

基因演算法演化交易策略在股票買賣點的預測

邱寬旭

真理大學工管理與經營資訊學系 副教授

kschiu@email.au.edu.tw

摘要

本研究探討使用基因演算法演化交易策略在股票買賣點的決定。基因演算法演化類神經網路的權重、停損點和停利點。基因演算法通常使用二進位的染色體，本研究使用浮點數的染色體。浮點數的使用保有最短的界限長度（每個變數只用一個），如此可防止交換和突變對染色體的破壞。

實驗結果驗證基因演算法演化交易策略能有效和穩定的做出股票買賣的決定。

關鍵詞：股價預測、類神經網路、基因演算法、交易策略

Abstract

This paper discusses the use of genetic algorithms (GAs) to evolve the trading strategies for making stock buy and sell decisions. Genetic algorithms evolve the weights for neural networks as well as the parameters for the stop-loss points and the stop-gain points. The GAs usually use binary chromosomes for coding solutions. This paper proposes using floating-point chromosomes. This coding provides schemata of shortest defining length, one for each parameter, which prevents disruption by crossover and mutation.

The experimental results show that the evolutionary trading strategies are both effective and robust for making stock buy and sell decisions.

Keywords: Stock Price Forecasting, Neural Networks, Genetic Algorithms, Trading Strategies.

1. 前言

買賣股票是一種高風險的投資，在幾個月內甚至短短幾週，股價相差往往可以由數成到數倍計算。以最近發生的金融海嘯和不景氣，很多股價由百元以上跌至 30 元左右的不在少數。而在這波空頭走勢之前，很多股票也由數

十元漲至百元以上。在此誘因之下，投資人趨之若鶩。如能在低價時買進，而在高價時賣出，獲利必定可觀。相對的，若是投資時機不對，慘遭套牢也是常有的事。

因此，理性的投資者常使用技術分析和基本分析方法，增加獲利機率和降低投資風險。技術分析是根據過去和現在的統計資訊，如證券的供需、市場價格和交易數量，對於證券價格發展趨勢作出預測，作為投資人何時買賣股票的參考。基本分析則是著重於整體投資環境，如影響證券價格的政治、經濟、和行業動態，以及各個公司的營運狀況、財務結構、業務發展等因素進行分析，以作為投資人選擇股票的依據。由於技術分析已普遍成為股票買賣時的參考，只採用一種技術指標分析，並不能很正確的預測股價走向，若是同時使用多種技術指標，當技術指標的買賣訊號相異時，投資者往往無所適從。而基本分析牽涉因素太廣，股價往往提前反應，應用並不容易。

因此本研究探討使用基因演算法演化類神經網路、停損點、和停利點，以幫投資者作出更客觀的投資決策。

本研究分為五部分，第二部分為文獻探討，第三部分為研究方法，第四部分為實驗設計與結果，最後一部分為結論。

2. 文獻探討

效率市場假設(Efficient Market Hypothesis, EMH) 是指市場中所有可能影響股票漲跌的因素都能即時且完全反應在股票漲跌上面，Fama 依市場效率性質提出弱式(weak form)、半強式(semi-strong form)、及強式(strong form)三種形式[1][2][3]。

1. 弱勢效率市場假設

目前股票價格已充分反應過去股票價格所提供各項資訊。此市場資訊包括股票的歷史價格、報酬率和交易量等。所以，投資人無法運用各種方法對過去股票價格進行分析，再利用分析結果來預測未來股票價格，投資者無法再利用過去資訊來獲得超額報酬。所以，弱勢效率越高，若以過去價量為基礎的技術分析來

進行預測效果將會十分不準確。

2. 半強勢效率市場假設

目前股票價格已充分反應於所有公開資訊上，這些公開資訊包括弱式效率市場所反映的市場價量資訊以及非市場資訊(如股利分配公告、本益比、財務資料、總體新聞事件、政治事件)。所以，投資人無法利用情報分析結果來進行股票價格預測而獲取超額報酬。亦即技術分析和基本分析預測股票價格是徒勞無功。

3. 強勢效率市場假設

目前股票價格充分反應了所有已公開和未公開(內線消息)的所有資訊。雖然資訊未公開，但投資者能利用各種管道來獲得資訊，因此，未公開的消息，實際上是已公開的資訊且已反應於股票價格上。此種情形下，投資者也無法因擁有某些股票內幕消息而獲取超額報酬。

然而也有很多的投資者使用歷史資料作為買入和賣出股票的依據，這些投資者將歷史料轉換成圖形或技術指標的形式表示，用以預測未來股票價格的走勢和變化程度，作為買賣股票的依據。近年來更有許多的研究，利用人工智慧的方法根據這些技術指標，用以預測股價的買賣點。這些常用的人工智慧的方法有類神經網路和模糊理論，或結合基因演算法進行分析[4][5][6][7][8]。

股票市場很容易受到國際股市、政治、及經濟等等的影響，突發的事件，會立即反應到當日的股價，因此停損點及停利點的設定是很重要的。而前述的研究使用的技術指標，根據的是歷史資料，即使使用這些指標來訓練類神經網路，由於技術指標對突發事件反應慢，且經常發生鈍化，使用類神經網路來決定買賣點，對詭譎多變的股票市場，獲利並不容易。

因此，本研究假設股票市場有時是理性，有時不是理性，探討以基因演算法演化類神經網路、停損點、和停利點，類神經網路專注於買點的決定，使用停損點和停利點來減少損失和確保獲利。

3. 研究方法

類神經網路和基因演算法是本研究使用的兩個主要方法，下面四個小節將簡單介紹這兩個方法、兩者的結合、以及本研究使用的方法。

3.1 類神經網路

類神經網路是模擬生物神經系統的一種電腦模式，這種電腦模式是由許多的處理單元(Processing Units)所組成，處理單元又被稱之為神經細胞(Neurons)，每個處理單元之間有不同強度權重(Weights)互相連結。圖1為一類神經元，其架構適足以模擬一生物神經細胞。類神經網路可被建立在特殊的硬體(電腦晶片)或是由軟體模擬。

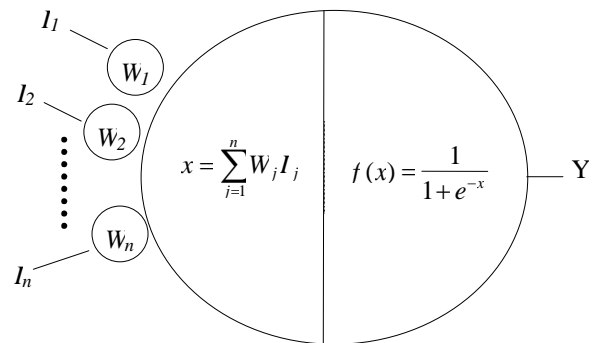


圖1 類神經元 (Artificial Neuron)

在圖1中，輸入訊號乘以權重(Weights)後傳入神經元，然後所有輸入到神經元的訊號加總在一起，而加總結果稱為神經元作用程度(Activation Level)，此一作用值(Activation)再經由一非線性的函數(Sigmoid function)產生神經元輸出。

生物腦神經系統具有學習的能力，例如幼兒可經由學習而辨識文數字。為了模擬此一特性，類神經網路使用學習策略。學習(Learning)就是調整Weights為適當的權重的過程，學習的目的即在尋找適當的Weights以便將輸入訊號對映到適當的輸出。三種廣泛被使用的學習策略為：

1. 監督式學習 (Supervised Learning)
2. 非監督式學習 (Unsupervised Learning)
3. 增強式學習 (Reinforcement Learning)

監督式學習利用一組輸入和期望的輸出訓練範例，輸入的訊號傳入神經元並產生神經元輸出(如圖1所示)，而期望的輸出值和神經元輸出的差異則被用來調整Weights，這種需用到期望輸出值來達到學習的目的，稱之監督式學習。

非監督式學習則不需要期望輸出值，學習的過程只要輸入值，此種類神經網路根據輸入值之間的相似性分類，以達到學習的目的。

增強式學習則是介於前兩者之間，這種學習方法和非監督式學習一樣，並無期望輸出值，但卻有一個訊號值可指出網路的成功與否，這種嘗試錯誤法學習 (Trial-and-Error) 是根據網路的表現回饋值[9][10][11]。本研究使用增強式學習。

3.2 基因演算法

基因演算法是一種模擬生物進化的搜尋方法，該方法將欲搜尋的問題解答編碼成染色體 (通常是固定長度的字串)，染色體又被稱之為個體 (individual)，基因演算法隨機產生個體初始值，這些個體的集合稱之為個體群 (population)。

使用者需定義一些可量化的評估準則來模擬生物進化的環境，在個體群中的每一個染色體在解碼之後，經由這些可量化的準則評估，而給予一個數字代表該個體在該模擬生物進化的環境中的適應程度 (fitness)。

然後，基因演算法使用三個操作程序：選擇 (selection)、交換 (crossover)、和突變 (mutation)。選擇是一種再製程序，個體會被選取和複製 (根據 fitness 值)，此一程序模擬物競天擇。

而個體被選取的方法也有很多種，美國 University of Michigan 的 Holland 教授所提出的 fitness-proportionate selection 是最簡單的方法之一。該方法根據個體的 fitness 相對於整體 fitness 值的比例選取個體。此方法使個體期望被選取的次數能夠相對於個體在 population 中的表現，所以高 fitness 值的個體有更多被選取的機會，反之，低 fitness 值的個體更有可能消失。

交換程序根據是否交換的機率 (crossover rate) 決定是否將選擇出的隨機配對個體 (上一代)，進行交換配對染色體中的基因 (部分字串)。突變程序根據是否突變的機率 (mutation rate)，通常此機率的值很小，隨機改變或重新產生基因。

在經過基因演算法的三個操作程序，新的個體群產生，稱之為一代 (generation)。這些在隨機產生個體群之後步驟 (三個操作程序) 會一直重覆，直到符合結束的條件，固定跑幾代是最常用的結束條件之一 [12]。圖 2 為基因演算法的虛擬碼。

```

begin GA
  g:=0 { generation counter }
  Initialize population P(g)
  Evaluate P(g) { compute individuals'
fitness values }
  while not satisfy the stop conditions do
    g:=g+1
    Select P(g) from P(g-1)
    Crossover P(g)
    Mutate P(g)
    Evaluate P(g)
  end while
end GA
    
```

圖 2 基因演算法虛擬碼

3.3 基因演算法演化類神經網路

最早使用遺傳演算法演化類神經網路權重的應用是 Montana 和 Davis [13]，他們把它用在海底音波的偵測和分析。之後有許多的應用使用此一方法，相關介紹的文章可參考 [14][15]。

圖 3 為一簡單的染色體解碼成類神經網路的例子，該染色體使用浮點數，共有六個基因。要將染色體解碼成類神經網路的權重，染色體中的基因按順序被讀取而成為權重，該權重順序由輸出層到輸入層 (本例不考慮偏移權重 - bias)。遺傳演算法以三個操作程序 (selection、crossover、和 mutation) 演化取代倒傳遞的學習法，而類神經網路則根據該網路的表現，並將該表現量化傳回給遺傳演算法，成為原染色體的 fitness。

染色體 (0.2 -0.6 0.4 -0.3 -0.5 0.7)

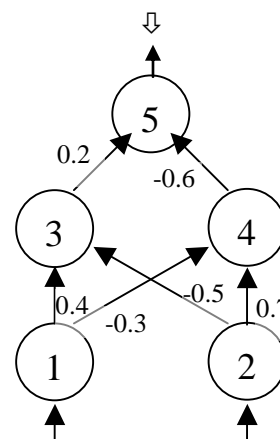


圖 3 染色體解碼為類神經網路的權重

3.4 基因演算法演化交易策略

股票的買點和賣點決定了獲利或虧損。買對了時間點，必須賣對了適當的價位才能確保獲利；反之，買錯了時間點，也必須設定停損點，才能減少虧損。股票市場詭譎多變，買點、停利、和停損是三個確保獲利和減少虧損的重要關鍵。

本研究使用倒傳遞類神經網路架構來決定買點。股價的走勢大致分為三類：上升趨勢、盤整、和下降趨勢。如能在上升趨勢買進股票，獲利的機會較盤整及下降趨勢為大。移動平均線是最常被用來判斷股價的走勢，而在多次的實驗，本研究使用前五日股價走勢的斜率（即每日開盤、最高、最低、和收盤價的平均，和前日平均的比），其結果優於使用移動平均線。因此，類神經網路使用前 5 日股價走勢的斜率為 5 個輸入變數，而輸出變數使用兩個神經元：一個決定買，一個決定不買。只要買的神經元輸出大於不買，如果目前未持有該股，則以開盤價買入。圖 4 為本研究使用的類神經網路架構，隱藏層使用 3 個神經元。

賣點的決定則使用停利點和停損點，這兩個點的設定使用下列 3 個變數：

1. 停損點百分比
2. 停利點門檻值百分比
3. 停利點百分比

停損點百分比為一以買入價為基準的百分比，買入價乘以該百分比，只要開盤價低於此價即以開盤價賣出。停利點門檻值百分比為一個以買入價為基準的百分比，只要股價漲幅(以買入價為基準)超過該百分比，即根據停利點百分比設定停利點。停利點百分比為以最高價為基準的一個百分比，只要開盤價跌幅低於該百分比(以最高價為基準)即賣出。

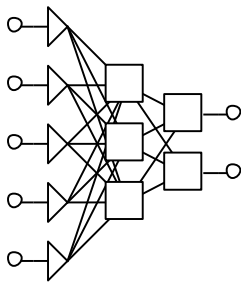


圖 4 類神經網路架構

基因演算法中染色體的編碼使用浮點數，將上述圖 4 類神經網路架構中的權重及停利點和停損點使用的 3 個變數編碼為染色體。使用股價的歷史資料模擬，並計算交易成本(手續費和證交稅)，統計賺和賠的次數，以賺的次數扣除賠的次數為 fitness value。

4. 實驗設計與結果

4.1 實驗資料與資料期間

實驗使用的股票為摩台股（摩根士丹利資本國際公司 MSCI 成分股）中的 10 支股票（表 1）。

表 1 研究使用的 10 支股票

| 股票代號 | 股票名稱 | 股票代號 | 股票名稱 |
|------|------|------|------|
| 1101 | 台泥 | 2301 | 光寶科 |
| 1102 | 亞泥 | 2308 | 台達電 |
| 1216 | 統一 | 2311 | 日月光 |
| 1301 | 台塑 | 2317 | 鴻海 |
| 1303 | 南亞 | 2325 | 矽品 |

資料蒐集期間為 2000 年 1 月 4 日至 2007 年 12 月 31 日之調整後(還原權息)日資料，將資料分為兩部分：訓練資料和測試資料。基因演算法使用訓練資料演化類神經網路的權重、停損點、和停利點。經過固定代數演化之後，取出最優的染色體，並解碼為類神經網路的權重、停損點、和停利點的交易策略。之後，使用測試資料模擬，並計算賺賠次數及獲利(或虧損)。

本研究使用移動視窗法 (Moving windows) [16]，將資料切成三個期間，每個期間包含訓練資料和測試資料，訓練資料期間為 3 年，測試資料期間為 3 年。表 2 為三個期間的區間：

表 2 實驗資料的期間

| 期間 | 訓練期間 | | 測試期間 | |
|----|----------|------------|----------|------------|
| | 開始 | 結束 | 開始 | 結束 |
| 1 | 2000/1/4 | 2002/12/31 | 2003/1/2 | 2005/12/30 |
| 2 | 2001/1/2 | 2003/12/31 | 2004/1/2 | 2006/12/29 |
| 3 | 2002/1/2 | 2004/12/31 | 2005/1/3 | 2007/12/31 |

4.2 實驗設計

由於本研究必需使用基因演算法、類神經網路、和模擬交易的軟體，使用的基因演算法軟體為 SUGAL, The Sudnerland Genetic Algorithms Library [17]，類神經網路、股票買賣模擬軟體、以及和基因演算法結合的部分則以 C 語言開發。

基因演算法的 population size 和 generation 都為 100。染色體編碼使用浮點數的資料型態，此編碼的優點是一個浮點數代表一個基因，以避免 crossover 和 mutation 對基因的破壞，並增進收斂的速度及穩定性。為了避免基因演算法過早收斂 (premature convergence) 的問題，本研究使用 scale normalization，參數值為 2.0，如此調整 fitness 的值，使得最好的個體和最差的個體的 fitness 為 2 倍。並使用 mutation decay，使突變在最初可以大幅改變基因的值，並逐代減少改變幅度。並將每代最佳的個體保留 (elitism)。

基因演算法從產生個體到三大處理程序 (selection、crossover、和 mutation) 的發生機率等等，都是靠亂數隨機產生，為了客觀起見，每個期間的程式執行各為 5 次，實驗結果為 5 次的平均值。

4.3 實驗結果

實驗分為三個期間，每個期間資料又分為訓練資料和測試資料，實驗結果的統計資料為使用訓練完成的類神經網路、停損和停利點，根據測試資料決定買和賣，統計了每支股票的交易次數、賺的次數、賠的次數、每股總獲利、手續費和證交稅、及每股的平均持有成本 (買入成本)，結果分述於下列二小節：獲利率分析和投資報酬率分析。

4.3.1 獲利率分析

期間 1 實驗結果如表 3 所示，該交易次數、賺的次數、賠的次數為執行 5 次程式結果的平均。交易次數 1 次的計算為買進之後並且賣出。賺賠的定義為賣出股價減去買入股價，並扣除買賣的手續費和證交稅，若為正數，賺的次數加 1；若為負，則賠的次數加 1。

表 3 中，鴻海的獲利率最高，5 次執行結果平均為 94.5% (37.6/39.8)，統一最低為 79.9%，10 支股票平均獲利率為 88.8%。

表 3 期間 1 股票賺賠次數

| 股票 | 交易次數 | 賺的次數 | 賠的次數 |
|----------|------|------|------|
| 1101 台泥 | 35.2 | 32.8 | 2.4 |
| 1102 亞泥 | 34.0 | 29.0 | 5.0 |
| 1216 統一 | 30.8 | 24.6 | 6.2 |
| 1301 台塑 | 18.8 | 17.4 | 1.4 |
| 1303 南亞 | 21.6 | 19.8 | 1.8 |
| 2301 光寶科 | 26.0 | 23.2 | 2.8 |
| 2308 台達電 | 32.2 | 29.6 | 2.6 |
| 2311 日月光 | 40.0 | 33.4 | 6.6 |
| 2317 鴻海 | 39.8 | 37.6 | 2.2 |
| 2325 矽品 | 41.6 | 36.0 | 5.6 |

期間 2 實驗結果如表 4 所示，南亞獲利率最高，5 次執行結果平均為 95.4% (16.6/17.4)，日月光最低為 82.3%，10 支股票平均獲利率為 88.4%。

表 4 期間 2 股票賺賠次數

| 股票 | 交易次數 | 賺的次數 | 賠的次數 |
|----------|------|------|------|
| 1101 台泥 | 40.4 | 35.2 | 5.2 |
| 1102 亞泥 | 38.4 | 33.6 | 4.8 |
| 1216 統一 | 38.6 | 33.8 | 4.8 |
| 1301 台塑 | 18.2 | 16.8 | 1.4 |
| 1303 南亞 | 17.4 | 16.6 | 0.8 |
| 2301 光寶科 | 29.6 | 25.4 | 4.2 |
| 2308 台達電 | 35.0 | 31.8 | 3.2 |
| 2311 日月光 | 43.0 | 35.4 | 7.6 |
| 2317 鴻海 | 44.8 | 41.2 | 3.6 |
| 2325 矽品 | 48.4 | 40.0 | 8.4 |

期間 3 實驗結果如表 5 所示，南亞獲利率最高，5 次執行結果平均為 91.9% (27.4/29.8)，日月光最低為 81.8%，10 支股票平均獲利率為 85.5%。

表 5 期間 3 股票賺賠次數

| 股票 | 交易次數 | 賺的次數 | 賠的次數 |
|----------|------|------|------|
| 1101 台泥 | 45.8 | 39.4 | 6.4 |
| 1102 亞泥 | 40.4 | 34.8 | 5.6 |
| 1216 統一 | 50.6 | 41.6 | 9.0 |
| 1301 台塑 | 26.2 | 23.8 | 2.4 |
| 1303 南亞 | 29.8 | 27.4 | 2.4 |
| 2301 光寶科 | 32.8 | 27.4 | 5.4 |
| 2308 台達電 | 41.6 | 35.0 | 6.6 |

| | | | |
|----------|------|------|-----|
| 2311 日月光 | 51.6 | 42.2 | 9.4 |
| 2317 鴻海 | 49.6 | 42.0 | 7.6 |
| 2325 矽品 | 60.2 | 50.4 | 9.8 |

4.3.2 投資報酬率分析

投資報酬率實驗結果如表 6 所示，其中總獲利、手續費及證交稅、和每股持有成本是以一張股票計算，因一張股票為一千股，所以它們的單位是千元。總獲利為該股票在該期間（測試期間）所有的交易獲利（或虧損），即每次賣出該股票的價錢減去買入時的價錢、手續費及證交稅的總和。手續費及證交稅包括買入時的手續費千分之 1.425，和賣出股票時的手續費千分之 1.425 和證交稅千分之 3。每股持有成本為在測試期間，平均買入該股票的價格。

表 6 中所示，矽品的投資報酬率最高，5 次執行結果平均為 116.3% ($\frac{25.47-4.44}{18.09}$)，台塑最低為 31.4%，10 支股票平均報酬率為 61.5%。

表 6 期間 1 股票獲利

| 股票 | 總獲利 | 手續費及稅 | 每股持有成本 |
|----------|-------|-------|--------|
| 1101 台泥 | 10.96 | 2.46 | 12.04 |
| 1102 亞泥 | 7.29 | 1.96 | 9.89 |
| 1216 統一 | 6.71 | 2.02 | 11.18 |
| 1301 台塑 | 13.44 | 3.49 | 31.68 |
| 1303 南亞 | 15.47 | 3.11 | 24.47 |
| 2301 光寶科 | 18.87 | 4.83 | 31.71 |
| 2308 台達電 | 28.39 | 5.89 | 31.60 |
| 2311 日月光 | 11.06 | 3.90 | 16.65 |
| 2317 鴻海 | 68.26 | 13.67 | 59.18 |
| 2325 矽品 | 25.47 | 4.44 | 18.09 |

期間 2 實驗結果如表 7 中所示，統一的投資報酬率最高，5 次執行結果平均為 98.2% ($\frac{20.51-3.83}{16.98}$)，日月光最低為 14.1%，10 支股票平均報酬率為 60.4%。

表 7 期間 2 股票獲利

| 股票 | 總獲利 | 手續費及稅 | 每股持有成本 |
|----------|--------|-------|--------|
| 1101 台泥 | 15.46 | 3.98 | 16.94 |
| 1102 亞泥 | 14.58 | 3.28 | 14.74 |
| 1216 統一 | 20.51 | 3.83 | 16.98 |
| 1301 台塑 | 12.26 | 3.82 | 36.21 |
| 1303 南亞 | 15.65 | 3.50 | 35.15 |
| 2301 光寶科 | 15.40 | 6.47 | 37.77 |
| 2308 台達電 | 51.57 | 9.54 | 46.24 |
| 2311 日月光 | 7.91 | 5.07 | 20.18 |
| 2317 鴻海 | 111.70 | 24.09 | 92.16 |
| 2325 矽品 | 26.92 | 7.09 | 24.84 |

期間 3 實驗結果如表 8 中所示，亞泥的投資報酬率最高，5 次執行結果平均為 85.2% ($\frac{28.28-6.18}{25.93}$)，光寶科最低為 9.9%，10 支股票平均報酬率為 57.3%。

表 8 期間 3 股票獲利

| 股票 | 總獲利 | 手續費及稅 | 每股持有成本 |
|----------|-------|-------|--------|
| 1101 台泥 | 28.14 | 7.43 | 27.64 |
| 1102 亞泥 | 28.28 | 6.18 | 25.93 |
| 1216 統一 | 20.08 | 7.00 | 23.82 |
| 1301 台塑 | 48.14 | 8.81 | 57.30 |
| 1303 南亞 | 42.48 | 9.43 | 53.71 |
| 2301 光寶科 | 12.64 | 8.41 | 42.64 |
| 2308 台達電 | 69.57 | 18.43 | 74.88 |
| 2311 日月光 | 14.23 | 7.10 | 23.42 |
| 2317 鴻海 | 85.77 | 37.74 | 128.28 |
| 2325 矽品 | 42.52 | 12.89 | 36.41 |

5. 結論

買賣股票是一種高風險的投資，因為股票市場很容易受到國際股市、政治、及經濟等等的影響，突發的事件，會立即反應到當日的股價，因此停損點及停利點的設定是很重要的。

本研究假設股票市場有時是理性，有時不是理性，探討以基因演算法演化類神經網路、停損點、和停利點，類神經網路專注於買點的決定，使用停損點和停利點來減少損失和確保獲利。實驗結果證明此方法可幫助投資者作出更客觀的投資決策，其獲利率平均可達 85% 到 89%，即每次的買賣扣除手續費和證交稅，獲利的機會有 85% 以上。而三年的平均投資報酬率也介於 51% 到 61% 之間。

參考文獻

- [1] 徐中琦, *投資學*, 滄海書局, 2007。
- [2] 謝劍平, *投資學—基本原理與實務*, 智勝文化事業有限公司, 2008。
- [3] Fama, E. F. "Efficient Capital Market: A Review of Theory and Empirical Work," *Journal of Finance*, Vol. 25, pp. 607-636, 1970.
- [4] Chang, P., Liu, C. "A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction," *Expert Systems With Applications*, Vol. 34, Issue 1, pp. 135-144, 2008.
- [5] Liu, J., Kwong, R. "Automatic extraction and identification of chart patterns towards financial forecast," *Applied Soft Computing Journal*, Vol. 7, Issue 4, pp. 1197-1208, 2007.
- [6] Tsang, P., Kwok, P., Choy, S., ...etc., "Design and implementation of NN5 for Hong Kong stock price forecasting," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 20, Issue 4, pp. 453-461, 2007.
- [7] Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M., Takeoka, M., "Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks," *International Joint Conference on Neural Network*, Vol. 1, pp. 1-6, 1990.
- [8] Kim, K. "Artificial neural networks with evolutionary instance selection for financial forecasting," *Expert Systems With Applications*, Vol. 30, Issue 3, pp. 519-526, 2006.
- [9] Beale, R. and Jackson, T. *Neural Computing, an Introduction*, Adam Hilger, IOP Publishing Ltd: Bristol, 1990.
- [10] Chiu, K. *Adaptive Optimization of Intelligent Flow Control*, Ph.D. Thesis, School of Computing, Engineering and Technology, University of Sunderland, 1999.
- [11] Haykin, S. *Neural Networks: a Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, London, 1994.
- [12] Goldberg, D. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [13] Montana, D. and Davis, L. "Training Feedforward Neural Networks using Genetic Algorithms," *Proceedings of Eleventh International Joint Conference on Artificial Intelligence*, San Mateo, CA, Morgan Kaufmann, pp. 762-767, 1989.
- [14] Schaffer, J. and Whitley, (ed.) *Proceeding of the Int'l Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks (COGANN-92)*, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, CA, 1992.
- [15] Yao, X. and Liu, Y. "Towards Designing Artificial Neural Networks by Evolution," *Applied Mathematics and Computation*, pp. 83-90, 1998.
- [16] Skabar, A., Cloete, I. "Neural networks, financial trading and the efficient markets hypothesis," *Proceedings of the Australian Computer Science Conference*, Vol. 4, pp. 241-249, 2002.
- [17] Hunter, A. "Crossing Over Genetic Algorithms: The Sugal Generalised GA," *Journal of Heuristics*, Vol. 4, No. 2, pp. 179-192, July 1998.