

# 類神經網路投資組合策略績效之實證 研究：以台灣中型 100 電子股為例

盧嘉梧·林志軒\*

(收稿日期：105 年 07 月 19 日；第一次修正：105 年 09 月 05 日；

接受刊登：105 年 09 月 08 日)

## 摘要

本研究以臺灣中型 100 成分股中之電子類股為樣本，採用技術分析指標以及三大法人買賣超數量之資訊，以類神經網路之方式預測未來股價，再以由平均數－變異數(mean-variance)法則決定資金配置權重；在樣本期間(2006~2010 年)本研究之策略可達到 334.1%之累積報酬率，年化報酬率亦高達 34.13%；就 Jensen, Treynor 及 Sharpe 評鑑指標而言，本研究採用之策略，均較其他同類型基金具有較大的風險溢酬。而不論在金融海嘯發生前至發生中(2006~2008 年，空頭期)，或金融海嘯發生後(2009~2010 年，多頭期)，本研究採用之投資策略，確實比其他同類型基金具有較為優異的表現。

關鍵詞彙：倒傳遞類神經網路，投資組合，技術分析

## 壹·緒論

對新興國家的證券市場而言，散戶經常是市場交易的主力。以臺灣證券市場為例，本國自然人占集中交易市場成交金額之比重，雖有逐年降低之趨勢，但至 2015 年底為止，仍達 53%（參見表一）。對於大多數散戶而言，不僅在資訊上居於劣勢，通常也缺少簡單、易於操作的選股與交易模式，以致較不易分享證券市場發展的利潤與成果。對於多數投資人而言，缺乏能同時整合投資標的選擇與資金配置求解的系統化資訊工具。若能透過資訊化系統之輔助，減少倚賴直覺預測或經驗法則等非系統化之方式，將可達到具備可驗證性和穩定性的系統化投資工具，有助於提升一般投資人之績效及減少不必要之風險。因此，如何使用科學方法建構一個兼具效果與效率的投資模式，便成為投資人所關注的焦點。

---

\* 作者簡介：盧嘉梧，國立臺北大學金融與合作經營學系助理教授（通訊作者）；林志軒，靜宜大學財務金融學系碩士；花王(台灣)股份有限公司業務主任。

表一 集中交易市場成交金額投資人類別比例表

(單位：新臺幣 10 億元)

年度	本國法人		僑外法人		本國自然人		外國自然人	
	金額	百分比%	金額	百分比%	金額	百分比%	金額	百分比%
2005	5,064	13.3	5,891	15.5	26,229	68.8	918	2.4
2006	5,338	11.0	7,809	16.2	34,118	70.6	1,088	2.2
2007	8,649	13.0	11,721	17.6	44,733	67.3	1,407	2.1
2008	7,366	14.0	11,661	22.1	32,514	61.7	1,189	2.3
2009	6,985	11.6	9,828	16.3	43,399	72.0	24	0.0
2010	7,842	13.6	10,652	18.4	39,256	68.0	21	0.0
2011	8,341	15.4	11,760	21.8	33,873	62.7	18	0.0
2012	6,383	15.4	9,382	22.6	25,792	62.0	21	0.0
2013	6,341	16.2	9,660	24.6	23,194	59.2	11	0.0
2014	8,026	17.4	10,951	23.8	27,094	58.8	15	0.0
2015	8,259	18.3	12,764	28.4	23,977	53.3	10	0.0

資料來源：金融監督管理委員會證券期貨局

理性的投資人常依據技術分析以及基本分析，以求增加獲利機率和降低投資風險。而技術分析是根據過去的統計資訊，如市場的供需、市場成交價和交易量，對於證券價格發展趨勢做出預測，做為投資人何時買賣股票之參考。基本分析則是考量整體投資環境，如政治、經濟、和產業循環，以及個別公司的營運狀況、財務結構、業務發展等因素進行分析，做為投資人選擇股票的依據。由於實務上許多投資人進行股票交易，多會參考技術分析，但若是同時使用多種技術指標，當出現的買賣訊號相異時，投資者往往也無所適從，因此本研究使用類神經網路的方法，根據歷史資料自我學習，以幫助投資者做出決策；另外，國內市場中外資法人、投資信託基金以及專業自營商之影響力與日俱增，本文嘗試將技術指標及三大法人買賣超資訊當作變數，以類神經網路作為工具，建立投資組合，並檢驗其績效。

綜合前述理由，本文研究目的希望發展一套簡明方式，採用實務上常用的技術分析指標以及三大法人買賣超數量之公開資訊，以類神經網路之方式預測未來股價，再由平均數－變異數(mean-variance)法則決定資金配置權重，建立一套操作策略；經驗證此策略的操作績效，結果顯示本研究使用之方法，應用於投資台灣股票市場，其績效表現較市場上之同類股之投信基金表現較佳，

並優於加權指數、中型 100 指數以及電子類股指數，可作為投資者操作策略之參考。

本文架構如下：第二部份為文獻探討，第三部分介紹研究資料與方法，第四部分討論投資策略實證結果，最後為結論。

## 貳·文獻探討

投資組合之績效之優劣，與對股價漲跌預測之選時能力有關。Sharpe (1975) 的實證研究顯示：除非經理人能夠很精確地預測股市及債市的好壞，否則無法在長期的時間內超越市場報酬。Dorm (1989) 延伸 Sharpe (1975) 的研究，比較選時經理人(Market Timers)的報酬率與美國股票指數 S&P 500 的報酬率(做為買入持有策略的代表)的績效表現。研究結果顯示：從 1973 年至 1986 年，具有完全選時能力的經理人能超越市場標竿(S&P 500)；若未能完全具有選時能力者，對於股市的預測精確程度必須達到 45% 的正確性才能與市場標竿相等。Sy (1990) 對市場選時策略進行研究，考慮調整投資組合的頻率高低對於市場選時策略與買進持有策略間的績效差異，因市場選時的效果，會使為達到平衡績效(平衡績效是指市場選時的報酬與買入持有策略的報酬相等)所需的預測正確性減少。以此來看，若能尋找有利掌握市場漲跌趨勢的操作策略，將能增進投資組合的報酬績效；採用演算法做為操作策略的依據，即為其中重要的一環。

以演算法尋找規律性的操作策略，一向是投資市場上的重要議題之一，在學術上也有許多討論。例如 Allen and Karjalainen (1999) 利用基因演算法(Genetic Algorithms)的學習功能建構投資策略，納入技術分析的指標，以 S&P 500 指數為對象進行投資策略的評估，將交易日分為進場(in)及出場(out)、買進(buy)、賣出(sell)等訊號，以觀察投資策略的績效；其過程包括計算適應(fitness)函數，藉由訓練期(trading period)、選擇期(selection period)、交配期(crossover)等過程，進行數十個世代(generation)，尋找最佳的投資策略。另外如 Chen, Chang, Ho, and Diaz (2014) 以類神經網路的評估方式，用於預測不動產投資信託 (real estate investment trust, REIT) 的報酬率，結果顯示工業生產指數、貸款利率、股利率、股價指數及前期 REIT 的報酬率，對於當期 REIT 的報酬率變動有顯著影響；類神經網路預測模型，能夠增進預測的準確度。在國內的研究部分，林文修、陳仕哲 (2015) 應用遺傳演算法建構捕捉股價趨勢轉折點(turning point) 的最適技術指標 (technical indicator) 組合，以及發掘技

術指標不同的買賣「權重」(weights)，藉由權重做為資金分配比率，做為股票的交易策略；其結果發現：遺傳演算法的模型具有追蹤股價波動與趨勢轉折點的能力，在現貨交易與融資融券交易策略，都比買進持有 (buy and hold) 策略的報酬率高；在空頭市場，研究模型比買進持有策略在虧損實驗期的虧損較少，但在獲利實驗期時卻又獲利較大，顯示遺傳演算法具有降低股市中不確定性的功能。另外，左杰官、簡旭生 (2009) 利用倒傳遞類神經網路模型，建構用於台灣電子公司股票報酬率暨股東權益報酬率之預測，以基本面數據為輸入變數，探究公司財務指標與下一季報酬狀況之關係，結果約可達 70.68% 之正確預測率。

邱登裕、徐廣銘 (2008) 結合遺傳演算法與類神經網路模型，克服利用類神經網路缺乏解釋能力的缺點，針對台積電、聯電與鴻海三支個股進行買賣時點的探討。邱登裕、陳天賞、潘雅真 (2008) 則利用基因演算法來最佳化類神經網路，搭配倒傳遞演算法與科西機器模型，用以預測台灣電子股價指數的變動。連立川、葉怡成 (2008) 採用 18 個價量技術指標做為輸入參數，應用基因演算法建構買賣決策類神經網路 (Neural Networks)，並比較遺傳神經網路策略 (Genetic Neural Networks, GNN) 的操作績效，顯示其高於買入持有策略的機率達 91.77%，為一穩定且有效的台灣股市交易策略。

技術分析指標在實務投資中常做為參考的重要指標，過去的學術文獻中也多所著墨，例如 Brock, Lakonishok and LeBaron (1992) 以兩種交易策略—長短期移動平均線擺盪 (Moving Average oscillator) 及支撐與壓力區間交易策略 (Trading Range break out) 進行研究，發現技術分析的交易策略確實可獲得較高報酬，按照技術分析策略的買進與賣出訊號進行交易，其平均 10 天的報酬率 0.8%，高於一般 10 天的平均投資報酬率 0.17%；其實證結果也顯示技術分析確實對於股價變動的投資報酬率具有預測效力。至於技術分析在投資決策上有效性的實證，巫和懋、許智翔 (2010) 研究指出，技術分析有助於提升投資者的預期效用，尤其是對於波動率較大的資產，透過同時觀察價格與交易量，投資者可以推論出內部交易者比例及私者訊息的真實值。李顯儀、吳幸姬 (2009) 研究基金經理人利用技術指標所篩選的股票是否有從眾行為，結果發現基金經理人的從眾行為，在多頭時期及技術指標建議買入的情況下，會較空頭時來得明顯，顯示技術分析資訊確實會影響共同基金的交易行為。

由於技術分析在金融領域的廣泛應用，亦擴及至匯率及衍生性商品等範疇，例如莊瑞珠、陳秀淋、陳能靜 (2012) 採用總體訊息指標與技術分析指標

(MACD 與 KD 等)探討影響歐元、英鎊、加幣與日圓走勢反轉的因素。許溪南、何怡滿、張瓊如 (2012) 使用 KD 與 MA 技術指標組合，以台指現貨與台指選擇權進行權變避險模式之研究，其實證結果顯示，採用技術分析指標判斷買進賣出時點的權變避險模式，其績效優於買進持有策略。

綜上，採用技術分析指標，以類神經網路模型預測未來股價，建立操作策略之方法，在文獻上已有相當廣泛之討論，相當具有實務應用參考價值。

## 參・研究資料與方法

本研究所採用之研究資料及投資組合建立與交易方式，茲說明如下：

### 一、研究資料

- (一) 本研究以臺灣中型 100 指數 (FTSE TWSE Taiwan Mid-Cap 100 Index) 中之電子類股為樣本。臺灣中型 100 指數是臺灣證券交易所與英國富時指數有限公司 (FTSE) 共同於 2004 年 11 月 29 日合作成立，該指數成分股涵蓋臺灣 50 指數成分股外、市值最大的前 100 家上市公司，代表臺灣市場具成長潛力之中型企業績效，提供投資人參與中型股表現之機會。
- (二) 本文所採用之研究期間為西元 2006 至 2010 年。此期間之選取，係考量臺灣中型 100 指數始於 2004 年 11 月 29 日，而類神經網路之投資策略模型，須有一段進行訓練、學習之期間，爰以 2006 年 1 月 1 日為投資組合建立之起始點。基於樣本期間內資料完整性之考量，排除 2006 之後上市之公司，及 2006 年之後曾經停止交易之公司。此段時間涵蓋金融海嘯前(2006-2008)及金融海嘯後(2009-2010)，以符合穩健性。依上述標準，所選取之樣本公司如表二所示。
- (三) 研究所需之資料，包括交易資料、技術指標及法人進出量。資料來源為 TEJ 台灣經濟新報資料庫。交易資料包含：開盤價、收盤價、最高價、最低價、成交量；技術指標包含：RSI(5)、RSI(9)、K9、D9、MACD(12, 26)；三大法人進出量則包括：外資及陸資當日買賣超數量、投信當日買賣超數量以及自營商當日買賣超數量。技術指標及三

大法人進出量之選取，均參考相關文獻做為理論依據<sup>1,2</sup>。

表二 本研究建構投資組合之樣本公司

神達 (2315)	中環 (2323)	國巨 (2327)	廣宇 (2328)	華邦電 (2344)	銖德 (2349)	英業達 (2356)	致茂 (2360)
藍天 (2362)	大同 (2371)	佳能 (2374)	勝華 (2384)	群光 (2385)	正崴 (2392)	億光 (2393)	研華 (2395)
創見 (2451)	可成 (2474)	瑞軒 (2489)	大立光 (3008)	聯詠 (3034)	智原 (3035)	欣興 (3037)	健鼎 (3044)
景碩 (3189)	瑞儀 (6176)	力成 (6239)	立錡 (6286)	建興電 (8008)			

樣本公司為台灣中型 100 指數成分股中之電子類股，扣除 2006 之後上市之公司及 2006 年之後曾經停止交易之公司。括號內為證券代號。

## 二、類神經網路及技術指標介紹

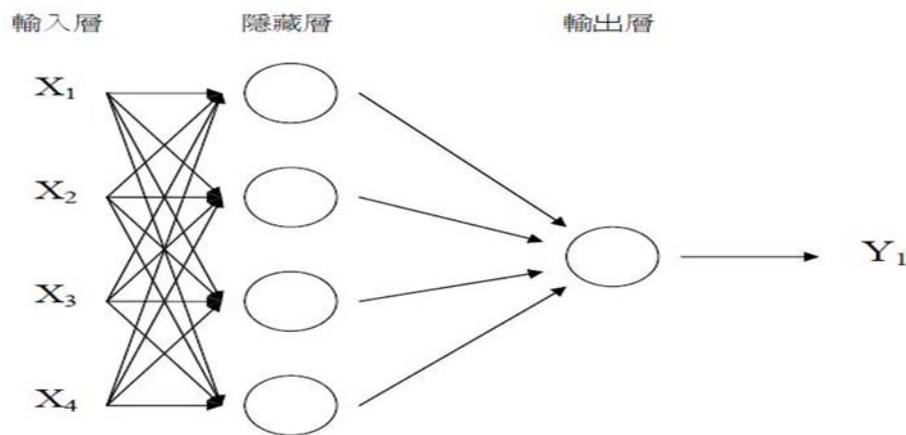
### (一) 類神經網路

所謂類神經網路(Neural Networks)，是一種廣泛應用於資訊管理、工程、統計、生物醫學、財務等各領域的研究方法，採用類似於大腦神經突觸聯接的結構進行信息處理的數學模型，由節點（或稱「神經元」）和之間相互聯接構成。類神經網路將非線性函數進行組合，經過數次組合後，成為一複雜的函數型式，就可以解決複雜映射的問題。通常是經由學習過程（Learning Process）以達到最佳化的效果，模擬類似人腦一樣具有決定能力與判斷能力。使用類神經網路研究方法具有錯誤容忍(fault tolerance)、一般化(generalization)、高度適應力(adaptability)等優點。

<sup>1</sup>以技術分析指標做為預測資產報酬的依據，例如 Levy (1967)、Bohan (1981) 發現 RSI 指標對於預測美國市場的股價走勢具有效果。詹淑慧、王嘉隆 (2007) 以 KD 隨機指標偵測買進及賣出訊號，檢驗亞洲七個股票市場的獲利能力。莊瑞珠、陳秀淋、陳能靜 (2012) 及許溪南、何怡滿、張瓊如 (2012) 亦使用 KD 與 MACD 等技術指標組合進行實證。許詠鈞 (2014) 以文獻回顧方式探討技術指標在台灣股市技術分析有效性之實證研究等。

<sup>2</sup>三大法人交易資料與股價報酬率關聯性之文獻，例如蕭朝興、王子湄、黃常和 (2009) 實證結果顯示三大法人每日淨買賣超與當日股票報酬之間具有強烈的正(負)相關。范聖培 (2014) 探討三大法人買賣超行為對股價短期影響，發現三大法人買(賣)超之股票當週呈現顯著之正(負)報酬，而往後一個月之報酬皆呈現顯著之正(負)報酬。李旻璟 (2012) 探討三大法人買賣超金額對台灣 50 基金主要成分股的影響，發現三大法人當日買賣超金額均與台灣 50 基金成分股報酬率呈現顯著正相關，台灣 50 基金成分股報酬率深受三大法人當日投資行為所影響。薛龍進(2009) 之研究則指出台灣股價指數報酬率與三大法人買賣超存在一組具有長期共整合之均衡關係，且加權指數年報酬率與三大法人買賣超皆呈正向相關。

類神經網路研究法種類很多，為了尋找最佳解，本文以倒傳遞網路(Back propagation network)的方法進行股價的預測；倒傳遞網路的架構如圖一。其結構區分，分為輸入層、輸出層與隱藏層。所謂隱藏層，是指輸入變數與輸出變數間不外顯的關聯性。倒傳遞神經網路調整網路連結權重的學習法則，是利用最陡坡降法將誤差函數最小化，使其收斂至特定範圍內，並透過活化函數轉換得到輸出值；實際應用上，可將資料切割成「訓練期間」、「驗證期間」與「測試期間」。利用驗證及測試的結果，來瞭解學習訓練的效能。由於倒傳遞神經網路具有理論簡明、學習精確度高並具有回想 (recall) 功能，且輸出值可為連續值，能處理複雜的樣本識別與高度非線性的函數合成問題，適用於預測，因此，本文採用倒傳遞神經網路來做為對未來股價預測的研究方法，除可節省搜尋的時間外，並藉此找出最適的投資策略，符合經濟效益。



圖一 倒傳遞神經網路架構圖

## (二) 技術指標

技術分析所使用的指標種類繁多，本研究選取實務上較為常用的 RSI，KD、MACD 等，說明如下：

1. 相對強弱指標(RSI)：RSI 係股價動能強弱指標，其計算公式如下：

N日RSI=

$$\frac{\text{N日內收盤上漲總數的平均值}}{\text{N日內收盤上漲總數的平均值} + \text{N日內收盤下跌總數的平均值}} \times 100$$

RSI 值介於 0~100 間，數值越大，代表買方力道越強。當 RSI 大到某一程度時通常開始代表買超現象，需注意反轉。同理，當 RSI 低到某一程度時，通常代表市場出現非理性的賣超現象，表示底部區已近。RSI 大於 80，進入超買區，宜考慮賣出；RSI 小於 20，進入超賣區，宜考慮買進。實務上較常使用者為 5 日、9 日 RSI；本文爰採用此兩項指標作為類神經網路之輸入項。

2.隨機指標線(KD)：KD 綜合了動量觀念、強弱指標與移動平均線的優點。應用隨機指標數值時，常以 9 天週期為計算基準，首先須找出最近 9 天當中曾經出現過的最高價、最低價與第九天的收盤價，以計算第九天的 RSV (Raw Stochastic Value)：

$$RSV = \frac{\text{第9天收盤價} - \text{最近9天內最低價}}{\text{最近9天內最高價} - \text{最近9天內最低價}} \times 100$$

計算出 RSV 後，再根據平滑移動平均線的方法，來計算 K 值與 D 值。

$$K_t = \alpha RSV_t + (1 - \alpha)K_{t-1}$$

$$D_t = \alpha K_t + (1 - \alpha)D_{t-1}$$

實務上一般設定  $\alpha = \frac{1}{3}$ 。若無前一日的 K 值與 D 值，可以分別用 50 來代入計算；由於傳統的移動平均線都是以收盤價來做計算依據，因而無法表現出一段行情的真正波幅，當日或最近數日的最高或最低價，無法表現在移動平均線的數據上，KD 的計算可修正此項缺點。若行情是明顯的漲勢，會帶動 K 線與 D 線向上升，若  $K > D$ ，表示處於漲勢；反之，如處於跌勢，則會反應使 K 值跌破 D 值；K 值和 D 值，數值皆介於 0%~100% 之間，實務上較常使用者為 9 日 KD；本文爰採用 K9、D9 兩項指標作為類神經網路之輸入項。

3.平滑異同移動平均線(Moving Average Convergence / Divergence, MACD)：

MACD 之應用，係先行計算快速(12 日)的移動平均數值與慢速(26 日)移動平均數值。此兩個數值的差稱為「差離值」(DIF)：

$$DIF = EMA_t^{12} - EMA_t^{26}$$

其中 EMA (Exponential Moving Average) 是以指數式遞減加權的移動平均，越近期的數據加權影響力較重，故其計算係加重最近一日的份量權數。12 日 EMA 及 26 日 EMA 計算方式如下：

$$EMA_t^{12} = \frac{11}{13} EMA_{t-1}^{12} + \frac{2}{13} P_t$$

$$EMA_t^{26} = \frac{25}{27} EMA_{t-1}^{26} + \frac{2}{27} P_t$$

$EMA_t$  為當日移動平均數值， $EMA_{t-1}$  為前一交易日移動平均數值， $P_t$  為以 t 日最高價、最低價及收盤價加權計算而得的價格。

$$P_t = \frac{H_t + L_t + 2C_t}{4}$$

$H_t$  為 t 日的最高價， $L_t$  為 t 日的最低價， $C_t$  為 t 日的收盤價；由於單純使用收盤價可能無法反應當日股市參與者對股票的需求，因此  $P_t$  較能反應真實情況的變數。若處於持續的漲勢中，12 日 EMA 在 26 日 EMA 之上。其間的正差離值(+DIF) 會愈來愈大。反之在跌勢中，差離值可能變負(-DIF) 也愈來愈大。

計算出 DIF 後，再取 DIF 的移動平均(一般用 DIF 的 9 日移動平均)就是 MACD 線。實務上以 DIF 與 MACD 的兩條線走勢，分別為快速線(DIF)與慢速線(MACD)，以慢速線作為大趨勢基準，而以快速線作為趨勢變化的判定，所以當快的移動平均線與慢的移動平均線二者交會時，代表趨勢已發生反轉，DIF 從下而上穿過 MACD，表市場逐漸熱絡，為買進訊號；相反若從上而下穿越，為賣出訊號。本文爰採用以上方式計算 MACD(12, 26) 指標作為類神經網路之輸入項。

### 三、投資組合之建立與交易方式

在研究期間之起始日(2006 年 1 月 1 日)，假設投資組合之本金為新台幣 100 萬元，採取每五個交易日進出場一次。模擬過程每五日於開盤時將所有持股全數賣出，同時重新進行買進動作。亦即：每五個交易日清算全部投資部位，新投資組合則僅於每五個交易日之開盤時建立，而在每五個交易日中不改變持股<sup>3</sup>。故而 2006~2010 年樣本期間，計有 250 次進行交易的評估點。

決定投資標的之方法如下：

<sup>3</sup> 由於本文所採取之操作策略係每五個交易日全部出清原持股，再行建立新投資組合，因此，若中型 100 指數成分股有所更新時，每一期(每五個交易日)均可依新的成分股建立新投資組合。

1. 首先，在第  $t$  期時以類神經網路模型預測每一樣本公司的  $t+1$  期價格(即預測第五日後的收盤價)。若預測的  $t+1$  期股價高於第  $t+1$  期之開盤價(將交易成本考慮在內)，則該股票被列入買進名單當中，反之則不予考慮。在倒傳遞類神經網路部分，學習資料係採用預測時點前 72 個交易日股市的價量技術指標(技術指標包含：RSI(5)、RSI(9)、K9、D9、MACD(12, 26)；三大法人進出量則包括：外資及陸資當日買賣超數量、投信當日買賣超數量以及自營商當日買賣超數量做為系統的輸入，系統的輸出則為相對應時點後的五個交易日的收盤價，俾進行訓練、驗證及測試。
2. 決定買進之各標的後，按 Markowitz(1952) 的平均數－變異數(mean-variance)的標準決定投資權重。預期報酬率係以該評估時點之過去 72 個交易日(約 3 個月)之平均日報酬率為依據，變異數、共變異數之計算，亦以各被選入買進名單之個股過去 72 個交易日之日報酬率計算而得。
3. 本研究以 matlab 語言撰寫程式。利用 frontcon 指令，可依上述權重建效率前緣，並可由效率前緣中按投資組合預期報酬率及風險(變異數)高低，選取觀測點。本研究基於穩健性之考量，於效率前緣上選取 100 個點，並以第一個點(預期報酬率最低，變異數最低)之權重為投資之依據。
4. 買賣價均已考慮全部交易成本。買進價金為每五個交易日的第一天開盤價外加手續費千分之一點四二五；賣出價金為每五個交易日的第五天收盤價扣除手續費千分之一點四二五以及證券交易稅千分之三。
5. 由於依上開算法算出之各股投資權重，換算成投資之股數會有零股存在，為使貼近市場實際之狀況，本研究買進及賣出時都是以整張數為單位(即投資時無條件捨去不足一張之股數)，所餘資金以現金持有。且不考慮融資、融券的情形。

## 肆・模擬投資結果

本研究之模擬投資結果，分為三部分討論。第一是檢視研究方法所建立投資組合之操作績效；第二為與其他共同基金進行績效之比較；第三部分則為基金評鑑指標之測試。

## 一、策略之投資績效

本研究以兩種方式評估投資組合之操作績效：一為累計報酬率之比較；另一為股價預測的命中率準確度。茲分述如下：

### (一) 累計報酬率之比較

經過 250 期(樣本期間 2006~2010 年，5 年間計有 250 次建立投資組合的機會)，本研究所採取之操作策略與台股加權指數、台灣 50 指數及中型 100 指數比較，相關之敘述統計資料如表三：

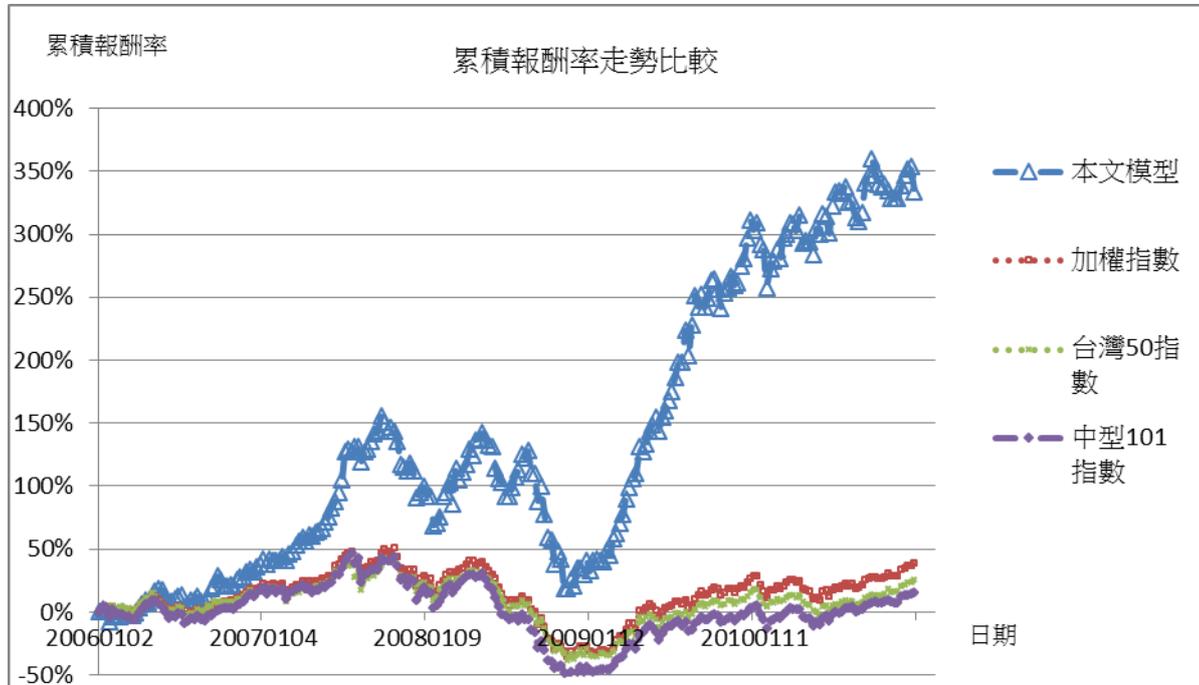
表三 本研究所採行操作策略之實證結果與市場指數比較

項目	本研究之投資策略	台股加權指數	台灣 50 指數	中型 100 指數
研究期間(2006-2010) 累計報酬率	334.10%	38.85%	25.76%	15.30%
平均每年報酬率*	34.13%	6.78%	4.69%	2.89%
每期(每五天) 報酬率平均	0.6808%	0.1970%	0.1598%	0.1462%
單期最大報酬率	15.23%	17.33%	19.29%	15.79%
單期最大損失率	-16.70%	-10.69%	-10.41%	-14.41%
報酬率四分位數 (Q1)	-1.47%	-1.69%	-1.58%	-1.89%
報酬率中位數 Median	1.11%	0.55%	0.28%	0.74%
報酬率四分位數 (Q3)	3.11%	2.34%	2.42%	2.55%
報酬率年化標準差*	30.37%	26.01%	26.61%	30.24%

\*表為年化後之結果。

表三顯示本研究之五年累積報酬率達 334.10%，經年化後每年報酬率達 34.13%，每期(即每五個交易日)平均報酬率為 0.5913%，單期最大報酬及最大虧損分別為 15.23%及-16.70%，報酬率之年化標準差為 30.36%。圖二為本研究投資組合累積報酬率之績效走勢圖，由圖二可知，依本文所採取之類神經網路操作策略，於樣本期間內，投資組合擁有超過 300%的績效，遠勝於台股加

權指數、台灣 50 指數及中型 100 指數。在 2008 年下半年，因遭逢全球性次貸風暴，股市劇烈下跌，因而操作績效較差；惟 2009 年起，市場大幅勁揚，本研究之投資組合亦大幅增值。



圖二 本研究投資組合策略累積報酬率之績效走勢圖

## (二) 股價預測的命中率準確度

表四為使用類神經網路方法預測下期股價之命中率，當預期股價上漲，而下一期實際股價果為上漲；或預期股價下跌，而下一期股價果為下跌時，則為命中。樣本期間計 250 期，故每間公司各有 250 次預測機會，命中率最高之公司為大同(2371)，命中達 171 次，機率为 6 成 84；命中率最低為力成(6239)，命中 135 次，機率为 5 成 40，整體預測平均為 6 成 04。由表四可以發現，本研究使用之類神經網路方法之預測結果頗佳。

表四 使用類神經網路方法預測下期股價之命中率

股票代號	命中次數	命中率	股票代號	命中次數	命中率
2315	156	0.624	2395	145	0.580
2323	157	0.628	2451	150	0.600
2327	155	0.620	2474	141	0.564
2328	141	0.564	2489	143	0.572
2344	143	0.572	3008	142	0.568
2349	162	0.648	3034	152	0.608
2356	158	0.632	3035	150	0.600
2360	155	0.620	3037	143	0.572
2362	146	0.584	3044	149	0.596
2371	171	0.684	3189	144	0.576
2374	147	0.588	6176	158	0.632
2384	149	0.596	6239	135	0.540
2385	163	0.652	6286	163	0.652
2392	150	0.600	8008	154	0.616
2393	161	0.644	總計	4383	0.605

(總期數為 250 期：命中率=命中次數／總期數)

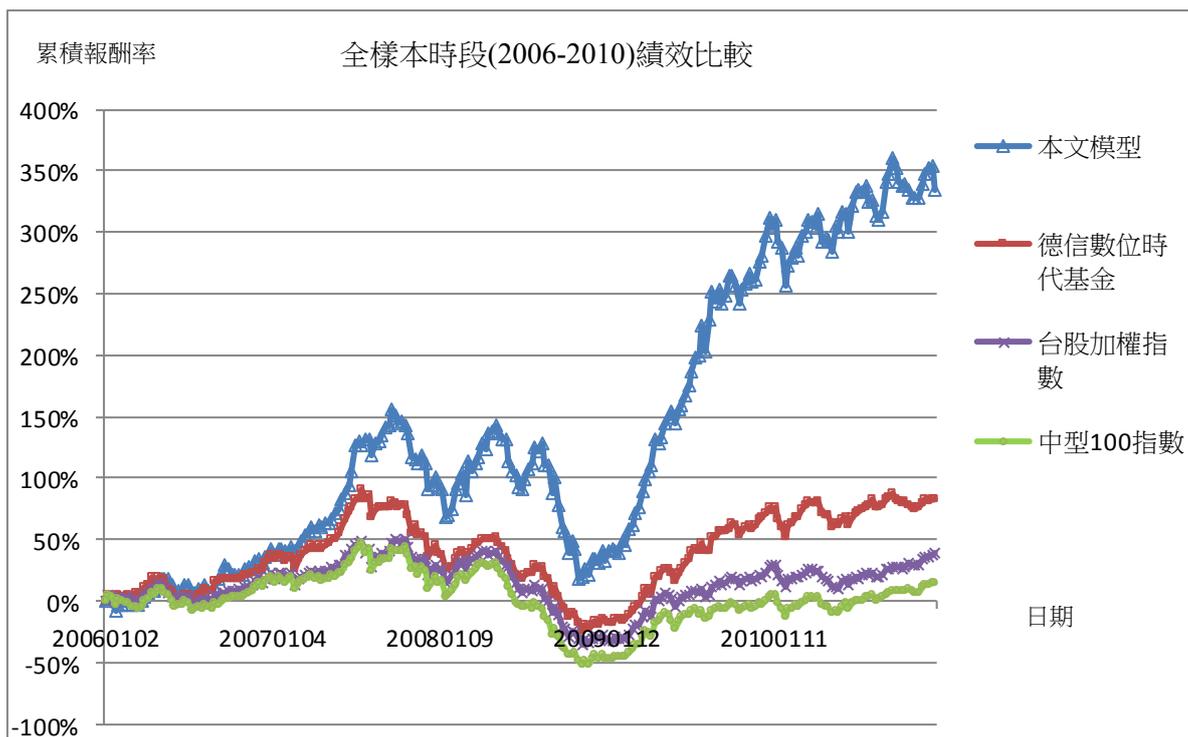
## 二、與市場上的基金績效比較

為了驗證本研究績效表現，選取市場上相關的證券投資信託基金做為標的進行比較，由於中型 100 成分股以科技類股為主，故挑選 23 檔以科技為主要投資標的的基金做比較；而為使比較具有客觀性，將實證期間區分為全樣本時段(2006 至 2010 年)、金融海嘯發生前至發生中(2006 至 2008 年底)及金融海嘯發生後(2009 至 2010 年底)共三個區段。並將電子類指數、台股加權指數、台灣 50 指數、中型 100 指數及本研究之投資組合策略之各區段累積報酬率併同列示，如表五：

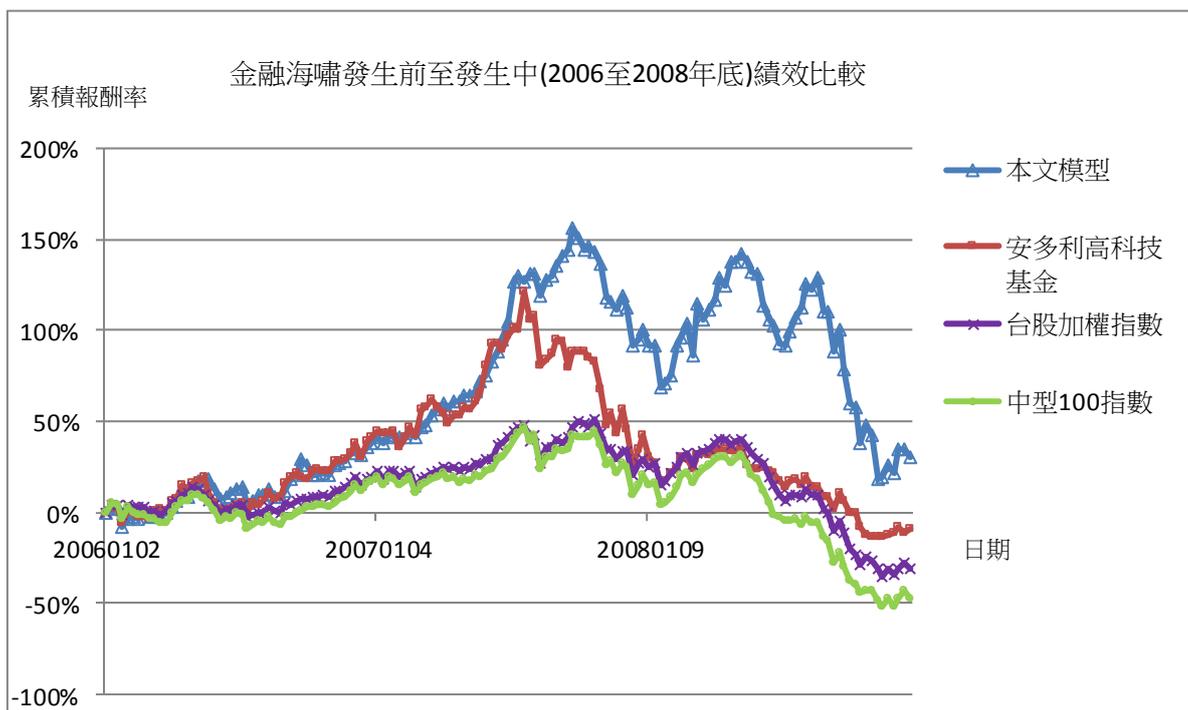
表五 做為績效比較之基金樣本

基金名稱	全樣本時段(2006-2010) 累積報酬率	金融海嘯發生前至發生中 (2006-2008) 累積報酬率	金融海嘯發生後 (2009-2010) 累積報酬率
元大高科技基金	11.18%	-35.47%	63.52%
日盛高科技基金	30.21%	-31.90%	83.82%
永豐高科技基金	0.08%	-42.16%	55.83%
永豐領航科技基金	32.54%	-34.62%	83.42%
兆豐國際電子基金	-9.07%	-38.02%	38.36%
保德信科技島基金	15.91%	-36.23%	76.28%
國泰科技生化基金	35.06%	-31.30%	84.25%
富邦科技基金	15.79%	-32.99%	63.40%
富邦網路基金	21.37%	-28.92%	62.29%
華南永昌前瞻科技基金	4.47%	-43.47%	74.21%
匯豐龍騰電子基金	3.48%	-43.46%	74.11%
新光創新科技基金	6.34%	-42.50%	74.56%
聯邦精選科技基金	24.35%	-35.55%	85.47%
統一奔騰基金	53.28%	-27.67%	97.29%
德信數位時代基金	82.51%	-19.79%	113.17%
群益創新科技基金	50.54%	-33.99%	110.33%
德銀遠東 DWS 科技基金	39.69%	-29.84%	83.79%
復華數位經濟	52.24%	-18.78%	75.11%
安多利高科技基金	-6.55%	-9.36%	4.02%
台新 2000 高科技基金	38.69%	-20.76%	64.92%
寶來矽谷基金	30.90%	-24.41%	63.58%
德盛科技大壩基金	35.08%	-39.11%	104.91%
景順台灣科技基金	27.79%	-41.21%	104.42%
電子類指數	18.78%	-41.29%	87.51%
台股加權指數	38.85%	-31.52%	89.80%
台灣 50 指數	25.76%	-34.10%	77.75%
中型 100 指數	15.30%	-47.80%	103.80%
本研究之投資組合策略	334.10%	30.05%	208.77%

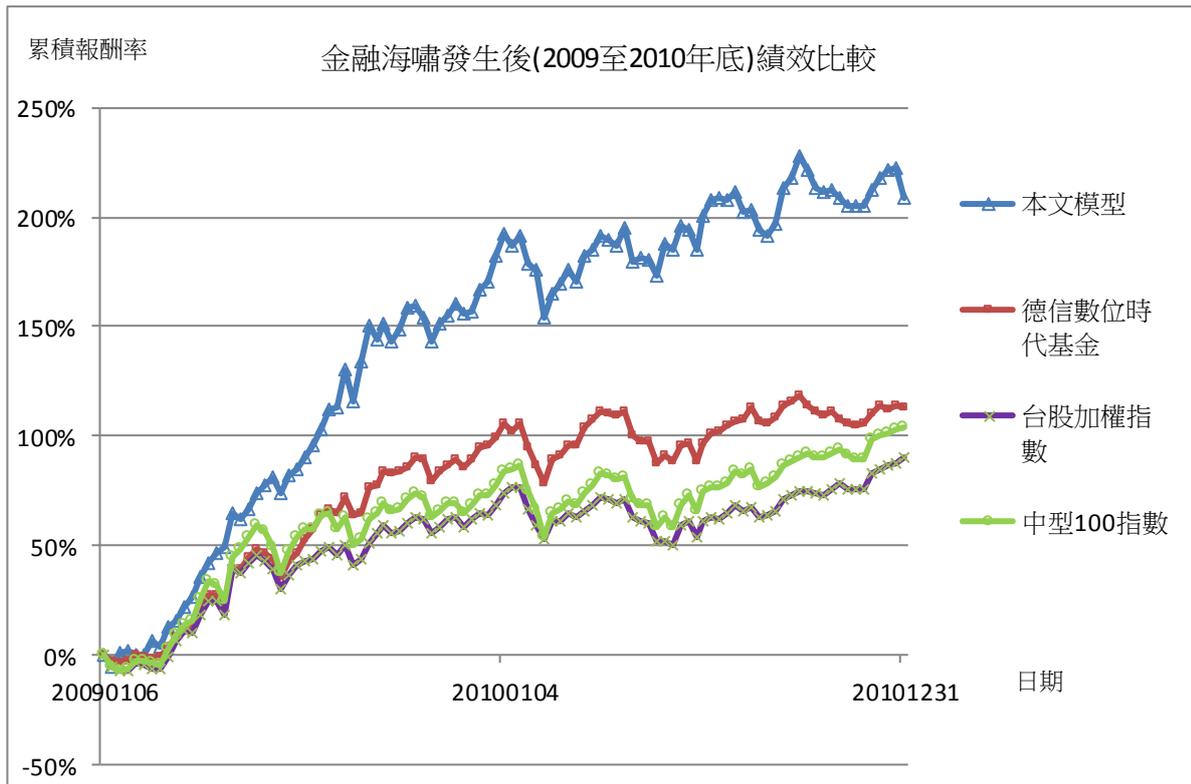
上述 23 檔基金中，全樣本時段(2006 至 2010 年)累積報酬率最高者為德信數位時代基金(82.51%)，金融海嘯發生前至發生中(2006 至 2008 年底)累積報酬率最高者為安多利高科技基金(-9.36%)；金融海嘯發生後(2009 至 2010 年底)累積報酬率最高者為德信數位時代基金(113.17%)。以下為比較各時段投資績效之圖，僅列出各期間績效表現為第一名之基金做為標的俾便繪圖。



圖三 全樣本期間(2006 至 2010 年)績效比較



圖四 金融海嘯發生前至發生中(2006 至 2008 年)績效比較



圖五 金融海嘯發生後(2009 至 2010 年)績效比較

圖三、圖四、圖五別為全樣本時段(2006 至 2010 年)、金融海嘯發生前至發生中(2006 至 2008 年底)及金融海嘯發生後(2009 至 2010 年底)的績效比較。由圖四可發現，由於 2008 年金融海嘯發生，因此在該年所有基金均大幅回檔，甚至累積投資報酬率為負值，本研究之投資組合策略之報酬率雖也自高點拉回，但仍可將報酬率維持在正報酬，相對而言大盤指數早已腰斬至將近一半。圖五顯示金融海嘯發生之後，市場進入強勁復甦期，市場指數及基金皆大幅上揚，本研究之投資報酬率則遠超過市場指數及基金的表現。由上述結果顯示：不論是由全樣本期間、金融海嘯發生前至發生中，或金融海嘯發生後，本研究之投資策略之績效均超越該期間第一名的科技型基金。

### 三、基金評鑑指標之測試

為進一步檢視本研究投資組合績效表現的程度及所承受之風險，本研究挑選出各個期間績效表現在前五名之基金（金融海嘯發生前至發生中(2006-2008)：累積報酬率前五名為安多利高科技基金、復華數位經濟基金、德

信數位時代基金、台新 2000 高科技基金、寶來矽谷基金；金融海嘯發生後(2009-2010)：累積報酬率前五名為德信數位時代基金、群益創新科技基金、德盛科技大壩基金、景順台灣科技基金、統一奔騰基金；其中德信數位時代基金兩段期間皆排入前五名，故共計為 9 檔），依一般常用的基金評鑑指標，包括 Jensen, Treynor 及 Sharpe 之方法進行績效評鑑。各評鑑方法說明如下：

### (一) 簡森指標(Jensen Index)

用以衡量基金績效超過其承擔市場風險所應得報酬之部分。

$$\alpha_p = \overline{R}_i - \left[ \overline{R}_f + \beta_i (\overline{R}_m - \overline{R}_f) \right]$$

$\overline{R}_i$ ：該基金過去一年之平均月報酬率。

$\overline{R}_f$ ：平均無風險報酬率。

$\overline{R}_m$ ：市場平均報酬率。

### (二) 夏普指標(Sharpe Index)

為一經風險調整後之績效指標，用以衡量每單位總風險之溢酬，若為正值，代表基金承擔報酬率波動風險有正的回饋；若是負值，代表承受風險但報酬率卻不如無風險利率。

$$\text{Sharpe Index} = \frac{R_i - R_f}{\sigma_i}$$

$\sigma_i$  = 報酬率標準差， $R_f$  = 無風險報酬率

### (三) 崔納指標(Treynor Index)

用以衡量承擔每單位市場風險( $\beta$  係數)所得之溢酬。

$$T_p = \frac{\overline{R}_i - \overline{R}_f}{\beta_i}$$

無風險利率則採用臺灣銀行三個月期的存款利率，結果顯示如表六。就 Jensen 指標而言，本研究所採用之策略，具有正的超額報酬，且達 99%之顯著

水準；其餘基金之 t 值均不顯著。另外，就 Treynor 及 Sharpe 評鑑，本研究之投資策略，單位總風險(或系統風險下)，均較其他基金具有較大的風險溢酬，顯示以本文所採用之投資策略，在樣本期間內，確實比其他電子類股基金具有較為優異的表現。

表六 以 Jensen, Treynor 及 Sharpe 指標進行績效評鑑

基金名稱	Jensen	Treynor	Sharpe
本文模型	0.254 (2.87)***	0.3863	0.0763
安多利高科技基金	-0.051 (-0.573)	0.0303	0.006
復華數位經濟基金	0.028 (0.632)	0.1291	0.0381
德信數位時代基金	0.064 (1.425)	0.169	0.0491
台新 2000 高科技基金	0.014 (0.223)	0.1124	0.0292
寶來矽谷基金	0.003 (0.046)	0.0997	0.0244
群益創新科技基金	0.029 (0.428)	0.1255	0.0291
德盛科技大壩基金	0.008 (0.126)	0.1049	0.0268
景順台灣科技基金	-0.006 (-0.092)	0.0904	0.0222
統一奔騰基金	0.032 (0.503)	0.1298	0.0315

( )內為 t 值。\*\*\*表示 99%顯著水準

## 伍・結論與研究限制

本研究以臺灣中型 100 指數中之電子類股為樣本，利用技術面以及籌碼面做為變數，並使用類神經網路之方式預測未來股價，再以由平均數－變異數

(mean-variance) 法則決定最佳資金配重。最後透過與市場上同類型之證券投資信託基金比較績效，結果如下：

1. 運用類神經網路方式預測股價時，其預測股價之能力加上使用平均數－變異數法則選擇投資組合之權重，使得本研究之投資組合報酬率明顯的優於市場上其他同類型之基金；另外，就 Jensen, Treynor 及 Sharpe 評鑑指標而言，本研究所採用之策略，均較其他基金具有較大的風險溢酬，顯示以本文所採用之投資策略，在樣本期間內，確實比其他電子類股基金具有較為優異的表現。
2. 本研究在 Markowitz(1952) 的平均數－變異數(mean-variance)的標準下決定投資權重，基於穩健原則考量，採取預期報酬率最低，變異數最低之權重為投資之依據，此種風險較低的保守策略，而績效仍顯著優於大盤及其他同類型基金，顯示本研究之操作策略，具有穩健性。
3. 就全樣本期間(2006~2010 年)樣本而言，本研究之投資績效顯著優於其他基金及相關市場指數(包括電子類指數、台股加權指數、台灣 50 指數、中型 100 指數等)；在金融海嘯發生前及發生中(2006~2008 年底)，市場進入空頭時期，所有基金及市場指數均大幅回檔，甚至累積投資報酬率為負值，本研究之投資組合策略之報酬率雖也自高點拉回，但仍可將報酬率維持在正報酬；由此可見，進入空頭市場時，本研究之實證方法仍然可以擊敗相同類型投資標的基金。
4. 在金融海嘯發生後(2009~2010 年)，市場進入強勁復甦期時，市場指數及各基金皆大幅上揚，本研究之投資報酬率則遠超過市場指數及各基金的表現，顯示當市場進入多頭時期，本文之投資組合策略可發揮出較優異的選股特性，使得報酬率達到最佳化。
5. 楊凱榮 (2012) 的研究指出，中型 100 成分股不具弱式效率，代表技術分析具有參考價值；本文所採用之投資組合策略，將技術分析資料作為類神經網路之學習資訊，而可取得較佳的報酬率，符合楊凱榮 (2012) 的研究結論，顯示本文除了實務投資上之應用之外，也可延伸具有學術上的貢獻。

此外，本文所述之操作策略，可能會受到下列研究限制：

1. 在買賣成交之設定上，本文之交易策略採取每五個交易日進出場一次，每五日於開盤時將所有持股全數賣出，同時重新進行買進動作；而買進係依據類神經網路評估，出現個股買進訊息(即預測的  $t+1$  期股價高於第  $t+1$  期之開盤價)時進行。買入及賣出係假設為皆可成交；惟若遇到流動性風險較高的期間時(例如金融海嘯所導致的經濟衰退期間)，個股可能因為流動性不足而無法成交，將造成對本文投資策略的限制。
2. 本研究所運用作為類神經網路之學習資料，其中有關三大法人買賣超數量等籌碼面訊息，亦可能在流動性風險較高的期間時，會有效果不佳而導致命中率降低的情況，而影響本研究投資組合之操作績效。

## 參考文獻

- 左杰官、簡旭生，「植基於類神經網路之自動化規則庫建構應用於台灣電子公司股票報酬率暨股東權益報酬率預測之研究」，財務金融學刊，第十七卷第一期，2009年3月，173-195頁。
- 巫和懋、許智翔，「交易量在預測內部交易機率與技術分析的訊息價值」，經濟論文，第三十八卷第二期，2010年6月，211-244頁。
- 李旻璟，「三大法人籌碼面對台灣 50 基金成分股報酬率的影響」，輔仁大學金融與國際企業學系碩士論文，2012年6月。
- 李顯儀、吳幸姬，「技術分析資訊對共同基金從眾行為的影響」，臺大管理論叢，第二十卷第一期，2009年12月，227-260頁。
- 林文修、陳仕哲，「遺傳演算法在台灣股價趨勢轉折點與波動訊號捕捉之應用」，輔仁管理評論，第二十二卷第三期，2015年9月，1-34頁。
- 林萍珍，「投資分析含 Matlab 應用、類神經網路與遺傳演算法模型」，台北：新陸書局，2008年。
- 邱登裕、徐廣銘，「股市投資決策模式之建構與個股買賣時機之探討」，資訊管理學報，第十五卷第一期，2008年1月，73-96頁。
- 邱登裕、陳天賞、潘雅真，「使用改良式倒傳遞類神經網路／科西機器以及基因演算法來建立有效率之類神經網路以預測台灣電子股價加權指數」，財務金融學刊，第十六卷第四期，2008年12月，209-241頁。
- 范聖培，「三大法人之買賣超行為對股價短期報酬之研究」，國立中央大學財務金融學系在職專班碩士論文，2014年。

- 連立川、葉怡成，「以遺傳神經網路建構台灣股市買賣決策系統之研究」，資訊管理學報，第十五卷第一期，2008 年 1 月，29-51 頁。
- 許溪南、何怡滿、張瓊如，「KD 與 MA 技術指標在避險時機之應用：以台指選擇權為例」，輔仁管理評論，第十九卷第一期，2012 年 1 月，27-46 頁。
- 許詠鈞，「台灣股市技術分析實證研究之文獻回顧—以 MA、KD、RSI、MACD 指標為例」，亞洲大學財務金融學系在職專班碩士論文，2015 年 6 月。
- 莊瑞珠、陳秀淋、陳能靜，「影響匯率反轉因素之分析：未預期總體訊息與技術指標」，輔仁管理評論，第十九卷第一期，2012 年 1 月，27-46 頁。
- 詹淑慧、王嘉隆，「分類迴歸樹於亞洲股票市場獲利能力之研究」，輔仁管理評論，第十四卷第一期，2007 年 1 月，41-59 頁。
- 葉怡成，「類神經網路模式應用與實作」，台北：儒林書局，2006 年。
- 楊凱榮，「濾嘴法則檢測台股市場效率性之實證研究」，淡江大學財務金融學系在職專班碩士論文，2012 年 6 月。
- 薛龍進，「台灣股市股價指數報酬率與三大法人買賣超互動關係之實證研究」，國立中山大學經濟學研究所碩士論文，2009 年 6 月。
- 蕭朝興、王子湄、黃常和，「台灣股市投資人交易動態效果之分析」，交大管理學報，第二十九卷第一期，2009 年，41-78 頁。
- Allen, F. and Karjalainen, R., "Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules," *Journal of Financial Economics* 51, 1999, pp.245-271
- Bohan, J., "Relative Strength: Further Positive Evidence", *Journal of Portfolio Management* 7(3), 1981, pp. 36-39.
- Brock, W., Lakonishok J. and LeBaron, B., "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns", *Journal of Finance* 47, 1992, pp. 1731-1764.
- Chen, J.-H., Chang, T.-T., Ho, C.-R., and Diaz, J. F., "Grey Relational Analysis and Neural Network Forecasting of REIT returns", *Quantitative Finance* 14(11), 2014, pp. 2033-2044.
- Dorms, W. G., "Market Timing as an Investment Policy", *Financial Analysts Journal* 45(1), 1989 Jan/Feb, pp. 73-77.
- Levy, R. A., "Relative Strength as a Criteria for Investment Selection", *Journal of Finance* 22(4), 1967, pp. 595-610.
- Markowitz, H., "Portfolio Selection". *Journal of Finance* 7, 1952, pp. 77-91.
- Sharpe, W. F., "Likely Gains from Market Timing", *Financial Analysts Journal* 31(2), 1975 Mar/Apr, pp. 60-69.
- Sy, W., "Market Timing: Is it a Folly?", *Journal of Portfolio Management* 16(4), 1990 summer, pp. 11-16.

# An Empirical Study of Neural Network Portfolio Strategy: Evidence from Taiwan Mid-Cap 100 Index Electronic Stocks

CHIA-WU LU, CHIH-HSUAN LIN\*

## ABSTRACT

This study constructs investment portfolio by employing neural network methodologies, which are used to predict stock price with technical analysis indexes and institutional investors' net trading volume. We use the electronic stocks in the FTSE TWSE Taiwan Mid-Cap 100 Index during 2006-2010 as a sample. Mean-Variance rules are employed to decide the weights of capital allocation. Our strategy can make a five-year cumulative return 334.1%, equivalent to annually 34.13%. Appraising by the three major methods (Jensen, Treynor and Sharpe), our strategy performs better than other similar type mutual funds in Taiwan market during the sample period, whether before or after the financial tsunami.

Keywords: Back Propagation Neural Network, Portfolio, Technical Analysis

---

\* Chia-Wu Lu, Assistant Professor, Department of Finance and Cooperative Management, National Taipei University. Chih-Hsuan Lin, Master of Finance, Providence University; Senior Sales Representative, Kao (Taiwan) Corporation.