研究結果顯示，結合專家系統與類神經網路的模型將比各自單獨使用的效果佳，且在測試期 25 個月期間獲利成長高達 660%。

林章鈞(1994)[26]藉由匯率決定理論的探討，歸納出影響匯率變動的基本面因素，進行資料前處理及落後期的推導。將彙整出來的基本面影響因素作為輸入變數，建立神經網路預測模型，並與傳統多元迴歸模型比較。其研究結果發現類神經網路應用於匯率預測優於多元迴歸模型，且經過資料前處理及落後期推導，基本面因素與匯率間趨勢更形顯著。

Yao et al.(J. Yao 1998)[19]以MA、動量指標、RSI、KD等技術指標做為類神經網路之輸入變數對吉隆坡股價指數進行預測，研究期間為1984年1月3日至1911年11月16日的日資料，將全部資料的2/3作為訓練資料，剩下2/15為驗證資料、3/15為測試資料。研究結果顯示利用類神經網路預測結果進行交易之年報酬率為26%，較買進持有(年報酬率-14.98%)及定存策略(年報酬率7.98%)為佳，類神經網路預測結果亦優於統計模型 ARIMA。作者更進一步實驗表示單純使用週資料作為輸入因子比單純使用日資料的報酬率較差，作者建議採用混合不同時間區間作為類神經的輸入因子將可改善預測效能。

林聖智(2008)[25]提出結合自組織映射圖神經網路與倒傳遞類神經網路(SOM-BPNN)模型。先利用SOM對環境進行分群，再計算各群的四種波動率指數技術指標作為輸入變數，接著透過倒傳遞類神經網路針對選擇權波動率指數及其技術指標進行訓練，最後利用群體決策的方式決定多空交易策略。實驗結果得知，SOM-BPNN模型能將外在的金融環境因素單純化，平均準確率達72.3%，平均每口契約獲利143.34點，顯著優於隨機交易策略。

表 2-5 本研究整理倒傳遞類神經網路之相關文獻

作者	年代	研究方法	研究期間	貢獻
Kimoto and Asakawa	1990	倒傳遞類神經網路	1987/01-1989/09	利用倒傳遞類神經網路的獲利可高達98%，比買入持有策略提高了46%。
Bergerson	1991	倒傳遞類神經網路結合專家系統	1980-1988	結合專家系統與類神經網路的模型將比各自單獨使用的效果佳，且在測試期25個月期間獲利成長高達660%。

林章鈞	1994	倒傳遞類神經網路		類神經網路應用於匯率預測優於多元迴歸模型，且經過資料前處理及落後期推導，基本面因素與匯率間趨勢更形顯著。
Yao et al.	1998	倒傳遞類神經網路	1984/01/03-1911/11/16	類神經網路年報酬率為26%，較買進持有及定存策略為佳，亦優於統計模型ARIMA。實證表示單純使用週資料作為輸入因子比單純使用日資料的報酬率較差，建議採用混合不同時間區間作為類神經的輸入因子將可改善預測效能。
林聖智	2008	倒傳遞類神經網路結合自組織映射圖神經網路	2002/10/09-2008/02/01	SOM-BPNN模型能將外在的金融環境因素單純化，平均準確率達72.3%，平均每口契約獲利143.34點，顯著優於隨機交易策略

2.3.3 倒傳遞類神經網路之相關文獻小結

由以上文獻探討可以得知，以技術指標作為輸入變數，利用倒傳遞類神經網路在金融市場預測上確有其卓越之處，並且預測結果優於傳統統計模型。如果能夠配合其他方法，將資料做前處理並純化，再置入神經網路學習，對於準確性的提升有明顯成效。

2.4 多重類神經網路

多重類神經網路其架構是由數個獨立之倒傳遞類神經網路所組成，主要由一個主網路連接數個經訓練後之單一網路。單一網路要先經訓練到有穩定的誤差後，固定其輸入至主網路的權重值。接著是將單一網路的輸出值再當成主網路的輸入。主網路在此的作用主要是調整各個單一網路的輸入權重，主網路可繼承子網路在不同面向輸入變數之最適權數，透過本身的訓練進一步對各面向之輸出做總和評判，得到最適當的權重值，使其誤差降到更穩定也更低，以得到更穩定有效的預測。

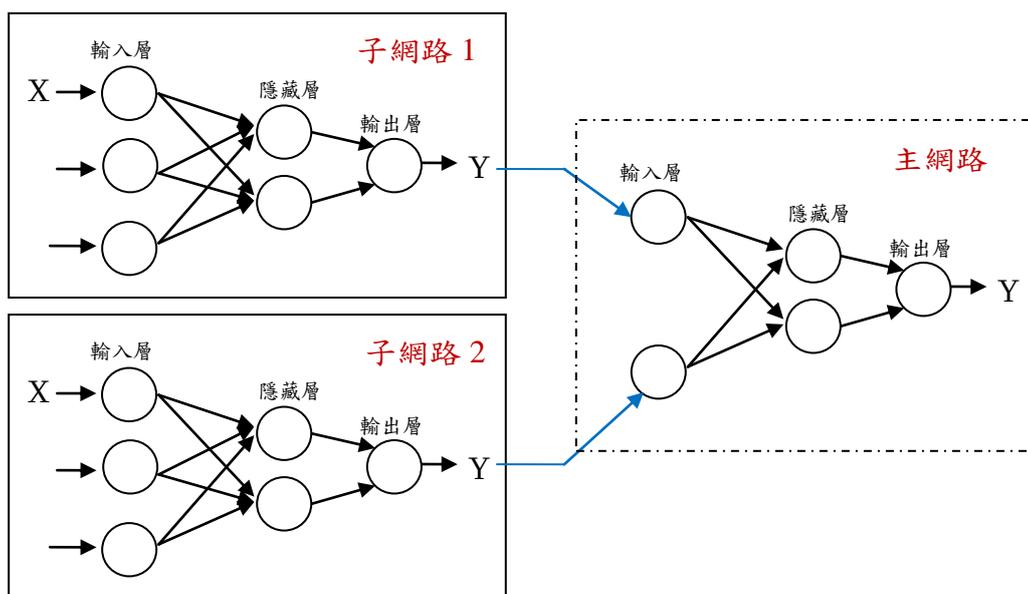


圖 2-3：多重類神經網路架構圖

2.4.1 多重類神經網路之相關文獻

Schwärzel(1995)[15]利用類神經網路預測美元兌換日圓和美元兌換馬克之匯率，以移動視窗的方式利用前十天($t-10, t-9, \dots, t-2, t-1$)的資料預測隔日(t)的匯率情形作為子網路 1，再以前五天($t-5, t-4, \dots, t-1$)資料預測隔日(t)的匯率作為子網路 2。兩個子網路輸出在作為主網路之輸入變數，最終輸出結果為隔日(t)的匯率。其實證結果顯示使用多重類神經網路的預測效果比使用單一類神經網路的效果佳。

李心妮(2006)[21]透過 21 個財務指標採用多重類神經建構企業財務困境推估模型，首先使用正常企業的財務指標進行類神經學習，歸納正常企業模式。再使用異常企業的財務指標進行類神經學習，歸納異常企業模式。接著將兩個單一網路輸出經由主網路總和評判後，以輸出結果來推估檢定企業之財務狀況。其實證結果顯示，該研究模型準確率可高達 90%。

胡克非(2007)[29]以基本面月資料、技術面 15 天期資料、技術面日資料作為輸入變數，利用多重類神經網路來預測隔日台幣兌美元匯率。其研究結果顯示，主網路準確率可達 66.82%。依平均準確率比較，主網路 > 基本面子網路 > 技術面 15 天期子網路 > 技術面日資料子網路。

張國銘(2008)[30]結合自組織映射圖神經網路(SOM)及多重類神經網路建立台灣加權指數預測模型，研究期間為 1998 年至 2008 年美國道瓊工業指數及台灣加權指數日資料。首先利用 SOM 對環境進行分群，再進行資料萃取與計算技術指標，各群分別置入倒傳遞類神經單一網路去學習，分別為 9 天期(預測 1 天)單一網路、18 期(預測 2 天)單一網路、25 期(預測 5 天)單一網路。最後三群結果透過主網路的訓練學習後得到最後隔日台股漲跌之綜合預測結果。其研究結果表示，多重網路

經總和批判，統整長中短期物理力量後的效果確實會優於單一網路。而經過 SOM 分群過濾資料確實能夠萃取出更精粹的資料，使準確率更為提升。

表 2-6 本研究整理多重類神經網路之相關文獻

作者	年代	貢獻
Schwärzel	1995	以移動視窗方式切割時間序列，分別訓練成兩個單一子網路，最終經由主網路輸出隔日匯率。實證結果顯示使用多重類神經網路的預測效果比使用單一類神經網路的效果佳。
李心妮	2006	透過兩個單一網路分別學習正常企業財務模式與異常企業財務模式，最後經主網路總和評判，以輸出結果來推估檢定企業之財務狀況。其研究模型準確率可高達90%。
胡克非	2007	以多重類神經網路來預測隔日台幣兌美元匯率。其研究結果顯示，主網路準確率可達66.82%。依平均準確率比較，主網路>基本面子網路>技術面15天期子網路>技術面日資料子網路。
張國銘	2008	以三個子網路：9天期(預測1天)單一網路、18期(預測2天)單一網路、25期(預測5天)單一網路，輸出結果透過主網路得到隔日台股漲跌之綜合預測結果。其研究結果顯示多重網路效果確實優於單一網路。經過SOM分群過濾資料能使準確率更為提升。

2.4.2 多重類神經網路之相關文獻小結

由文獻回顧可得知，多重類神經可針對子網路各面向之輸出做總和評判，得到最適當的權重值，並且單一類神經網路對於長期的預測準確性會下降，透過多重類神經可以整合短、中、長期的時間序列，以提高整體準確率。因此，本研究將採用不同時間區間之輸入指標，以多重類神經網路為架構，期能使本研究之結果更臻顯著。

第三章 研究方法與步驟

3.1 研究模型說明與架構

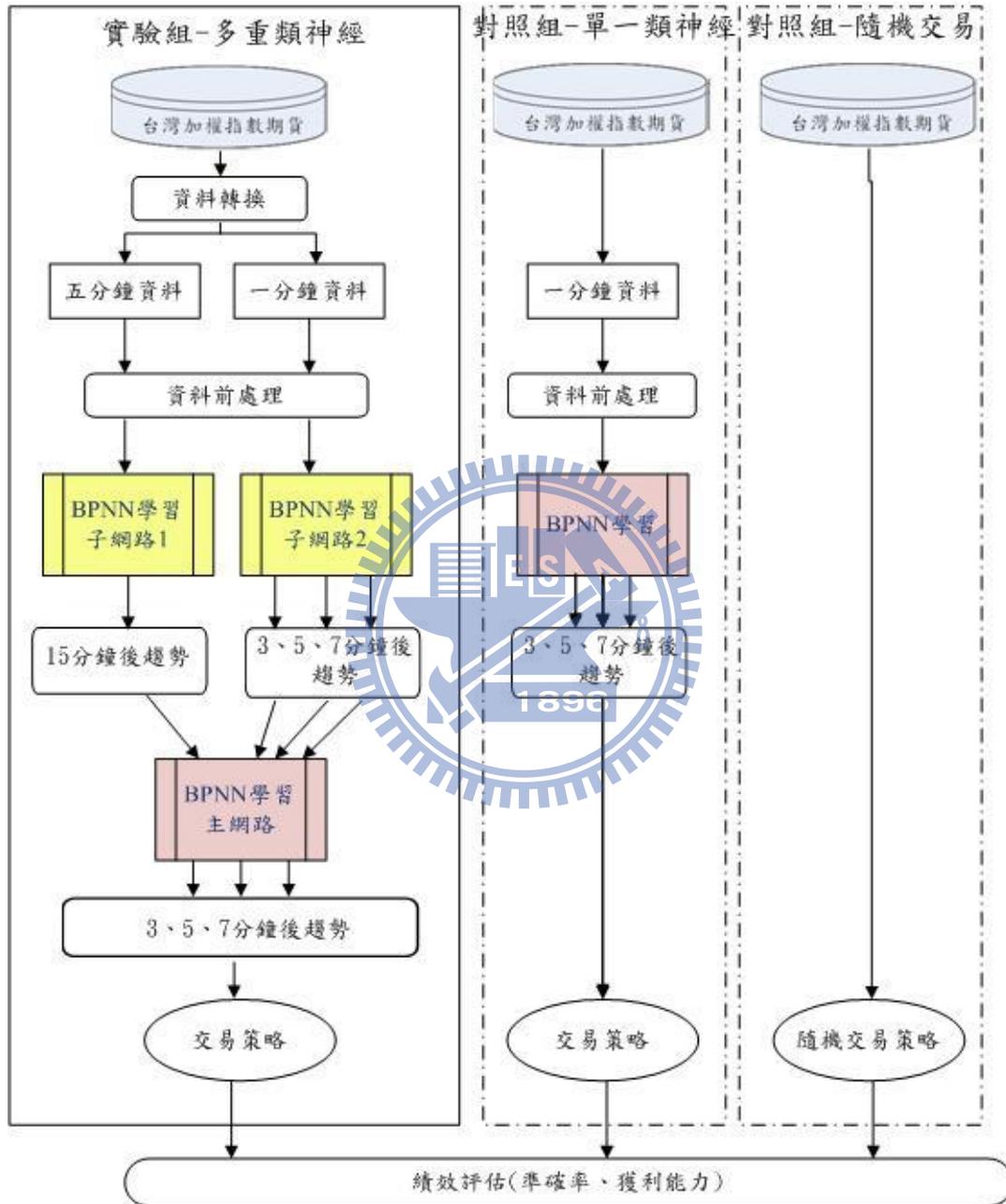


圖 3-1：實驗架構圖

本研究實驗架構如圖 3-1 所示，細部過程將在本章中逐一詳細介紹。本研究分為兩部分進行實驗，一部分是針對多重類神經網路模型進行交易，另一部分則是針對對照組模型進行交易。

首先在多重類神經網路模型中，利用移動視窗(Sliding Window)的方式將分鐘

資料進行切割，以計算五分鐘資料所需之開、收、高、低、成交量資料。接著做資料前處理，前處理部分包含計算技術指標、正規化、輸出變數改良修正及輸入變數篩選，用意在於輸入正確的變數方使類神經網路達到最好的預測效果。然後將一分鐘資料與五分鐘資料各自以倒傳遞類神經網路模型進行學習，其中一分鐘子網路將預測3分、5分及7分後的趨勢方向，總計共三種不同輸出結果，主要在於比較預測不同時間區間的能力；五分鐘子網路將預測15分後趨勢方向。兩個子網路之輸出，總計三種搭配方式，再作為主網路之輸入變數，經由主網路訓練最終輸出為3分、5分、7分後的趨勢方向。期望藉由實驗組模型的設計探討長線是否確有保護短線的作用。

由上述可知，本研究實驗組可分為3個多重類神經網路，其細部架構如圖3-2所示。

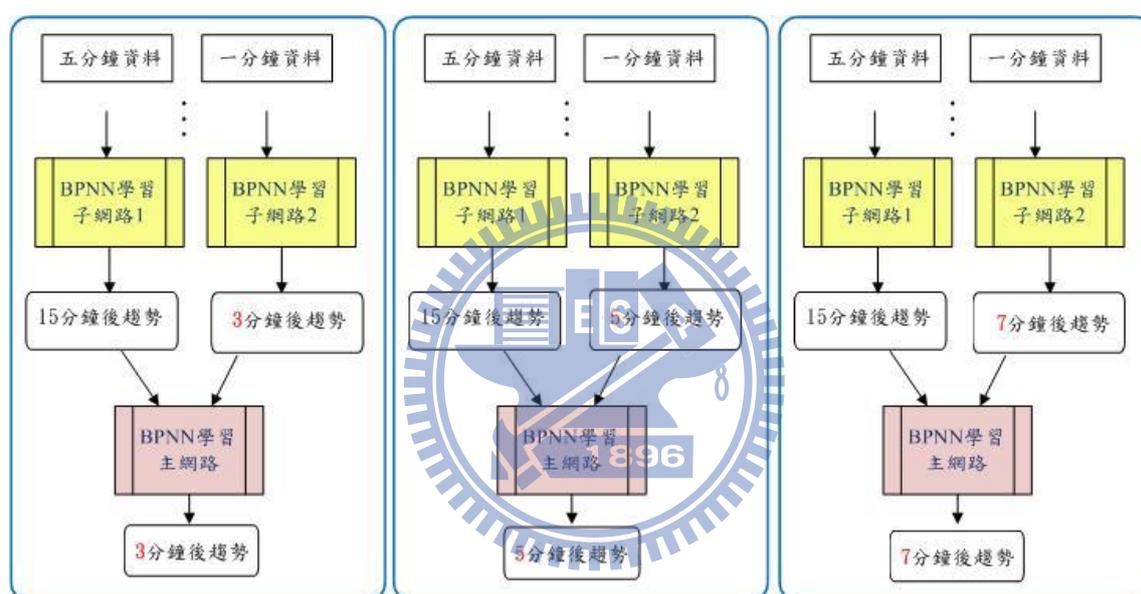


圖 3-2：三組實驗組架構圖

另一部分針對兩種對照組：對照組-一分鐘單一類神經網路模型、對照組-隨機交易模型進行實驗。對照組-一分鐘單一類神經網路模型將輸出三種不同時間區間趨勢預測結果，三種結果分別為3分、5分及7分後的趨勢方向，以預測之輸出來決定買賣訊號。而對照組-隨機交易模型，則是在多重類神經網路模型出現交易訊號時，以隨機方式決定持有多方或空方部位，做為其交易策略。

最後將多重類神經網路模型、對照組-一分鐘單一類神經網路模型、對照組-隨機交易模型的交易策略以台灣加權指數期貨進行實證的操作。實驗績效評估包含兩個部分，分別是準確率的計算與投資績效的計算。並針對準確率與投資績效評估分別做統計檢定，證明其是否有達到本研究目的。

3.2 研究對象與期間

本研究以台灣加權指數期貨資料來訓練模型，並以其作為交易對象。資料來源為台灣期貨交易所。

本文樣本研究期間是 2009 年 12 月 1 日至 2009 年 12 月 31 日。資料是研究期間的歷史日內分鐘成交資料，包含開盤價、收盤價、最高價、最低價及成交量。於第二章日內交易文獻回顧中可知，開收盤 15 分鐘會因隔夜效應與投資人參與程度高，使得日內交易的行為模式出現異常，加上本研究的五分鐘子網路預測輸出結果亦為 15 分鐘後的趨勢，因此，本研究的日內交易資料開收盤 15 分鐘將不列入計算，刪除後資料總計共 6210 筆。

倒傳遞類神經網路進行實證時，資料需分為訓練期間與測試期間，Kearns(1996)[14]提到，輸入資料按照 80% 為訓練期、20% 為測試期做分割，為最理想的比例，所以將 6210 筆資料從 2009 年 12 月 01 日至 2009 年 12 月 25 日 10 點 48 分，共 4968 筆資料為訓練期用的資料，由 2009 年 12 月 25 日 10 點 49 分至 2009 年 12 月 31 日，共 1242 筆研究資料為測試期使用的資料。

3.3 資料轉換(移動視窗切割)

將台灣加權指數期貨的時序分鐘資料，以移動視窗的方式進行切割，以計算五分鐘所需資料。

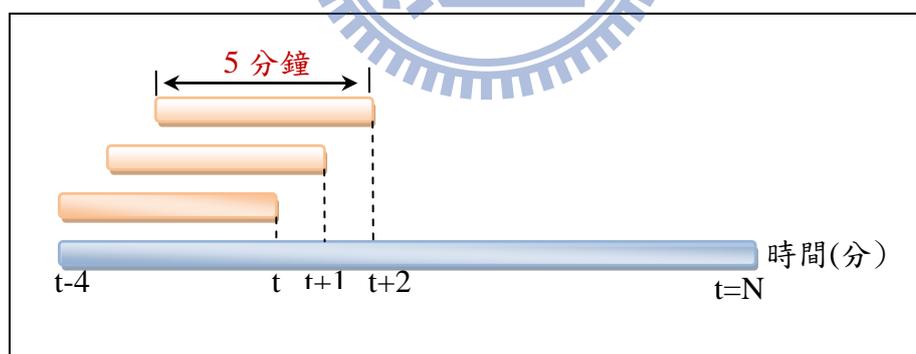


圖 3-3：移動視窗切割

令 O_t 、 C_t 、 H_t 、 L_t 、 V_t 為交易時間 t 點的開盤價、收盤價、最高價、最低價、成交量，所需的移動視窗為五分鐘，因此，時間點 t 所得的五分鐘資料如下。

$$O_t = O_{t-4} \quad (3.1)$$

$$C_t = C_t \quad (3.2)$$

$$H_t = \text{Max}(H_{t-4}, H_{t-3}, H_{t-2}, H_{t-1}, H_t) \quad (3.3)$$

$$L_t = \text{Min}(L_{t-4}, L_{t-3}, L_{t-2}, L_{t-1}, L_t) \quad (3.4)$$

$$V_t = \sum_{i=t-4}^{i=t} V_i \quad (3.5)$$

3.4 資料前處理

資料前處理部分包含計算技術指標和技術指標之一階變量、二階變量、正規化、輸出變數改良修正及輸入變數篩選。

3.4.1 計算技術指標

依照第二章技術指標之文獻回顧，本研究採用 KD、MA、MACD、Bias、RSV、RSI、MV、成交量、多空指標等九種相關技術指標。由於原始資料時間長度的不同(一分鐘與五分鐘)，其所預測的時間長短亦相異，因此部份技術指標的編制時間單位有所差異。

表 3-1 一分鐘資料所採用之技術指標

類別	技術指標名稱	編制時間單位
趨勢指標	MA	3 分、7 分、10 分
	Bias	3 單位、7 單位、10 單位
	多空指標	
價指標	KD	9 單位
	MACD 與 DIF	26 單位
	RSI	3 單位、7 單位
	RSV	
量指標	Vol	
	MV	3 單位、7 單位

表 3-2 五分鐘資料所採用之技術指標

類別	技術指標名稱	編制時間單位
趨勢指標	MA	10 分、20 分
	Bias	10 單位、20 單位
	多空指標	
價指標	KD	9 單位
	MACD 與 DIF	26 單位
	RSI	10 單位、20 單位
	RSV	
量指標	Vol	
	MV	10 單位、20 單位

3.4.1.1 技術指標之一階變量

依陳安斌(2005)[35]所述，為了增加類神經網路學習之可靠性，除了技術指標本身外，尚須考慮指標的物理行為變化，也就是每期之間指標之變動量。因此本實驗在技術面之輸入變數皆加入了一階變量值，以表現指標在每個在計算期間之趨勢

變化。

$$\Delta X_t = \frac{X_t - X_{t-1}}{X_{t-1}} \quad (3.6)$$

ΔX_t : t 時間點之輸入變數一階變量值

X_t : t 時間點之輸入變數

X_{t-1} : t-1 時間點之輸入變數值

3.4.1.2 技術指標之二階變量

一階變量是為了表現出各指標的物理力量變化/趨勢變化，而將一階變量再經過二階變量的處理，即趨勢變化的差值，此為展現趨勢的持續動能變化，計算公式如下：

$$\Delta = \Delta X_t - \Delta X_{t-1} \quad (3.7)$$

ΔX_t : t 時間點之輸入變數一階變量值

ΔX_{t-1} : t-1 時間點之輸入變數一階變量

3.4.2 資料正規化

類神經網路的輸入資料必須做縮放的正規化處理以符合類神經元的輸出，本研究將網路的輸入資料作一次正規化、二次正規化，以求取網路學習與收斂。

3.4.2.1 一階正規化

根據邱憶如[27]提到，由於各輸入值的範圍不盡相同，權重之調整無法消除極端值之影響，因此各輸入變數在輸入至類神經網路前必須正規化使其範圍介於 0 與 1。其正規化之公式如下：

$$X_{new} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.8)$$

a. 統計變數的最小值 X_{min} 與最大值 X_{max}

3.4.2.2 二階正規化

本研究資料經過上述正規化後，發現某些數值分佈嚴重不均，都介於 0.4 與 0.8 之間，其他數值則了無幾。這是因為分母過大而造成極值，使正規化後的值大部分群聚在某一區間內，無法突顯資料有何顯著性不同，如此一來在類神經網路學習

上將造成誤判與不佳的結果。故本研究在第一次正規化至 0 與 1 之間後，再依大小排序，把數值分為 1000 等份，分別映射至每個等分，使資料能平均分配，加強類神經網路的學習成效。分為 1000 等分的理由是因為本研究的樣本資料總共有 6210 筆，平均每 6 筆資料映射至每個等分，切割越細，二階正規化後的值越精確。其二階正規化的公式如下：

$$X'_{new} = \frac{\left\lfloor \frac{\text{tag}(X_{new})}{N} \times 1000 \right\rfloor}{1000} \quad (3.9)$$

X'_{new} ：二次正規化後的值

N ：所有 X_{new} 變數的個數

X_{new} ：一次正規化後的值

$\text{tag}(X_{new})$ ：將 X_{new} 由小到大排序後， X_{new} 所在的位置

3.4.3 輸出變數改良修正

3.4.3.1 獎勵懲罰機制

本研究神經網路之輸出值為未來股價之變化率(即漲跌幅度)，但考量到預測期間方向錯誤必須給予懲罰，因此神經網路的輸出值計算有所適當的修正。

本研究使用神經網路預測 3 分、5 分、7 分後相對於現在這一分鐘期貨指數收盤價的漲跌幅度。其中第 n 分漲跌幅度定義為，以未來 n 分內出現最高價和現在(第 0 分)收盤價差值，再減去未來 n 分內最低價和現在(第 0 分)收盤價差值，再除現在(第 0 分)收盤價。

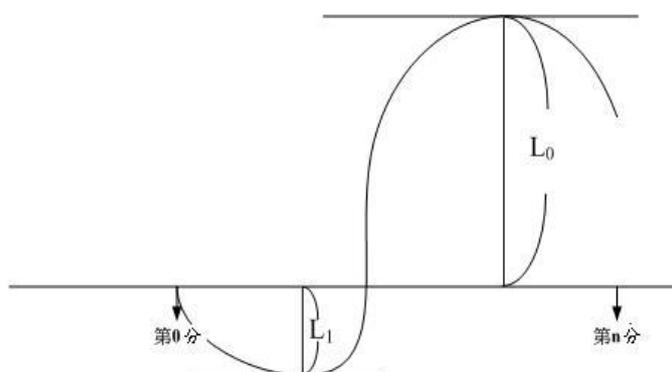


圖 3-4：股價之相對漲跌幅

$$\text{第}n\text{分相對漲跌幅度} = \frac{(L_0 - L_1)}{\text{第}0\text{分收盤價}} \quad (3.10)$$

透過相對漲跌幅的計算，可確切掌握未來預測 n 分內，漲跌二方的力量，若漲方力量大於跌方力量，則未來 n 分內總合評判為上漲趨勢。

3.4.3.2 趨勢方向學習

本研究之輸出變數經過上述相對漲跌幅計算後發現，極短線的漲跌振幅極小，若要預測漲跌幅度，神經網路的學習結果必須非常精確。因此，本研究將相對漲跌幅再加以分群，分為漲、不漲不跌、跌總計三群，讓神經網路專注於趨勢方向的學習。其分群方式如下：

$$\text{輸出變數} = \begin{cases} 1, & \text{if (相對漲跌幅)} > 0 \\ 0.5, & \text{if (相對漲跌幅)} = 0 \\ 0, & \text{if (相對漲跌幅)} < 0 \end{cases} \quad (3.11)$$

本研究將相對漲跌幅為 0 的變數重新指定 0.5 的值，稱為不漲不跌。相對漲跌幅大於 0 給定 1 的值，稱為漲；相對漲跌幅小於 0 給定 0 的值，稱為跌。藉由分群的方式，神經網路只需專注學習這三種趨勢方向。

3.4.4 輸入變數篩選

本研究將所有輸入變數依質性分群，將質性相同的變數歸屬同一群，進行群組變數篩選，總共分為八群不同的技術指標，分別是移動平均、相對漲跌幅、乖離率、量、MACD、KD、RSV、RSI，每個技術指標都含有原始值、一階變量和二階變量，因此最多有 60 個不同的變數，然而為了避免不必要的資訊輸入神經網路過度學習影響預測結果，勢必要先過濾掉不必要的輸入變數，找出真正會影響股市走勢的變數，提高預測準確率。

一分鐘子網路輸入變數		五分鐘子網路輸入變數	
技術指標	輸入變數	技術指標	輸入變數
移動平均	MA3、MA7、MA10、多空指標	移動平均	MA10、MA20、多空指標
相對漲跌幅	前一分、前三分、前七分	相對漲跌幅	前五分、前十五分
乖離率	Bias3、Bias7、Bias10	乖離率	Bias10、Bias20
量	成交量、MV3、MV7	量	成交量、MV10、MV20
MACD	MACD、DIF26	MACD	MACD、DIF26
KD	K9、D9	KD	K9、D9
RSV	RSV	RSV	RSV
RSI	RSI3、RSI7	RSI	RSI10、RSI20

圖 3-5：篩選前輸入變數

輸入變數的篩選最好的方法為逐步篩選法，俗稱暴力法；將訓練期間的變數所有排列組合都放入神經網路訓練，選出最佳結果的來測試，但 n 維的輸入變數總共有 $2^n - 1$ 種變數組合情形，當 n 為 60 時共有 $2^{60} - 1$ 情形，耗費時間驚人。考量時間與實驗效率，本研究採用改良式逐步篩選法，並只選取訓練資料的前 1000 筆做輸入變數篩選實驗。實驗步驟如下：

1. 依質性分類：依輸入參數的質性的不同分門別類成 8 個群組
2. 建立排列組合選項：排列組合所有的群組共有 255 種
3. 類神經網路訓練
 - (1) 逐步選取排列組合中的一種進行類神經網路訓練
 - (2) 被挑選出來的群組，每群內所有變數皆放入進行訓練
 - (3) 類神經網路設定不變
4. 跳回步驟 3，直到所有排列組合皆完成
5. 進行績效評估，篩選出最有影響力的輸入變數

下圖為本研究的篩選流程：

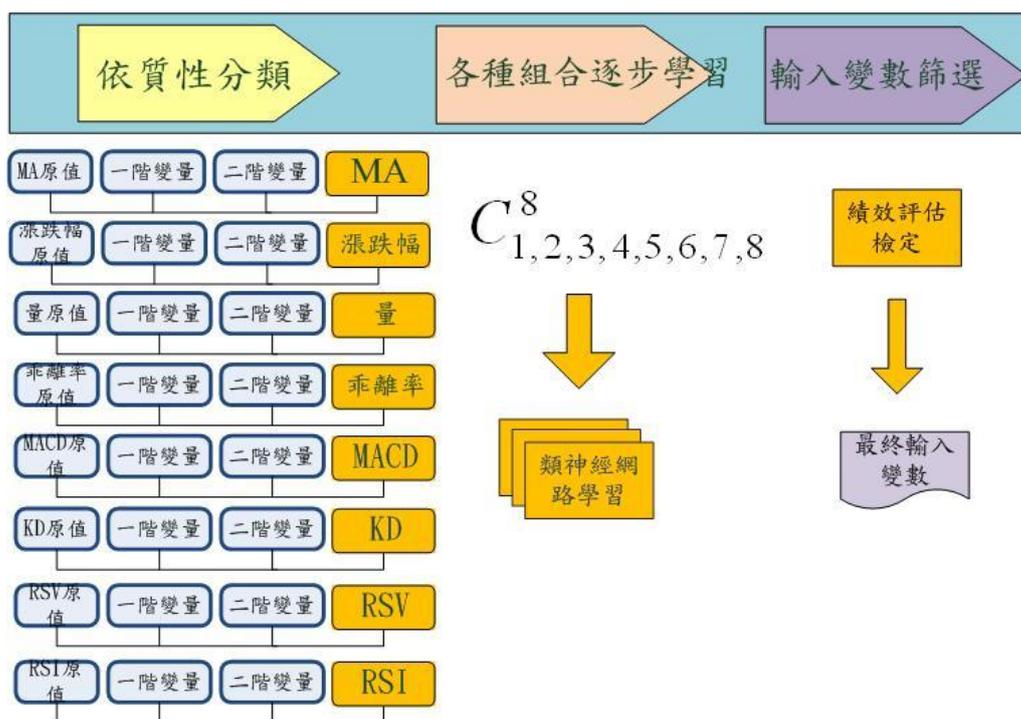


圖 3-6：改良式逐步篩選法

經由類神經網路績效評估，一分鐘子網路篩選後輸入變數共 32 個，五分鐘子網路篩選後輸入變數共 33 個。其各自詳細輸入變數如下表所示：

表 3-3 一分鐘子網路篩選後的輸入變數

技術指標/別名	輸入變數
移動平均/MA	MA3一階變量、二階變量 MA7一階變量、二階變量 MA10一階變量、二階變量 多空指標一階變量、二階變量
相對漲跌幅	前1分原始值、一階變量 前3分原始值、一階變量 前7分原始值、一階變量
乖離率	Bias3原始值、一階變量 Bias7原始值、一階變量 Bias10原始值、一階變量
量	成交量一階、二階變量 MV3一階、二階變量 MV7一階、二階變量
指數平滑異同移動平均/MACD	MACD原始值、一階變量 DIF26原始值、一階變量
RSV	RSV一階變量、二階變量

表 3-4 五分鐘子網路篩選後的輸入變數

技術指標/別名	輸入變數
指數平滑異同移動平均/MACD指標	MACD、DIF26
RSI	RSI10、RSI20
移動平均/MA	MA10、MA20、多空指標
乖離Bias	Bias10、Bias20
台灣期貨指數相對漲跌幅	前5分 前15分

(註：表 3-4 中每個技術指標皆有原始值、一階變量、二階變量。)

3.5 多重類神經網路模型設計

本小節將逐步說明本模型設計細節。

3.5.1 倒傳遞類神經參數設定

依據 Vellido(1999)[16]所述，類神經網路的參數設定上並沒有一定之限制，一般使用文獻探討、專家之意見或是其他方法學來決定。

1. 隱藏層數目

在隱藏層的數目設定上，葉怡成(2003)[35]指出通常隱藏層為一至二層，有最好的收斂效果。Zhang(1998)[20]提出只要單一隱藏層之類神經網路即可達到可靠的學習度，且單一隱藏層為目前最普遍的架構。因此本研究的倒傳遞類神經網路之隱藏層設為一層。

2. 隱藏層節點數

在隱藏層節點數目的決定上，葉怡成(2003)[35]表示數目過多會使誤差函數值減小，但網路過於複雜而收斂速度慢。數目過少又不足反應變數間的交互關係，誤差函數值亦較大。Davies(1994)[5]則認為隱藏層的節點數需要透過試誤法(Trial and Error)，才能找到最適合的隱藏節點的個數，並沒有速成的方法可以決定。

根據葉怡成(2003)[35]建議隱藏層節點數目之公式：

$$\text{隱藏層節點數目} = (\text{輸入層節點} + \text{輸出層節點}) / 2 \quad (3.12)$$

本研究一分鐘單一網路輸入層節點共 32 個，輸出層節點共 1 個；五分鐘單一網路輸入層節點共 33 個，輸出層節點共 1 個。經由上述公式計算隱藏層節點數約 17 個，因此本研究亦採用試誤法，分別使用 1 到 17 個隱藏層節點來進行實驗，

實驗結果發現當隱藏節點為 5 個時會使 RMSE 達到最小的情況，收斂到最小，因此本研究將隱藏節點數設為 5 個。

3. 學習速率、動量、訓練次數

在其他參數的決定上，亦採用 Davies(1994)[5]建議的試誤法。Freeman & Skapura(1992)[8]指出學習速率小於 1 時，可以使類神經網路有較好的學習及達到收斂效果。陳安斌(2005)[35]表示學習速率在 0.1-0.3 之間效果為佳。因此，本實驗學習速率分別以 0.1、0.2、0.3 進行實驗，動量以 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 進行實驗，訓練次數以 1000、5000、10000 次進行實驗。各個網路最終參數設定如下表所示。

表 3-5 一分鐘子網路參數設定表

參數名稱	設定值
輸入層節點數	32
輸出層節點數	1
隱藏層數目	1
隱藏層節點數	5
訓練次數	1000
學習速率	0.1
動量	0.3

表 3-6 五分鐘子網路參數設定

參數名稱	設定值
輸入層節點數	33
輸出層節點數	1
隱藏層數目	1
隱藏層節點數	5
訓練次數	1000
學習速率	0.2
動量	0.3

表 3-7 多重主網路參數設定

參數名稱	設定值
輸入層節點數	2
輸出層節點數	1
隱藏層數目	1
隱藏層節點數	5
訓練次數	1000
學習速率	0.1
動量	0.3

3.5.2 買賣訊號門檻值設定

本研究在預測時亦加入門檻值的概念，目的是為了排除預測程度較弱之預測值，以達到更佳的準確程度。神經網路針對股市趨勢方向預測的輸出值，將介於 0 到 1 之間，本研究利用門檻值的設定，將預測值轉換為買賣訊號以進行實證交易，門檻值的包含多方門檻值及空方門檻值的決定，若預測值超過多方門檻值則觸發作多訊

號(long)，若預測值低於空方門檻值則觸發放空訊號(short)，而當預測值介於兩者之間，則代表作多或放空的力道不夠強勁明顯，因此維持原有的多空看法而不進行更動(hold)。

多方門檻值及空方門檻值的設定方式，本研究採取暴力搜尋每個可能的多方門檻值及空方門檻值，試圖找出最佳的門檻值配對方式。

本研究設定多方門檻值為 0.95~0.5 每間距 0.01 設一個多方門檻值，空方門檻值為 0.5~0.05 每間距 0.01 設一個空方門檻值，多方與空方門檻值共有 2116 種排列組合，每種門檻值組合會在不同的交易日產生不同的買賣訊號，依據這些買賣訊號與實際值的買賣訊號進行比對，可獲得該門檻值組合下的準確率。接著挑選出準確率大於 80% 的門檻值組合，統計各個門檻值出現的次數，分別取得出現頻率最高的多方門檻值及空方門檻值，做為最終的多方門檻值及空方門檻值。

3.5.3 停損機制與交易策略

本研究的預測目標為股市未來 n 分的趨勢方向，實際漲跌點數在本實驗中並沒有辦法預估，因此必須配合交易策略來進行操作，方能獲利。進行投資決策時，設定適當的停損點為必要的投資觀念，當系統預測方向與實際市場方向相反時，透過停損點的設定有助於減少蒙受重大損失的可能性。而停損點的設立，經過本研究進行四種(10 點、15 點、20 點、25 點)停損點的模擬後，以 3 分鐘停損為 15 點、5 分鐘停損為 20 點、7 分鐘停損點為 25 點，為最佳停損點之設定。

本研究以台灣加權指數期貨為標的物的交易策略共有以下六種，最大作多(放空)契約口數設定為 1 口，交易策略說明如下：

1. 作多買進：當系統無進行任何交易策略時出現買進訊號，以當分收盤價買進一口指數期貨。
2. 作多賣出：當系統狀態為作多買進時出現賣出訊號，以當分收盤價作為賣出價，賣出所有買進單位，並放空一口指數期貨。
3. 放空賣出：當系統無進行任何交易策略時出現賣出訊號，以當日收盤價放空一口指數期貨。
4. 放空回補：當系統狀態為放空賣出時出現買進訊號，以當分收盤價作為回補價，並買進一口指數期貨。
5. 停損賣出：當系統狀態為作多買進時，如果當分收盤價已低於之前買進價的停損價時，以當分收盤價作為停損賣出價。
6. 停損回補：當系統狀態為放空賣出時，如果當分收盤價已高於之前放空價之停損價時，以當分收盤價作為停損回補價。
7. 若系統狀態已為作多(放空)，而在收盤前遲遲未出現賣出(買進)訊號，且持續不滿足停損點，則系統將會在 13:30 進行平倉。

3.6 對照組模型驗證

為了驗證多重類神經網路模型預測能力的有效性，本研究以多重類神經網路為實驗組，單一類神經網路與隨機交易模型為兩個比較的對照組，對照組模型詳細說明如下。

3.6.1 單一類神經網路模型

本研究將多重類神經網路模型中的一分鐘單一子網路獨立出來進行實驗，成為對照組-單一類神經網路模型。希望驗證多重網路與單一網路的差別。單一類神經網路只輸入 1 分鐘資料來預測 3、5、7 分鐘後的走勢；而多重類神經網路則另外納入 5 分鐘預測 15 分鐘後的走勢，將長、短期力量經過多重類神經網路的總和批判後是否會更精粹的發現其知識，同時證實長線保護短線的作用是否存在。

3.6.2 隨機交易模型

Fama(1970)[7]以隨機漫步理論推導的效率市場假說，認為金融市場是非理性投資人的行為是隨機的，且無法擊敗金融市場獲得超額的利潤，因此本研究利用對照組-隨機交易模型與多重類神經網路進行比較，驗證兩種模型獲利能力的優劣。

在對照組-隨機交易模型的交易策略，是根據多重類神經網路模型交易訊號出現的時間點進行隨機的判斷作多或放空台股期貨。以多重類神經網路預測 3 分為例，該模型將會每 3 分鐘進行買賣訊號的判斷，因此對照組-隨機交易模型亦於每 3 分鐘隨機判斷作多或放空。而擁有的期貨部位停損機制，皆以多重類神經網路模型相同的原則來進行，最大契約口數也設定為一口。

3.7 績效評估模式

本研究使用兩種評估的方法來測量模型模擬交易的績效，並作為不同模型之間的績效比較方式，詳細評估方式介紹如下：

3.7.1 準確率評估

當預測 n 分後的交易策略為作多而實際 n 分後的交易策略也為作多。或預測的交易策略為放空而實際的交易策略也為放空，皆代表預測正確，因此準確率之定義如下：

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{LongCorrects} + \text{ShortCorrects}}{\text{LongTrades} + \text{ShortTrades}} \quad (3.13)$$

其中，

Accuracy：準確率

LongTrades：所有作多的交易策略次數

ShortTrades：所有放空的交易策略次數

LongCorrects：所有作多的交易策略且預測正確的次數。

ShortCorrects：所有放空的交易策略且預測正確的次數。

3.7.2 獲利能力評估

對於交易獲利的評估方面，本研究在保證金充足的假設下，以台指期貨進行實證交易並以期貨的獲利點數來計算損益，在交易成本上每口期貨契約包含雙邊的交易稅及手續費共以 2 點計算，相關的計算公式如下所示：

$$\begin{aligned} Profit_Per_Contract &= Profit - Cost && (3.14) \\ &= (ClosePosition_Price - LongPosition_Price) - Cost \\ &= (ShortPosition_Price - ClosePosition_Price) - Cost \end{aligned}$$

$$Average_Profit_Per_Contract = \frac{\sum Profit_Per_Contract}{Total_Contracts} \quad (3.15)$$

其中，

Profit_Per_Contract：每口契約獲利點數

Profit：契約損益點數

Cost：交易稅及手續費成本

LongPosition_Price：多單成交價

ShortPosition_Price：空單成交價

ClosePosition_price：平倉回補價

Average_Profit_Per_Contract：平均每口契約獲利點數

Total_Contracts：總交易契約口數



第四章 實證結果與分析

本章將依第三章所設計之實驗流程進行實驗結果分析。第一節針對實驗組與對照組實驗結果進行準確率與投資績效評估。第二節則根據第一節所得實驗結果進行統計檢定，驗證模式的可靠性。

4.1 實驗結果分析

本研究訓練期間從2009年12月01日至2009年12月24日10點48分，共4968筆資料。測試期間由2009年12月24日10點49分至2009年12月31日，共1242筆測試資料。假設一點交易成本為2點。

4.1.1 對照組-單一類神經網路模型

表 4-1 對照組單一子網路模型實驗結果(未加入門檻值)

訓練時期							
模型	預測 N 分	停損點	總交易 次數	準確率	總獲利 點數	每口平均 獲利點數	MSE
一分鐘 單一網 路	3 分	15	773	54.65%	-204	-0.26	0.221
	5 分	20	422	57.85%	375	0.89	0.221
	7 分	25	291	60%	805	2.77	0.22
五分鐘 單一網 路	15 分	25	187	96.67%	2634	14.09	0.00025
測試時期							
模型	預測 N 分	停損點	總交易 次數	準確率	總獲利 點數	每口平均 獲利點數	MSE
一分鐘 單一網 路	3 分	15	135	44.69%	-226	-1.67	0.238
	5 分	20	92	46.2%	-232	-2.47	0.261
	7 分	25	61	51.7%	-56	-0.92	0.256
五分鐘 單一網 路	15 分	25	47	93.98%	333	7.09	0.00026

由表 4.1 可看出一分鐘單一網路在預測 3、5、7 分鐘準確率幾乎不到五成，每口平均獲利點數也全為負。然而 5 分鐘單一網路預測 15 分的準確率不論是訓練時期或測試時期皆高達 90% 以上，且為正獲利。推論應是 5 分鐘資料相較於 1 分鐘資料而言穩定、受到擾動少，也符合技術分析中長週期時段分析的資料較多，所顯示的型態與圖形則較為真實與穩定；短週期時段分析的資料較少，所顯示的型態與圖形則較為鬆散與不穩的論點。

4.1.2 對照組-隨機交易模型

隨機交易模型的交易策略，是根據多重類神經網路模型交易訊號出現的時間點進行隨機的判斷作多或放空台指期貨。本研究的多重類神經網路模型總共有三組，分別輸出為 3、5、7 分後趨勢走向。因此，隨機交易模型比照實驗組亦有三組，這三組分別每隔 3、5、7 分鐘隨機釋放作多或放空的訊號，依照訊號進行交易策略，而隨機交易模型的交易策略與停損點設定皆與實驗組相同。

隨機交易模型的實驗結果如下表所示。

表 4-2 對照組隨機交易模型實驗結果

模型	每隔 N 分 進行交易	停損點	總交易 次數	準確率	總獲利 點數	每口平均 獲利點數
隨機 交易	3 分	15	222	43.72%	-448	-2.02
	5 分	20	131	42.17%	-417	-3.18
	7 分	25	94	46.1%	-223	-2.37

由表 4.2 可看出隨機交易模型在預測 3、5、7 分鐘準確率比對照組-單一網路模型低，每口平均獲利點數也全為負，且隨著預測時間越長，隨機交易與單一網路模型的整體績效差異越大。

4.1.3 實驗組(多重類神經網路)與對照組比較

本研究將實驗組多重類神經網路模型分別與對照組-單一類神經網路模型與對照組-隨機交易模型進行績效的比較，其綜合績效的比較結果如表 4-3 所示。

表 4-3 實驗組與對照組比較之結果(未加入門檻值)

模型	預測 N 分	停損點	總交易 次數	準確率	總獲利 點數	每口平均 獲利點數	MSE
單一 網路	3 分	15	135	44.69%	-226	-1.67	0.238
	5 分	20	92	46.2%	-232	-2.47	0.261
	7 分	25	61	51.7%	-56	-0.92	0.256

多重網路	3分	15	127	68.6%	661	5.2	0.18
	5分	20	91	73.5%	559	6.14	0.16
	7分	25	72	80.34%	559	7.64	0.12
隨機交易	3分	15	222	43.72%	-448	-2.02	
	5分	20	131	42.17%	-417	-3.18	
	7分	25	94	46.1%	-223	-2.37	

將表 4-3 結果繪製成圖 4-1，以圖形化方式呈現更容易比較出三種模型間的差異。

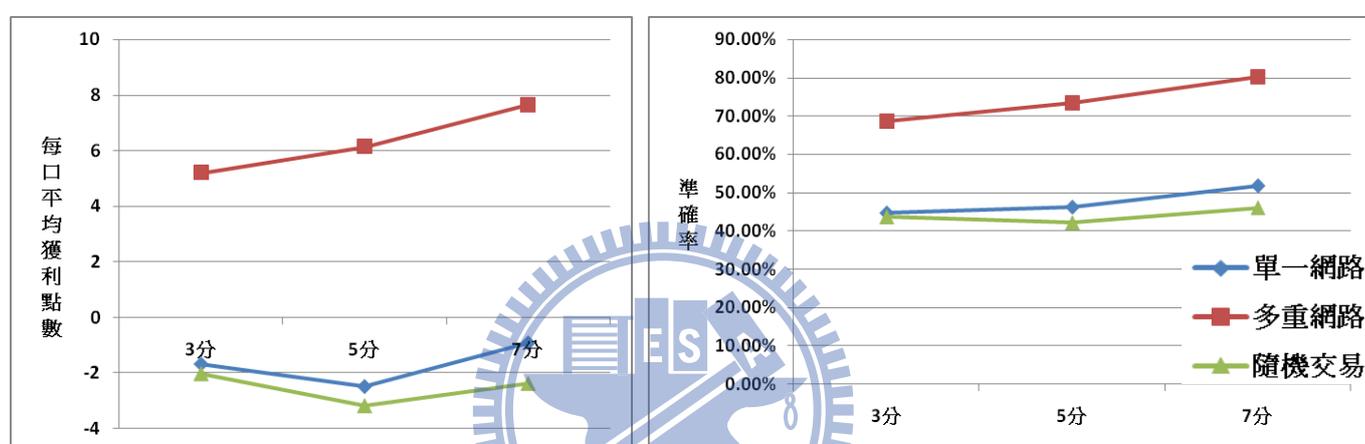


圖 4-1：實驗組與對照組比較之結果

在預測準確率上，預測 3、5、7 分鐘走勢皆以本實驗組-多重類神經模型效果最佳，準確率相較於對照組-單一網路模型皆提高了 25% 以上。其次是單一網路模型，但整體準確率只接近五成。而對照組-隨機交易模型準確率最差，準確率皆在 45% 以下，代表投資人以隨機的方式進行投資，不到一半的機率預測方向會正確，一半的機率會預測錯誤而造成損失。

從獲利能力的比較顯示，實驗組-多重類神經網路模型在預測 3、5、7 分鐘，每口平均獲利點數都在 5 點以上，平均獲利點數以預測 7 分最佳，預測 5 分其次，預測 3 分較差。而對照組-單一類神經網路模型及對照組-隨機交易模型在預測三種不同時間區間的平均獲利點數皆為負，但隨機交易模型的獲利比單一網路模型更差。

從實驗績效來看，多重類神經網路模型不論在準確率以及獲利能力上皆比單一類神經網路模型來的佳，透過多重網路整合不同時間序列，將各個子網路不同面向之輸出做總和評判，得到最適權重，並使誤差降低，得到更穩定有效的預測。

無論是實驗組-多重類神經網路模型或是對照組-單一類神經網路模型，實現的獲利與準確率皆能打敗以隨機交易進行的投資決策。對照組-隨機交易模型的三種模擬下，每口平均獲利點數為-2.5 點，貼近每次交易所付出的 2 點成本，因此，投

資人若以隨機交易進行投資操作，約僅損失手續費與交易稅的成本。更何況是一般投資人容易受到貪婪與恐懼的心理因素，而產生追高殺低的不理性投資行為，造成鉅額的投資損失。

4.1.4 實驗組加入門檻值之結果

為了排除預測程度較弱之預測值，達到更好的準確效果，本研究在加入門檻值之設計。門檻值的挑選依第三章第五小節所述，將從 2116 種多空門檻組合挑選出準確率有達 80% 以上的，並統計多空門檻的累積出現次數，以出現頻率最高的作為最終多、空方門檻。

不同預測時間挑選出來的最終多、空方門檻值如下表所示。將門檻值加入與否進行績效評估，實驗數據如表 4-4、圖 4-2 所示。

表 4-4 實驗組加入門檻之結果

	預測 N 分	停損點	(多方門檻值, 空方門檻值)	總交易 次數	準確率	總獲利 點數	每口平均 獲利點數
未加 門檻	3 分	15		127	68.6%	661	5.2
	5 分	20		91	73.5%	559	6.14
	7 分	25		72	80.34%	559	7.64
加入 門檻	3 分	15	(0.82, 0.14)	4	77.8%	131	32.75
	5 分	20	(0.84, 0.13)	22	84.3%	129	5.86
	7 分	25	(0.87, 0.11)	29	89.1%	261	9

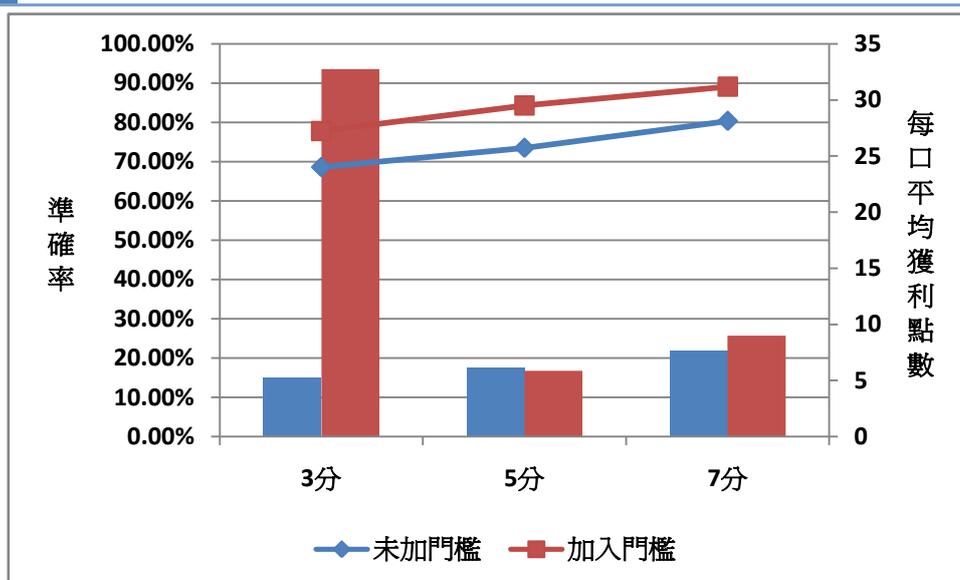


圖 4-2：實驗組加入門檻之結果

研究結果指出，在準確率的績效上，加入門檻值後三種不同時期的準確率均較

原先未加門檻值有明顯的提升，提升幅度約達 10%。就獲利能力來看，加入門檻值後，以預測 3 分鐘平均獲利點數提升效果最顯著，其次是預測 7 分鐘。由此可知，雖然加入門檻值對獲利能力的提升並無一致顯著的效果，但確實可達更好的準確效果。

4.2 統計檢定

本研究的研究目的有三個。一為本研究實驗組-多重類神經網路模型整體績效是否顯著優於對照組-單一類神經網路模型。二為證明市場中具有所謂的物理力量能夠影響股市的走勢，實證效率市場假說的不合理，若能利用統計檢定證明本實驗組模型整體績效顯著優於隨機交易模型，即可證明股市並非具有絕對的效率。三為比較本實驗組在預測不同時間區間是否有顯著差異。

4.2.1 實驗組與對照組之統計檢定

4.2.1.1 檢定實驗組與對照組之母體變異數

根據中央極限定理，當樣本數大於 30，樣本平均值的機率分配近似於常態分配。但由於母體變異數為未知情況下，本研究採用 T 檢定來進行兩母體平均數差異的假設檢定。

使用 T 檢定時，又可以分兩個母體變異數相等或是不相等，使用不同的公式。因此，在進行獨立樣本 T 檢定前需先判斷兩母體變異數是否相等，利用 F 分配進行 $\sigma_A^2 = \sigma_B^2$ 的假設檢定，以決定要使用哪種 T 計量公式。本研究採用 0.05 的顯著水準作為變異數是否相等的判斷依據，其統計檢定結果如表 4-5 所示。檢定完母體變異數是否相等後，接著下一小節將進行實驗組與對照組在準確率及獲利能力上的 T 檢定。

$$H_0 : \sigma_A^2 = \sigma_B^2$$

$$H_1 : \sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$$

表 4-5 實驗組與對照組之母體變異數檢定結果

檢定種類	比較模型	標準差	F值	p-value	檢定結果
準確率	實驗組-多重網路(預測3分)	0.0073	0.25073	0.00036964	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-單一網路(預測3分)	0.0145			
準確率	實驗組-多重網路(預測3分)	0.0073	0.11456	9.5255E-08	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-隨機交易(預測3分)	0.0214			
準確率	實驗組-多重網路(預測5分)	0.0048	0.09387	8.7951E-09	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-單一網路(預測5分)	0.0157			
準確率	實驗組-多重網路(預測5分)	0.0048	0.01966	0	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-隨機交易(預測5分)	0.0342			
準確率	實驗組-多重網路(預測7分)	0.0036	0.04116	2.1494E-13	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-單一網路(預測7分)	0.0177			
準確率	實驗組-多重網路(預測7分)	0.0036	0.01308	0	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-隨機交易(預測7分)	0.0314			
每口獲利點數	實驗組-多重網路(預測3分)	0.3333	0.59321	0.16566534	接受H ₀
變異數檢定	對照組-單一網路(預測3分)	0.4328			
每口獲利點數	實驗組-多重網路(預測3分)	0.3333	0.64668	0.2464096	接受H ₀
變異數檢定	對照組-隨機交易(預測3分)	0.4145			
每口獲利點數	實驗組-多重網路(預測5分)	0.1224	0.03226	7.9936E-15	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-單一網路(預測5分)	0.6816			
每口獲利點數	實驗組-多重網路(預測5分)	0.1224	0.04026	1.5965E-13	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-隨機交易(預測5分)	0.6101			
每口獲利點數	實驗組-多重網路(預測7分)	0.1575	0.05214	4.9922E-12	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-單一網路(預測7分)	0.6899			
每口獲利點數	實驗組-多重網路(預測7分)	0.1575	0.03952	1.2434E-13	拒絕H ₀
變異數檢定	對照組-隨機交易(預測7分)	0.7925			

4.2.1.2 檢定實驗組與對照組之預測能力

本小節利用 T 檢定，針對實驗組與對照組間，彼此的預測準確率結果兩兩進行檢定。總計有六種檢定假設，將此六種假設檢定整理於表 4-6 中。

表 4-6 實驗組模型與對照組模型之準確率假設檢定

檢定內容	假設檢定
1. 實驗組-多重網路(預測3分)之準確率是否大於對照組-單一網路(預測3分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(3分)準確率}} \leq \mu_{\text{單一(3分)準確率}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(3分)準確率}} > \mu_{\text{單一(3分)準確率}}$
2. 實驗組-多重網路(預測3分)之準確率是否大於對照組-隨機交易(預測3分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(3分)準確率}} \leq \mu_{\text{隨機(3分)準確率}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(3分)準確率}} > \mu_{\text{隨機(3分)準確率}}$
3. 實驗組-多重網路(預測5分)之準確率是否大於對照組-單一網路(預測5分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(5分)準確率}} \leq \mu_{\text{單一(5分)準確率}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(5分)準確率}} > \mu_{\text{單一(5分)準確率}}$

4. 實驗組-多重網路(預測5分)之準確率是否大於對照組-隨機交易(預測5分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(5分)準確率}} \leq \mu_{\text{隨機(5分)準確率}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(5分)準確率}} > \mu_{\text{隨機(5分)準確率}}$
5. 實驗組-多重網路(預測7分)之準確率是否大於對照組-單一網路(預測7分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(7分)準確率}} \leq \mu_{\text{單一(7分)準確率}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(7分)準確率}} > \mu_{\text{單一(7分)準確率}}$
6. 實驗組-多重網路(預測7分)之準確率是否大於對照組-隨機交易(預測7分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(7分)準確率}} \leq \mu_{\text{隨機(7分)準確率}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(7分)準確率}} > \mu_{\text{隨機(7分)準確率}}$

針對上述六種假設檢定T檢定的結果如表 4-7 所示。

表 4-7 實驗組模型與對照組模型準確率檢定結果

比較模型		模型(A)		模型(B)		99%信賴區間		
模型(A)	模型(B)	平均數	變異數	平均數	變異數	P-value	t值	顯著性
多重網路預測3分	單一網路預測3分	67.75%	5.3E-05	44.92%	0.0002	4.7E-48	77.2019	*
	隨機模型預測3分			46.22%	0.0005	8.2E-36	52.1422	*
多重網路預測5分	單一網路預測5分	72.78%	2.3E-05	43.64%	0.0002	1.6E-43	97.4896	*
	隨機模型預測5分			46.31%	0.0012	1.6E-28	41.9840	*
多重網路預測7分	單一網路預測7分	80.49%	1.3E-05	49.83%	0.0003	8.6E-40	92.8979	*
	隨機模型預測7分			46.97%	0.0010	1.1E-32	58.0521	*

由表 4-7 可看出，在 0.01 的顯著水準下，皆拒絕虛無假設。表示實驗組三個模型的平均準確率顯著優於對照組-單一網路及對照組-隨機交易的平均準確率。

由檢定結果得出本研究的實驗組-多重類神經網路架構，其預測能力確實優於單一網路架構。同時，本實驗組模型準確率亦優於隨機交易模型，證明市場中具有所謂的物理力量能夠影響股市的走勢，表示股市並非具有絕對的效率。

4.2.1.3 檢定實驗組與對照組之獲利能力

本小節利用 T 檢定，針對實驗組與對照組間，彼此的獲利能力（每口平均獲利點數）兩兩進行檢定。同樣將六種假設檢定整理於表 4-8 中。

表 4-8 實驗組模型與對照組模型之獲利假設檢定

檢定內容	假設檢定
1. 實驗組-多重網路(預測3分)之獲利點數是否大於對照組-單一網路(預測3分)之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重(3分)獲利點數}} \leq \mu_{\text{單一(3分)獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(3分)獲利點數}} > \mu_{\text{單一(3分)獲利點數}}$

2. 實驗組-多重網路(預測 3 分)之獲利點數是否大於對照組-隨機交易(預測 3 分) 之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重 (3 分) 獲利點數}} \leq \mu_{\text{隨機 (3 分) 獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重 (3 分) 獲利點數}} > \mu_{\text{隨機 (3 分) 獲利點數}}$
3. 實驗組-多重網路(預測 5 分)之獲利點數是否大於對照組-單一網路(預測 5 分)之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重 (5 分) 獲利點數}} \leq \mu_{\text{單一 (5 分) 獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重 (5 分) 獲利點數}} > \mu_{\text{單一 (5 分) 獲利點數}}$
4. 實驗組-多重網路(預測 5 分)之獲利點數是否大於對照組-隨機交易(預測 5 分) 之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重 (5 分) 獲利點數}} \leq \mu_{\text{隨機 (5 分) 獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重 (5 分) 獲利點數}} > \mu_{\text{隨機 (5 分) 獲利點數}}$
5. 實驗組-多重網路(預測 7 分)之獲利點數是否大於對照組-單一網路(預測 7 分)之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重 (7 分) 獲利點數}} \leq \mu_{\text{單一 (7 分) 獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重 (7 分) 獲利點數}} > \mu_{\text{單一 (7 分) 獲利點數}}$
6. 實驗組-多重網路(預測 7 分)之獲利點數是否大於對照組-隨機交易(預測 7 分) 之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重 (7 分) 獲利點數}} \leq \mu_{\text{隨機 (7 分) 獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重 (7 分) 獲利點數}} > \mu_{\text{隨機 (7 分) 獲利點數}}$

針對上述六種假設檢定 T 檢定的結果如表 4-9 所示。

表 4-9 實驗組模型與對照組模型獲利能力檢定結果

比較模型		模型(A)		模型(B)		99%信賴區間		
模型(A)	模型(B)	獲利點數 平均數	變異數	獲利點數 平均數	變異數	P-value	t值	顯著性
多重網路預測3分	單一網路預測3分	5.2187	0.1111	-2.4436	0.18729	2.37381E-60	76.8282	*
	隨機模型預測3分			-1.9381	0.17181	2.58656E-59	73.6981	*
多重網路預測5分	單一網路預測5分	6.3006	0.01499	-2.6523	0.46462	3.75952E-36	70.8075	*
	隨機模型預測5分			-2.1347	0.37225	8.71994E-37	74.2452	*
多重網路預測7分	單一網路預測7分	7.8706	0.02482	-1.7975	0.47594	8.28002E-38	74.8325	*
	隨機模型預測7分			-1.8720	0.62799	3.20974E-35	66.0455	*

由表 4-9 可看出，在 0.01 的顯著水準下，皆拒絕虛無假設。表示實驗組三個模型的平均獲利點數顯著優於對照組-單一網路及對照組-隨機交易的平均獲利點數。

由檢定結果得出本研究的實驗組-多重類神經網路架構，其獲利能力確實優於單一網路架構。同時，透過本實驗組-多重類神經的知識萃取能力轉化成的投資決策，能提供未來相當的解釋能力，與隨機策略相比較，能有最佳的獲利績效。

4.2.2 實驗組之間的統計檢定

本小節欲檢定實驗組之間預測不同時間區間的準確率是否有顯著差異，所以時

間為唯一的變動項，其他因素皆為固定。因此，本實驗採計未加入門檻值，且預測 3、5、7 分的停損點一律設為 15 點情況下，將三組實驗組模型重複 30 次實驗。

4.2.2.1 檢定實驗組之間的母體變異數

同 4.2.1.1 節，本實驗為大樣本，但由於母體變異數未知，所以本研究將以 T 檢定來進行兩母體平均數差異的假設檢定。進行 T 檢定前需先判斷兩母體變異數是否相等，本研究採用 0.05 的顯著水準作為變異數是否相等的判斷依據，其統計檢定結果如表 4-10 所示。檢定完母體變異數是否相等後，接著下一小節將進行準確率及獲利能力上的 T 檢定。

$$H_0 : \sigma_A^2 = \sigma_B^2$$

$$H_1 : \sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$$

表 4-10 實驗組之間的母體變異數檢定結果

檢定種類	比較模型	標準差	F值	p-value	檢定結果
準確率 變異數檢定	實驗組-多重網路(預測3分)	0.00725	2.28675	0.029409	拒絕H ₀
	實驗組-多重網路(預測5分)	0.00480			
準確率 變異數檢定	實驗組-多重網路(預測3分)	0.00725	4.07364	0.00030437	拒絕H ₀
	實驗組-多重網路(預測7分)	0.00359			
準確率 變異數檢定	實驗組-多重網路(預測5分)	0.00480	1.78141	0.12578273	接受H ₀
	實驗組-多重網路(預測7分)	0.00359			
每口獲利點數 變異數檢定	實驗組-多重網路(預測3分)	0.33332	7.41351	6.254E-07	拒絕H ₀
	實驗組-多重網路(預測5分)	0.12242			
每口獲利點數 變異數檢定	實驗組-多重網路(預測3分)	0.33332	4.47688	0.00012504	拒絕H ₀
	實驗組-多重網路(預測7分)	0.15753			
每口獲利點數 變異數檢定	實驗組-多重網路(預測5分)	0.12242	0.60388	0.1804246	接受H ₀
	實驗組-多重網路(預測7分)	0.15753			

4.2.2.2 檢定實驗組之間的預測能力

利用 T 檢定針對實驗組之間彼此的預測準確率結果兩兩進行檢定。總計有三種檢定假設，將此三種假設檢定整理於表 4-11 中。

表 4-11 實驗組模型間的準確率假設檢定

檢定內容	假設檢定
1. 實驗組-多重網路(預測3分)之準確率是否大於實驗組-多重網路(預測5分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(3分)準確率}} \geq \mu_{\text{多重(5分)準確率}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(3分)準確率}} < \mu_{\text{多重(5分)準確率}}$
2. 實驗組-多重網路(預測3分)之準確率是否大於實驗組-多重網路(預測7分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(3分)準確率}} \geq \mu_{\text{多重(7分)準確率}}$

	$H_1 : \mu_{\text{多重(3分)準確率}} < \mu_{\text{多重(7分)準確率}}$
3. 實驗組-多重網路(預測5分)之準確率是否大於實驗組-多重網路(預測7分)之準確率	$H_0 : \mu_{\text{多重(5分)準確率}} \geq \mu_{\text{多重(7分)準確率}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(5分)準確率}} < \mu_{\text{多重(7分)準確率}}$

針對上述三種假設檢定T檢定的結果如表 4-12 所示。

表 4-12 實驗組之間準確率檢定結果

比較模型		模型(A)		模型(B)		99%信賴區間		
模型(A)	模型(B)	準確率 平均數	變異數	準確率 平均數	變異數	P-value	t值	顯著性
多重網路預測3分	多重網路預測5分	67.75%	5.3E-05	72.78%	2.301E-05	4.58624E-35	-31.6877	*
多重網路預測3分	多重網路預測7分	67.75%	5.3E-05	80.49%	1.291E-05	3.48529E-49	-86.1580	*
多重網路預測5分	多重網路預測7分	72.78%	2.3E-05	80.49%	1.291E-05	3.60588E-58	-70.3899	*

由表 4-12 可看出，在 0.01 的顯著水準下，皆拒絕虛無假設。表示本研究實驗組-多重類神經網路，在預測能力上，以預測 7 分鐘後走勢為最佳，預測 5 分鐘為其次，預測 3 分鐘為最差。

4.2.2.3 檢定實驗組之間的獲利能力

利用 T 檢定針對實驗組之間彼此的每口平均獲利點數兩兩進行檢定。將三種假設檢定整理於表 4-13 中。

表 4-13 實驗組模型間的獲利能力假設檢定

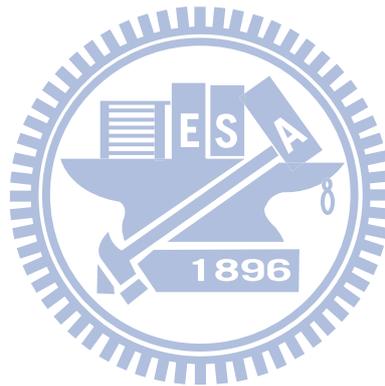
檢定內容	假設檢定
1. 實驗組-多重網路(預測3分)之獲利點數是否大於實驗組-多重網路(預測5分)之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重(3分)獲利點數}} \geq \mu_{\text{多重(5分)獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(3分)獲利點數}} < \mu_{\text{多重(5分)獲利點數}}$
2. 實驗組-多重網路(預測3分)之獲利點數是否大於實驗組-多重網路(預測7分)之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重(3分)獲利點數}} \geq \mu_{\text{多重(7分)獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(3分)獲利點數}} < \mu_{\text{多重(7分)獲利點數}}$
3. 實驗組-多重網路(預測5分)之獲利點數是否大於實驗組-多重網路(預測7分)之獲利點數	$H_0 : \mu_{\text{多重(5分)獲利點數}} \geq \mu_{\text{多重(7分)獲利點數}}$ $H_1 : \mu_{\text{多重(5分)獲利點數}} < \mu_{\text{多重(7分)獲利點數}}$

針對上述三種假設檢定T檢定的結果如表 4-14 所示。

表 4-14 實驗組之間獲利能力檢定結果

比較模型		模型(A)		模型(B)		99%信賴區間		
模型(A)	模型(B)	獲利點數 平均數	變異數	獲利點數 平均數	變異數	P-value	t值	顯著性
多重網路預測3分	多重網路預測5分	5.2187	0.1111	6.3006	0.0149867	4.1664E-19	-16.6883	*
多重網路預測3分	多重網路預測7分	5.2187	0.1111	7.8706	0.0248172	1.6305E-34	-39.3990	*
多重網路預測5分	多重網路預測7分	6.3006	0.01499	7.8706	0.0248172	4.72375E-46	-43.1035	*

由表 4-14 可看出，在 0.01 的顯著水準下，皆拒絕虛無假設。表示本研究實驗組-多重類神經網路，在獲利能力上，以預測 7 分鐘模型進行投資操作所得到的每口平均獲利點數最高，預測 5 分鐘為其次，預測 3 分鐘為最差。



第五章 結論與建議

5.1 結論

市場上許多投資人為了規避隔夜風險採用日內交易的方式來進行投資操作，在學術研究上，亦有許多學者針對台灣加權指數期貨日內股價走勢進行研究。本研究採用日內交易方式，結合不同時間序列，以倒傳遞類神經網路的學習預測能力，搭配多重網路的架構，建構出多重類神經網路模型對未來日內期貨市場極短線走勢進行預測。在實證階段以台指期為交易標的，透過停損機制降低損失蔓延的可能性，再加上門檻值的概念，排除預測程度弱的預測值，提升整體預測能力。由實證結果證實了股市的趨勢確實會受到歷史趨勢的影響，技術分析所蘊含的知識是有其貢獻與效用的。本章整理本研究的各個實驗成果，歸納出以下幾個結論：

1. 本研究所提出的多重類神經網路模型，在期貨極短線的趨勢預測上，與單一類神經網路模型相比較，在顯著水準 0.01 之下，多重類神經網路模型不論是在準確率以及獲利能力均明顯較佳，準確率較單一網路提升了 25%，每口契約獲利點數較單一網路增加了 6 點。由此可知多重網路經總和批判，統整長、短期物理力量後的效果確實會優於單一網路。同時也證實了長線可以保護短線，藉由長線保護短線的概念來進行日內極短線的投資操作，可以有效降低日內股價波動的風險。
2. 本研究使用台灣加權指數期貨的歷史資料，並加入資料的物理力量變化趨勢，利用多重類神經網路模型來預測極短線的股價走勢，經過實驗與統計分析，證實本研究的預測準確率顯著大於隨機交易模型，顯示台灣的金融市場並不符合傳統財務金融效率市場的假說。同時，在效率市場假說的前提下，長期的投資效益是沒辦法超越大盤，本研究透過投資效益的檢定也否決了這個假設。
3. 本研究實證結果證實，適當地利用門檻值將類神經輸出結果加以過濾，對於準確率的提升確實有效，增幅可達 10%。
4. 經由 t 檢定證實，本研究的實驗組-多重類神經網路，以預測 7 分鐘走勢的模型整體績效(預測能力與獲利能力)最佳，預測 5 分鐘走勢其次，而預測 3 分鐘較差。

5.2 建議

本研究提出之整合不同時間序列的多重類神經網路模型，經過前述章節的實證結果與統計分析，確實能夠有效預測日內極短線的股價走勢並獲得穩定的報酬，實已達本研究之目的，為使本研究之實證流程及模型更加完善，提出下列 3 點未來延伸的研究方向與改善之建議。

1. 由於本研究實驗組預測三種不同時間模型為各自獨立的模型，且交易時間點為每間隔 N 分(3、5、7 分鐘)才釋出買賣訊號，未來若能整合三種模型，於每分鐘針對三種模型之輸出再進行群體決策決定買賣訊號，應可更即時、準確地反應股市走向。
2. 在輸入變數的選取上，本研究僅採用表 2-3 的技術指標進行篩選，但技術指標種類相當多，且未有一種大家皆公認的技術指標，建議可在增加更有多效的技術指標、籌碼面等資料，來代表投資人對金融投資參與的態度及對未來市場的預期，如大戶與散戶的成交量變化、每分鐘成交價上下五檔的委買委賣張數等。
3. 本研究的交易策略僅以簡單作多、放空以及停損的設定，且交易契約僅限一口。未來可以加入停利機制、加減持有部位等多元化的交易策略，進一步做分析探討，相信能更提升本研究的投資績效。



參考文獻

- [1] Bergerson, K. a. D. C. W., "A Commodity Trading Model based on a Neural Network-Expert System Hybrid", *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Vol.1, pp. 289-293, 1991.
- [2] Bessembinder, H. and K. Chan, "The Profitability of Technical Trading Rules in The Asian Stock Markets", *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol.3, pp. 257-284, 1995.
- [3] Blank, S. C., "Chaos in Futures Markets? A Nonlinear Dynamical Analysis", *Journal of Future Markets*, Vol.11, No.2, pp.711-728, 1991.
- [4] Brock, W., J. Lakonishok, and B. LeBaron, "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns", *Journal of Finance*, Vol.47, pp.1731-1764, 1992.
- [5] Davies, P. C., "Design Issues in Neural Network Development", *NEUROVEST Journal*, Vol.5, pp.21-25, 1994.
- [6] Edwards, Robert. D. and J. Magee, "*Technical Analysis of Stock Trends*", N.Y. : AMACOM, 7th edition, 1997.
- [7] Fama, E. E., "Efficient Capital Market : A Review of Theory and Empirical Work", *Journal of Finance*, Vol. 25, No. 2, pp.383-417, 1970.
- [8] Freeman, J. A. & Skapura, D. M., "*Neural Network Algorithms, Applications, and Programming Techniques*", New York : Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [9] Gunasekarage, A. and D. M. Power, "The profitability of moving average trading rules in South Asian stock markets", *Emerging Markets Review*, Vol. 2, pp.17-33, 2001.
- [10] Harris, L., "A Transaction's Data Study of Weekly and Intradaily Patterns in Stock Returns", *Journal of Financial Economics*, Vol.16, pp. 99-117, 1986.
- [11] Hudson, R., M. Dempsey, and K. Keasey, "A Note on the Weak form Efficiency of Capital Markets: The Application of Simple Technical Trading Rules to UK Stock Prices-1935 to 1994", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 20, pp.1121-1132, 1996.
- [12] Kimoto, T. and Asakawa, K., "Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks", *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Vol.1, pp.1-6, 1990.
- [13] Lui, Y. H. a. D. M., "The use of fundamental and technical analyses by foreign exchange dealers: Hong Kong evidence", *Journal of International Money and Finance*, Vol.17, No.3, pp. 535-545, 1998.

- [14] M. Kearns, "A Bound on the Error of Cross Validation Using the Approximation and Estimation Rates,with Consequences for the Training-Test Split," in Advance in Neural Information Processing System,Vol. 8, pp.183-189,1996.
- [15] Schwärzel, R., "Prediction of Currency Exchange Rates by Using a Multi-Neural Network System", Technical Report ISS-15, Department of Business Administration, Humboldt Universität Berlin, 1995.
- [16] Vellido, A., Lisboa, P. J. G., & Vaughan, J., "Neural Networks in Business a Survey of Applications (1992 ~ 1998)", *Journal of Expert System with Application*, Vo.17,pp.51-70, 1999.
- [17] Wang, S., Lim, K. G. and Chang, C., "A New Methodology for Studying Intraday Dynamics of Nikkei Index Futures Using Markov Chains ", *Journal of International Financial Markets*, Vol.9, No.3, pp. 247-265, 1999.
- [18] Wood,R.A.,T.H.McInish and J.K.Ord, "An investigation of transctions data for NYSE stock",*Journal of Finance*,Vol.40,pp.723~739,1985.
- [19] Yao J., C. L. T. a. H. L. P., "Neural Networks for Technical Analysis: A Study on KLCI." *International Journal of Theoretical and Applied Finance*,Vol.2,No.2,pp. 221-241,1998.
- [20] Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y., "Forecasting with Artificial Neural Networks :The State of the Art", *International Journal of Forecasting*, Vo.14, pp.35-62, 1998.
- [21] 李心妮(2006)，「整合式類神經網路應用於企業財務困境之檢定」，國立交通大學資訊管理研究所碩士論文。
- [22] 李佩真(2003)，「隔夜效應之發現於台灣股價指數期貨之研究」，國立交通大學資訊管理研究所碩士論文。
- [23] 林宗永(1989)，「證券投資技術分析指標獲利性之實證研究」，國立政治大學企業管理研究所碩士論文。
- [24] 林俊宏(2005)，「成交量對技術分析指標在期貨市場操作績效之影響」，國立交通大學管理科學系所碩士論文。
- [25] 林聖智(2008)，「應用自組織映射圖神經網路與倒傳遞類神經網路於台股選擇權波動率指數之研究」，國立交通大學資訊管理研究所碩士論文。
- [26] 林章鈞(1994)，「使用類神經網路於台灣貨幣市場匯率趨勢預測之研究」，國立交通大學管理研究所碩士論文。
- [27] 邱憶如(2008)，「應用自組織映射圖神經網路及倒傳遞類神經網路於機構投資人融資行為分析研究-以台灣 50 期貨指數為例」，國立交通大學管理研究所碩士論文。
- [28] 洪志豪(1999)，「技術指標 KD、MACD、RSI 與 WMS%R 之操作績效實證」，國立台灣大學國際企業學研究所碩士論文。

- [29] 胡克非(2007)，「應用多重類神經網路於基本面與技術面因素預測新台幣兌美元匯率」，國立交通大學管理研究所碩士論文。
- [30] 張國銘(2008)，「美國與台灣股市走勢行為研究－應用自組織映射神經網路與多重類神經網路」，國立交通大學資訊管理所碩士論文。
- [31] 統一期貨月刊(2009)，「2009年6月月刊專題」，統一期貨有限公司。
- [32] 陳安斌(2005)，「新金融實驗教學之一財務金融資訊系統與投資管理修訂版」，新陸書局。
- [33] 楊文誠(2005)，「台灣期貨市場是否存有日內價格反轉現象」，嶺東科技大學財務金融研究所碩士論文。
- [34] 楊筆琇(1999)，「台灣電子股指數與美國股價指數互動關係之實證研究」，國立成功大學企業管理研究所碩士論文。
- [35] 葉怡成(2003)，「類神經網路模式應用與實作」，儒林圖書有限公司。
- [36] 蔡宜龍(1990)，「台灣股票市場技術分析指標有效性之衡量」，國立成功大學工業管理研究所碩士論文。
- [37] 謝玉華(1999)，「以拔靴複製法檢驗技術分析交易策略」，銘傳大學金融研究所碩士論文。



附錄

附錄一：30 次模擬結果摘要表

表 6-1 單一類神經模型(預測 3 分)模擬 30 次結果摘要表

模擬序號	準確率	多方交易次數	空方交易次數	總交易次數	多方最大獲利	多方最大損失	空方最大	空方最大損失	總獲利點數	每口平均獲利
1	44.69%	62	73	135	13	-11	28	-22	-226	-1.6741
2	44.44%	64	80	144	7	-17	24	-17	-414	-2.875
3	43.72%	47	63	110	8	-8	24	-17	-287	-2.6091
4	44.44%	75	88	163	21	-11	22	-17	-372	-2.2822
5	44.93%	41	60	101	7	-8	24	-17	-285	-2.8218
6	44.93%	73	84	157	10	-17	11	-17	-376	-2.3949
7	45.89%	72	84	156	8	-11	20	-17	-338	-2.1667
8	43.72%	56	70	126	17	-8	22	-17	-279	-2.2143
9	43.48%	47	61	108	8	-8	24	-17	-290	-2.6852
10	45.89%	81	91	172	12	-9	18	-17	-343	-1.9942
11	46.86%	72	82	154	21	-11	25	-17	-300	-1.9481
12	45.41%	49	62	111	7	-7	24	-17	-271	-2.4414
13	46.62%	55	70	125	16	-8	20	-17	-302	-2.416
14	44.69%	48	63	111	8	-8	30	-17	-299	-2.6937
15	46.86%	68	81	149	12	-8	17	-18	-252	-1.6913
16	45.17%	64	77	141	16	-17	19	-17	-364	-2.5816
17	47.10%	40	52	92	8	-14	34	-17	-215	-2.337
18	46.38%	69	84	153	7	-10	24	-17	-349	-2.281
19	42.03%	50	64	114	8	-7	24	-17	-315	-2.7632
20	43.72%	62	71	133	16	-8	22	-17	-286	-2.1504
21	44.20%	41	56	97	8	-8	24	-17	-283	-2.9175
22	44.20%	42	60	102	7	-8	24	-17	-334	-3.2745
23	47.58%	47	62	109	9	-14	25	-17	-183	-1.6789
24	45.17%	65	79	144	13	-12	15	-17	-332	-2.3056
25	46.62%	66	79	145	21	-14	19	-17	-296	-2.0414
26	44.44%	49	64	113	7	-8	24	-17	-353	-3.1239
27	43.48%	45	62	107	8	-9	24	-17	-326	-3.0467
28	42.75%	55	71	126	8	-11	22	-17	-370	-2.9365
29	42.27%	45	60	105	8	-8	28	-17	-293	-2.7905
30	45.89%	55	68	123	7	-8	28	-17	-267	-2.17073
平均準確率	44.92%	平均總獲利點	-306.7	平均每口獲利	-2.444					

註：本實驗為未設門檻值，停損 15 點的結果。

表 6-2 單一類神經模型(預測 5 分)模擬 30 次結果摘要表

模擬序號	準確率	多方交易次數	空方交易次數	總交易次數	多方最大獲利	多方最大損失	空方最大獲利	空方最大損失	總獲利點數	每口平均獲利
1	46.18%	41	53	94	11	-14	18	-22	-232	-2.4681
2	44.58%	21	34	55	19	-11	20	-22	-122	-2.2182
3	42.17%	37	49	86	19	-22	11	-22	-231	-2.686
4	43.37%	29	41	70	19	-5	17	-22	-98	-1.4
5	44.58%	21	30	51	27	-11	20	-22	-63	-1.2353
6	46.18%	27	39	66	27	-11	20	-22	-93	-1.4091
7	42.17%	36	48	84	19	-22	16	-22	-207	-2.4643
8	42.97%	29	40	69	19	-22	16	-22	-155	-2.2464
9	45.78%	22	36	58	19	-11	20	-22	-121	-2.0862
10	44.58%	24	39	63	12	-11	20	-22	-185	-2.9365
11	42.57%	21	34	55	16	-6	20	-22	-191	-3.4727
12	43.78%	19	34	53	16	-11	20	-22	-164	-3.0943
13	42.97%	21	34	55	16	-6	20	-22	-138	-2.5091
14	43.78%	21	36	57	16	-11	20	-22	-193	-3.386
15	47.39%	44	53	97	16	-22	17	-22	-146	-1.5052
16	43.78%	20	33	53	16	-12	19	-22	-167	-3.1509
17	42.57%	19	33	52	16	-6	20	-22	-168	-3.2308
18	44.18%	34	45	79	16	-22	13	-22	-179	-2.2658
19	39.76%	24	37	61	16	-6	19	-22	-185	-3.0328
20	42.57%	20	34	54	16	-6	20	-22	-163	-3.0185
21	40.96%	42	53	95	10	-22	13	-22	-364	-3.8316
22	43.78%	16	30	46	10	-11	20	-22	-165	-3.587
23	42.17%	31	42	73	12	-22	12	-22	-244	-3.3425
24	44.58%	36	47	83	19	-22	16	-22	-208	-2.506
25	44.18%	18	32	50	16	-6	20	-22	-135	-2.7
26	44.18%	21	35	56	12	-6	19	-22	-129	-2.3036
27	43.78%	19	32	51	16	-11	20	-22	-157	-3.0784
28	42.57%	30	43	73	19	-22	16	-22	-165	-2.2603
29	42.97%	17	32	49	19	-11	20	-22	-166	-3.3878
30	44.18%	18	31	49	16	-6	20	-22	-135	-2.7551
平均準確率	43.64%	平均總獲利點	-168.97	平均每口獲利	-2.6523					

註：本實驗為未設門檻值，停損 20 點的結果。

表 6-3 單一類神經模型(預測 7 分)模擬 30 次結果摘要表

模擬序號	準確率	多方交易次數	空方交易次數	總交易次數	多方最大獲利	多方最大損失	空方最大獲利	空方最大損失	總獲利點數	每口平均獲利
1	49.44%	35	40	75	16	-7	23	-27	-44	-0.5867
2	49.44%	29	32	61	16	-23	9	-27	-143	-2.3443
3	48.88%	34	37	71	20	-27	12	-27	-114	-1.6056
4	52.25%	34	37	71	16	-27	11	-27	-105	-1.4789
5	53.37%	29	32	61	16	-27	12	-27	-95	-1.5574
6	47.75%	35	36	71	16	-22	9	-27	-113	-1.5915
7	51.69%	33	37	70	16	-27	12	-27	-134	-1.9143
8	52.81%	30	33	63	16	-22	15	-27	-82	-1.3016
9	51.12%	27	32	59	16	-5	22	-27	-42	-0.7119
10	48.31%	30	36	66	16	-27	12	-27	-162	-2.4545
11	50.00%	32	33	65	12	-27	11	-27	-113	-1.7385
12	48.88%	32	35	67	20	-22	13	-27	-120	-1.791
13	50.56%	26	29	55	12	-27	11	-27	-79	-1.4364
14	50.00%	32	35	67	16	-23	15	-27	-80	-1.194
15	51.12%	26	30	56	16	-23	9	-27	-95	-1.6964
16	50.00%	26	30	56	16	-10	23	-27	-47	-0.8393
17	50.00%	29	31	60	15	-27	12	-27	-80	-1.3333
18	48.88%	34	34	68	13	-27	11	-27	-142	-2.0882
19	48.88%	29	32	61	13	-27	15	-27	-173	-2.8361
20	48.31%	29	33	62	13	-27	15	-27	-150	-2.4194
21	50.00%	32	35	67	15	-22	9	-27	-173	-2.5821
22	48.31%	28	30	58	13	-23	14	-27	-123	-2.1207
23	46.63%	43	45	88	15	-11	18	-27	-129	-1.4659
24	50.56%	30	32	62	20	-27	22	-27	-122	-1.9677
25	53.37%	34	37	71	13	-23	18	-27	-142	-2
26	47.19%	22	29	51	13	-8	12	-27	-140	-2.7451
27	47.75%	21	27	48	8	-6	22	-27	-173	-3.6042
28	50.56%	33	38	71	15	-7	18	-27	-59	-0.831
29	51.12%	29	30	59	20	-27	15	-27	-73	-1.2373
30	47.75%	24	27	51	12	-27	9	-27	-125	-2.451
平均準確率	49.83%	平均總獲利點	-112.4	平均每口獲利	-1.7975					

註：本實驗為未設門檻值，停損 25 點的結果。

表 6-4 多重類神經模型(預測 3 分)模擬 30 次結果摘要表

模擬序號	準確率	多方交易次數	空方交易次數	總交易次數	多方最大獲利	多方最大損失	空方最大獲利	空方最大損失	總獲利點數	每口平均獲利
1	68.60%	64	63	127	44	-2	24	-2	661	5.20472
2	68.12%	68	67	135	44	-2	24	-4	641	4.74815
3	67.39%	65	64	129	44	-4	24	-4	631	4.89147
4	68.36%	61	60	121	44	-2	24	-4	671	5.54545
5	68.12%	58	57	115	44	-2	24	-2	663	5.76522
6	65.46%	68	67	135	44	-5	26	-7	621	4.6
7	67.39%	67	66	133	44	-4	24	-4	637	4.78947
8	67.63%	64	63	127	44	-3	24	-4	657	5.17323
9	67.63%	64	63	127	44	-4	24	-3	637	5.01575
10	67.63%	66	65	131	44	-3	24	-4	645	4.92366
11	67.87%	62	61	123	44	-2	24	-4	663	5.39024
12	68.12%	61	60	121	44	-2	24	-2	661	5.46281
13	68.84%	62	61	123	44	-2	24	-2	659	5.35772
14	67.63%	63	62	125	44	-4	24	-3	637	5.096
15	68.36%	65	64	129	44	-2	24	-4	665	5.15504
16	66.67%	66	65	131	44	-4	18	-7	619	4.72519
17	68.60%	58	57	115	44	-2	24	-2	665	5.78261
18	68.12%	59	58	117	44	-2	24	-4	665	5.68376
19	66.43%	63	62	125	44	-4	24	-4	629	5.032
20	67.39%	61	60	121	44	-4	24	-7	653	5.39669
21	68.12%	62	61	123	44	-4	24	-3	645	5.2439
22	67.87%	58	57	115	44	-2	24	-2	653	5.67826
23	68.12%	60	59	119	44	-2	24	-2	667	5.60504
24	68.12%	66	65	131	44	-3	24	-4	649	4.9542
25	67.87%	62	61	123	44	-4	21	-7	639	5.19512
26	67.63%	61	60	121	44	-2	24	-4	655	5.41322
27	67.63%	64	63	127	44	-4	24	-3	643	5.06299
28	66.43%	64	63	127	44	-4	24	-4	627	4.93701
29	68.12%	64	63	127	44	-4	24	-3	641	5.04724
30	68.36%	59	58	117	44	-2	24	-2	665	5.68376
平均準確率	67.75%	平均總獲利點	648.8	平均每口獲利	5.21867					

註：本實驗為未設門檻值，停損 15 點的結果。

表 6-5 多重類神經模型(預測 5 分)模擬 30 次結果摘要表

模擬序號	準確率	多方交易次數	空方交易次數	總交易次數	多方最大獲利	多方最大損失	空方最大獲利	空方最大損失	總獲利點數	每口平均獲利
1	73.49%	46	45	91	38	-8	20	-4	559	6.14286
2	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	559	6.2809
3	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	561	6.30337
4	72.69%	44	43	87	38	-8	20	-4	557	6.4023
5	72.69%	44	43	87	38	-8	20	-4	557	6.4023
6	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	559	6.2809
7	73.09%	44	43	87	38	-8	20	-4	559	6.42529
8	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	561	6.30337
9	72.69%	45	44	89	38	-8	20	-4	563	6.32584
10	72.29%	45	44	89	38	-8	20	-4	547	6.14607
11	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	565	6.34831
12	72.29%	46	45	91	38	-8	20	-4	549	6.03297
13	73.49%	46	45	91	38	-8	20	-4	561	6.16484
14	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	563	6.32584
15	73.90%	44	42	86	38	-8	20	-2	559	6.5
16	71.89%	44	44	88	38	-8	20	-4	551	6.26136
17	71.89%	45	44	89	38	-8	20	-4	553	6.21348
18	72.29%	45	44	89	38	-8	20	-4	547	6.14607
19	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	559	6.2809
20	72.29%	45	44	89	38	-8	20	-4	547	6.14607
21	72.69%	45	44	89	38	-8	20	-4	557	6.25843
22	72.69%	45	44	89	38	-8	20	-4	561	6.30337
23	72.69%	44	43	87	38	-8	20	-4	557	6.4023
24	71.89%	42	41	83	38	-8	20	-4	551	6.63855
25	72.69%	44	43	87	38	-8	20	-4	557	6.4023
26	72.69%	45	44	89	38	-8	20	-4	555	6.23596
27	72.69%	44	43	87	38	-8	20	-4	555	6.37931
28	72.69%	44	43	87	38	-8	20	-4	557	6.4023
29	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	559	6.2809
30	73.09%	45	44	89	38	-8	20	-4	559	6.2809
平均準確率	72.78%	平均總獲利點	556.8	平均每口獲利	6.30058					

註：本實驗為未設門檻值，停損 20 點的結果。

表 6-6 多重類神經模型(預測 7 分)模擬 30 次結果摘要表

模擬序號	準確率	多方交易次數	空方交易次數	總交易次數	多方最大獲利	多方最大損失	空方最大獲利	空方最大損失	總獲利點數	每口平均獲利
1	80.34%	35	35	70	60	-2	23	-3	561	8.01429
2	79.78%	35	35	70	60	-2	23	-3	561	8.01429
3	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
4	80.90%	35	35	70	60	-2	23	-3	557	7.95714
5	80.34%	35	35	70	60	-2	23	-3	561	8.01429
6	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
7	80.90%	36	36	72	56	-2	23	-3	559	7.76389
8	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
9	80.90%	35	35	70	60	-2	23	-3	557	7.95714
10	80.34%	35	35	70	60	-2	23	-3	561	8.01429
11	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
12	80.34%	35	35	70	60	-2	23	-3	557	7.95714
13	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
14	80.90%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
15	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
16	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
17	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
18	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
19	80.34%	34	34	68	60	-2	23	-3	559	8.22059
20	80.90%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
21	79.78%	35	35	70	60	-2	23	-3	561	8.01429
22	80.90%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
23	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
24	80.34%	34	34	68	60	-2	23	-3	559	8.22059
25	81.46%	37	37	74	56	-2	23	-3	557	7.52703
26	80.34%	35	35	70	60	-2	23	-3	561	8.01429
27	80.90%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
28	80.34%	36	36	72	60	-2	23	-3	559	7.76389
29	80.90%	35	35	70	60	-2	23	-3	557	7.95714
30	80.34%	35	35	70	60	-2	23	-3	561	8.01429
平均準確率	80.49%	平均總獲利點	559.133	平均每口獲利	7.87063					

註：本實驗為未設門檻值，停損 25 點的結果。