

遺傳演算法在捕捉股票波動訊號之應用

林文修¹ 陳仕哲² 林聖庭³

1.輔仁大學資訊管理學系 wslin1949@gmail.com

2.神坊資訊公司 orgman.chen@orgman.idv.tw

3.國立雲林科技大學財務金融研究所 spy111054@hotmail.com

摘要

在瞬息萬變的股票市場，如何協助投資人捕捉進場買賣股票訊號與建立風險控制，以及投資策略的設計成為重要的研究議題。但是，根據行為財務相關研究證實，投資人經常存在過度自信(Overconfidence)與處置效應(Disposition Effect)的現象，闡述投資人的非理性投資行為。因此，本研究運用遺傳演算法(Genetic Algorithms, GA)的智慧型與程式交易本質，建構一個台股波動訊號發現模型，期望能祛除投資人不理性的投資行為，藉以提升投資報酬與降低風險。本研究創新設計二個階段GA模型，第一階段以GA捕捉股價反轉點的最適技術指標組合，第二階段以第一階段為基礎建構發掘每個技術指標不同的「權重」，而權重可用來作為買進或賣出的資金分配運用。根據實驗結果歸納結論如下：(1) 本研究設計的模型具有追蹤股價波動的能力。本研究模組在現貨或融資融券買賣策略，都比買進持有報酬率高，尤其在空頭市場特別明顯。(2) 在空頭市場，每隔投資期間並不全然是正的報酬，但虧損會比買進持有來得少，可見本研究模組具風險控制的能力。(3) 本研究模組在投資策略的應用上，以融資融券投資策略的報酬率較高。(4) 本研究採用技術指標的「相對」數值與「權重」，可以充分達到高報酬率與風險控制的目標。

關鍵詞：遺傳演算法、技術分析、投資策略

遺傳演算法在捕捉股票波動訊號之應用

1.前言

任何一種投資工具都有其風險與報酬。當然，股票具有高報酬率及高風險的特質。由於股票市場常受到國際金融、市場消息、政府政策、公司營收等因素影響，而且影響因素是複雜多樣化，容易造成股價波動，難以預測未來走勢。許多專家建立各類分析預測模型與方法，希望能藉由技術分析與技術指標等分析工具，來協助投資活動。

金融市場的投資人進行投資決策時，經常存在過度自信(Overconfidence)與處置效應(Disposition Effect)的現象，證實投資人的非理性投資行為(Gervais and Odean, 2001;Chuang and Lee, 2006)。Daniel et al.(1998)與Odean(1998)發現市場中有些投資人，對於公開訊息(public information)與私有訊息(private information)存在不同的反應。研究發現這些投資人會高估自我的私有訊息準確度，這即是過度自信投資人的特徵之一。Shefrin and Statman (1985)認為投資人奢願意實現損失而傾向於繼續持有股票，以等待股價反彈。他們亦指出處分效果的發生，是受到投資人的自尊心，與害怕後悔的情緒所影響。Statman et al.(2006)使用VAR模型來對過度自信與處分效果所造成之交易進行分離，發現投資人會同時受到過度自信與處分效果之影響。

在台灣與中國的投資人是否存在有限理性、處置效應與過度自信的非理性投資行為？趙學軍和王永巨(2001)對中國股市的"處置效應"進行了實證研究，他們的結論是，中國的投資者更加傾向於賣出盈利股票，繼續持有虧損股票，而且這種傾向比國外投資者更為嚴重。台灣股市投資人確實存在有過度自信(Overconfidence)之傾向，並且容易受市場環境之影響，當為多頭市場時，過度自信情形會更為嚴重(翁慈青，2004；袁正大，2006；甘斐任，2008)。在以市值為風險大小之衡量標準下，過度自信投資者並不一定會傾向於持有風險性較高之個股。除了過度自信外，台灣股市投資人亦存在有顯著之處分效果(Disposition Effect)。因此，如何消除投資人過度自信與處分效應的影響，卻除非理性的投資行為，是近年重要的研究議題。

技術分析工具一般統稱為「技術指標」，以瞭解和預測市場的變化，運籌帷幄。不同的技術指標能夠為投資者提供寶貴的買進賣出訊號，而這些正是研判股票趨勢以及進出場的依據。目前有關於這方面的研究為數不少，看似容易，其實是一門學問。技術指標的操作，因人而異，往往投資人被各種技術指標，彼此之間所出現的買進賣出訊號互相矛盾有所困惑。其二，國內有關技術指標與實證數據，組合較為單純與主觀，而採用指標數量，無法真正組合出最適的股票買賣交易規則，並且有系統的應

用於國內證卷市場上。其三，技術指標的門檻值是否為符合市場的多變性與投資之適應性？

在學術與實務上，常採用技術指標與判斷式的組合，技術指標值常使用絕對的值，例如 K 值符合 85 以上是賣出訊號，但實際上，技術指標是波動的，如果 K 值要符合 85 以上，在一個波動循環下出現的次數不多，難道 K 值在 85 以下就無法賣出嗎？或是 K 值在 84 時也不能賣出嗎？以往的文獻，常採用“AND”“OR”的布林判斷式來輔助串連多個技術指標，如果符合“AND”條件的技術指標就是必要的技術指標，如果符合“OR”條件的技術指標，可以視為非必要的技術指標。據此，判斷式“AND”的條件太嚴苛，判斷式“OR”的條件又太寬鬆。但是，如何提供投資者容易使用與準確性高的投資模組，來判斷股票買賣時機，成為本研究的主要動機。

在投資領域中，人工智慧的技術，已佔有一席之地，以遺傳演算法 (Genetic Algorithm, GA) 作為建模技術較多。本研究即是以 GA，以發展最佳的投資交易規則，據此分別購買進、賣出之推論；以符合市場交易之多變性與投資環境之適應性，產生高額的投資報酬。

綜觀上述，本研究為了改良過去 GA 設計的一些瑕疵，在 GA 的基因編碼，加入「量」的技術指標，同時採用技術指標值與其平均線值的「相對值」，亦即技術指標與其平均線的差值。技術指標的組合依據股價波動的反轉點，經過遺傳演算法訓練後，建立一個善於捕捉買進與賣出訊號的模型；並將“AND”“OR”的判斷式改以「權重」的方式，賦予各技術指標不同權重，作為買進與賣出的資金分配依據，期望能提升擇時的準確度並且提高交易報酬。

2.文獻探討

2.1 技術分析

所謂的技術分析，是指對證券市場的市場行為所作的分析，其特點是透過對市場過去和現在的行為，應用數學和邏輯上的方法，歸納總結一些典型的行為，從而預測證券市場未來的變化趨勢（陳共等人，2001）。技術分析是以價、量、時及市場寬幅（漲跌家數）來選擇買賣時機，另外也可同時應用基本面、市場面來研判投資時機（杜金龍，2008）。

Kimoto and Asakawa(1990)運用東京股價指數在 1987 年至 1988 年之資料，以股價、成交量、多項技術指標及一些總體經濟變數作為類神經網路的輸入變數，以買賣策略為輸出變數，並與買進持有策略之報酬作一比較，結果優於買進持有策略。Armano(2005)提出一個新的時間序列預測架構，將預測活動整合基因及類神經技術，此架構包含專家系統，每一個都包含了選擇（監控）及分類或預測的功能，使用基因演算法做分類，再使用技術指標做為前饋式類神經網路的輸入變數，針對 COMIT 及 S&P500 指數做預測。

楊孟龍(2000)整合擇時、選股、資金配置和交易策略等處理股市投資的四大議題，以擇時及選股兩種模型選出下期的操作標的，改善單一股票預測的策略，並依照倒傳遞類神經網路強度決定投入或減少資金，並依照手中的多、空單情況，來決定是否加碼或進行買賣，實驗結果顯示能有效提高預測的正確率和投資報酬。

陳應慶(2004)以台股加權股價指數做為研究對象，利用 6 日 RSI、MACD、DIF 以及 DIF-MACD 之值做為輸入變數，利用波段尋找股價及各項技術指標之局部及全面最小值，作為切入買進最佳時機，證明技術指標可以得到超額報酬。傅光萬(2004)應用遺傳程式規劃(Genetic Programming, GP)建構技術指標之交易規則，研究使用 RSI、KD、MACD、BIAS、PSY、MA 等 11 個技術指標，在部分交易規則中以模糊數處理，而由 GP 演化之能力產生各種買賣訊號。

劉明漲(2006)以隨機指標(KD)、指數平滑異同移動平均線(MACD)、相對強弱指標(RSI)及能量潮(OBV)指標，所建構單一指標及雙指標等交易法則，並以上市電子類股 10 檔股票為標的進行實際操作測試，主要目的仍欲分析在四種不同技術指標搭配之下，所形成雙指標交易法則，並且在不同計算參數值設定下能否有效提升操作績效。

綜合以上所述，文獻最常使用有 KD、RSI、MACD、BSI、W%R、PSY 等技術指標，再配合遺傳演算法(GA)、遺傳程式規劃(GP)、類神經網路等人工智慧技術，都可以得到不錯的報酬率。本研究篩選出常用而且在文獻中所使用過的技術指標，採用隨機指標 KD、MACD、W%R、RSI，以上的技術指標都屬於「價」的技術指標，本研究再加入「量」的技術指標—波動難易度(Ease Of Movement, EOM)，讓技術指標不再只偏重「價」的分析，也可以有「量」的分析。

2.2 遺傳演算法

遺傳演算法(GA)是由 John Holland 在 1975 年時首度發表的，根據達爾文的「進論」中的概念：適者生存，不適者淘汰，物種藉由不斷的演化而產生最適合生存的物種。遺傳演算法即是由此出發，模擬自然界的演化方式，尋找既定問題的最佳解(Holland, 1975)。實驗證明，遺傳演算法是一個兼具數與效能的搜尋方法，且可廣泛地應用在許多的問題。

遺傳演算法在結合選擇(selection)、複製(reproduce)、交配(crossover)、突變(mutation)等機制後，讓這些表面上看似都是隨機選取的動作，具備強大搜尋能力，能夠解決許多非線性問題，目前已經廣為應用於許多領域，如財務決策和投資決策問題(Bauer, 1988; Xia, 2000; Orito, 2001; 王憶珍, 2007; 劉金宜, 2009)，Goldberg 則利用遺傳演算法作為機器學習辨識系統的處理機制，而經濟學家更利用遺傳演算法來作時間序列的預測(Goldberg, 1989)。

因此，本研究應用 GA 建構一個捕捉股票波動訊號的模組，期望能準確

地捕捉股票的反轉訊號，進行買賣決策的依據，進而提升投資績效。

2.3 遺傳演算法相關研究

Bauer(1988)，將遺傳演算法運用於股票的資產轉換策略搜尋上，所採用的資料為美國 S&P500 基金的資料。根據研究，在 2^{120} 種可能的投資策略中，執行 50 次的投資模擬，發現其平均報酬率為 94.5%。

Xia (2000) 提出一投資組合選擇模型，透過預測證券期望報酬率的排名，使用 GA 最大化投資組合績效目標。適應函數則由投資組合報酬率、風險因子兩個變數加權組合而成。其實證結果顯示，使用此模型所得到之投資組合績效，較傳統投資組合分析佳。

Orito(2001)將遺傳演算法應用於指數基金投資組合(Index fund portfolio)的選股上。該研究將東京股市中與大盤相關程度較高的前 1100 支股票，分成 9 組股票集合作為選股標的，目的是尋找相關程度最大且風險最小的投資組合。其實證結果顯示，透過 GA 每日動態選取指數基金投資組合的績效，較固定成份的組合佳。

江吉雄(2002)，運用遺傳演算法將選股策略及擇時策略進行整合，建立一套新的投資策略模式，以輔助投資人進行決策。其將遺傳演算法之編碼分為兩部份，分別為選股策略之制定及擇時策略之制定。並且其適應函數之設定上，同時考慮報酬與風險兩項因素，以期望在降低風險的同時，也可以獲得不錯之報酬。結果指出，同時考慮兩項投資策略時，可降低其投資風險，並且能獲得擊敗大盤的投資報酬率。

楊千霈(2003)，提出整合式投資策略，運用遺傳演算法將選股策略、擇時策略及資金配置策略三項進行整合，進行整合式投資策略，結果發現，整合式價值投資策略，可打破傳統效率市場的限制，獲致超額報酬。而遺傳演算法在建構投資策略的應用上，可在短時間內找出令人滿意的解答，並且具有高度的穩健性，代表遺傳演算法在投資領域上有相當佳的優越性。

林晏秀(2004)，使用遺傳演算法，對於股票價格的反轉點以及反轉幅度進行預測，期望藉由資訊科技的輔助搜尋出反轉點的規則特徵，並利用找出的規則特徵進行交易，由研究結果顯示，反轉點出現前，的確有一些跡象可循，但要在前一天預測出來十分不易，有較大的機會是出現在兩天內。

綜上所述，相關文獻都將擇時、選股或資金配置策略，納入遺傳演算法染色體編碼中，皆可得到不錯的報酬績效。例如林晏秀(2004)藉由反轉點的規則特徵來進行交易，並未加入資金配置策略，容易造成投資的風險。因此，本研究除了擇時策略，亦加入資金配置策略，然後根據技術指標的重要性給予權重，最後再依權重做買賣的資金配置。本研究也同時採用「現貨」與「融資融券」操作策略，以符合現實的股票買賣操作，有別於文獻僅使用單一買賣操作策略。

3. 研究方法

3.1 預測模型流程

本研究可以分成兩階段，第一階段是利用遺傳演算法找出最適的技術指標數值，在第二階段是改變各技術指標的「權重」，由遺傳演算法找出最適的權重值，再結合第一階段的最適的技術指標數值，可以計算投資報酬率。此時最適的技術指標數值與最適的權重值，可以作為投資人在買賣時的參考，預測模型如圖 1。

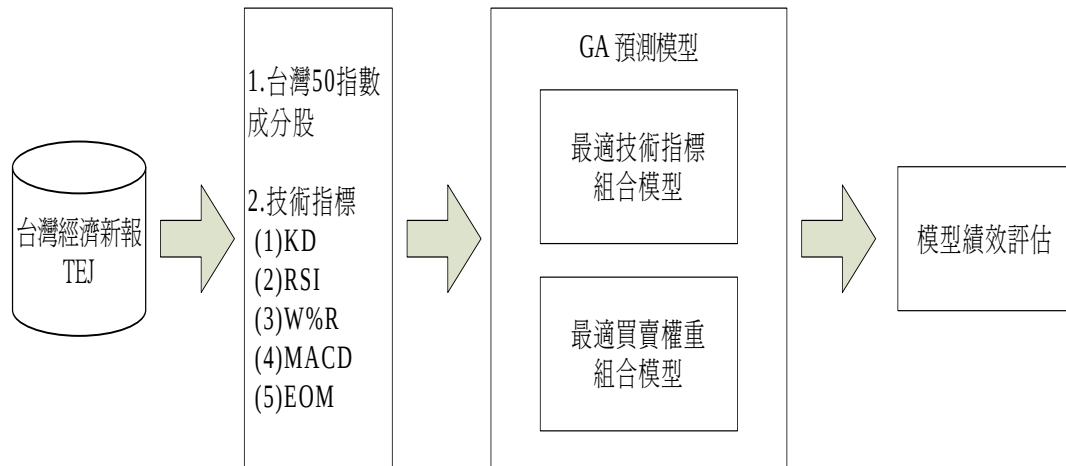


圖 1：預測模型

3.2 股價反轉點定義與篩選

林晏秀(2004)研究發現反轉點的發生在預測的兩日內，發生機率比較高。因此，我們先篩選出股價呈現連續下跌二天或股價呈現連續上漲二天的交易日，再預測兩日內可能發生上漲或下跌。

所謂股價反轉點的定義，就是當股價呈現連續下跌二天，第三、四天呈現連續上漲的情況，我們視為股價反轉向上點出現。相反的，當股價呈現連續上漲二天，第三、四天呈現連續下跌的情況，我們視為股價反轉向下點出現，例如圖 2，股價 P_3 分別為波段的反轉向上點與反轉向下點。

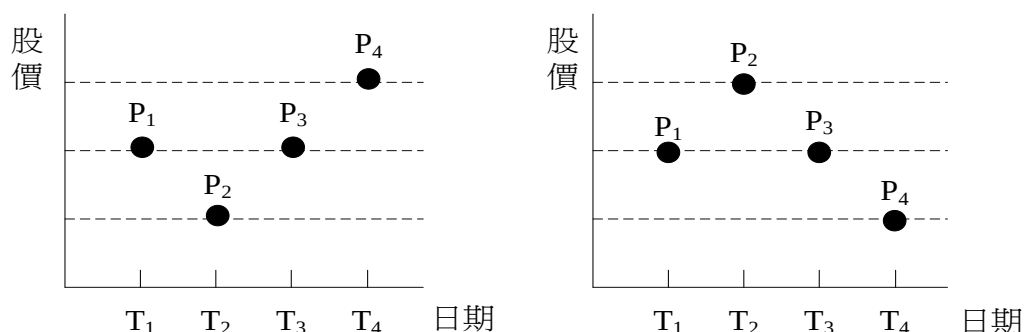


圖 2：股價反轉點圖解

在股價的反轉向上點的預測，可以圖 2 來說明。本研究定義 P_2 的股價必須小於等於 P_3 與 P_4 的股價， P_2 的股價必須小於 P_1 的股價，以公式 1 表

示：

$$(P_2 < P_1) \cap (P_2 \leq P_3) \cap (P_2 \leq P_4) \dots\dots\dots (1)$$

在股價的反轉向下點預測，本研究定義 P_2 的股價必須大於等於 P_3 與 P_4 的股價，而 P_2 的股價必須大於 P_1 的股價，以公式 2 表示：

$$(P_2 > P_1) \cap (P_2 \geq P_3) \cap (P_2 \geq P_4) \dots\dots\dots (2)$$

總之，本研究交易日的技術指標，除了技術指標符合遺傳演算法的基因外，交易日的股價也必須符合公式 1 與公式 2。

3.3 第一階段 GA 編碼

本研究的 GA 架構設計，分為兩個階段(圖 3)。第一階段，利用 GA 產生每個技術指標的最適解；第二階段，應用第一階段的 GA 技術指標最適解為基礎，加入買賣權重的區塊編碼(block coding)，組成新的 GA 編碼產生買賣權重的最適解。

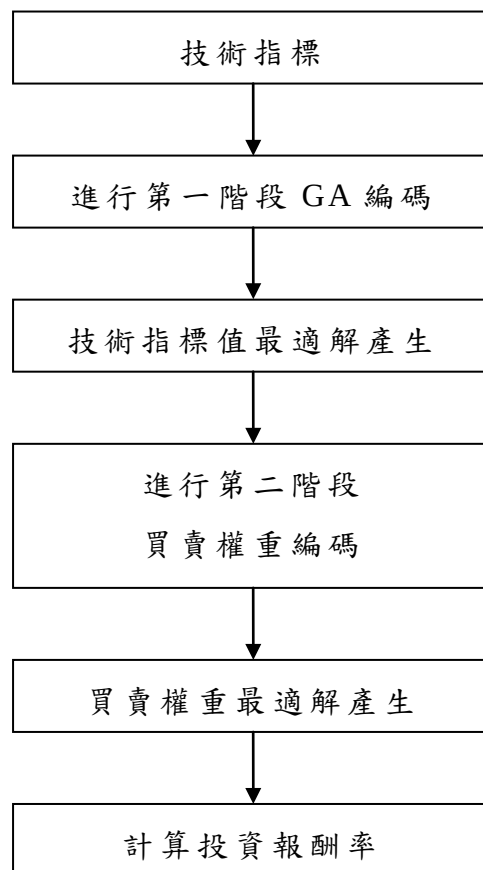


圖 3：遺傳演算法處理兩階段流程

第一階段的 GA 以實數編碼(real number coding)為主，並設計出一套有用的染色體。染色體使用的技術指標分別為 9 日 D 值、9 日 K 值、9 日 W%R、14 日 RSI、12 日 MACD b%，以及 10 日 EOM。染色體中的技術指標可以分成二部分，分別為「反轉向上點規則」與「反轉向下點規則」兩個區塊

(block)，詳細編碼如圖 4 所示。

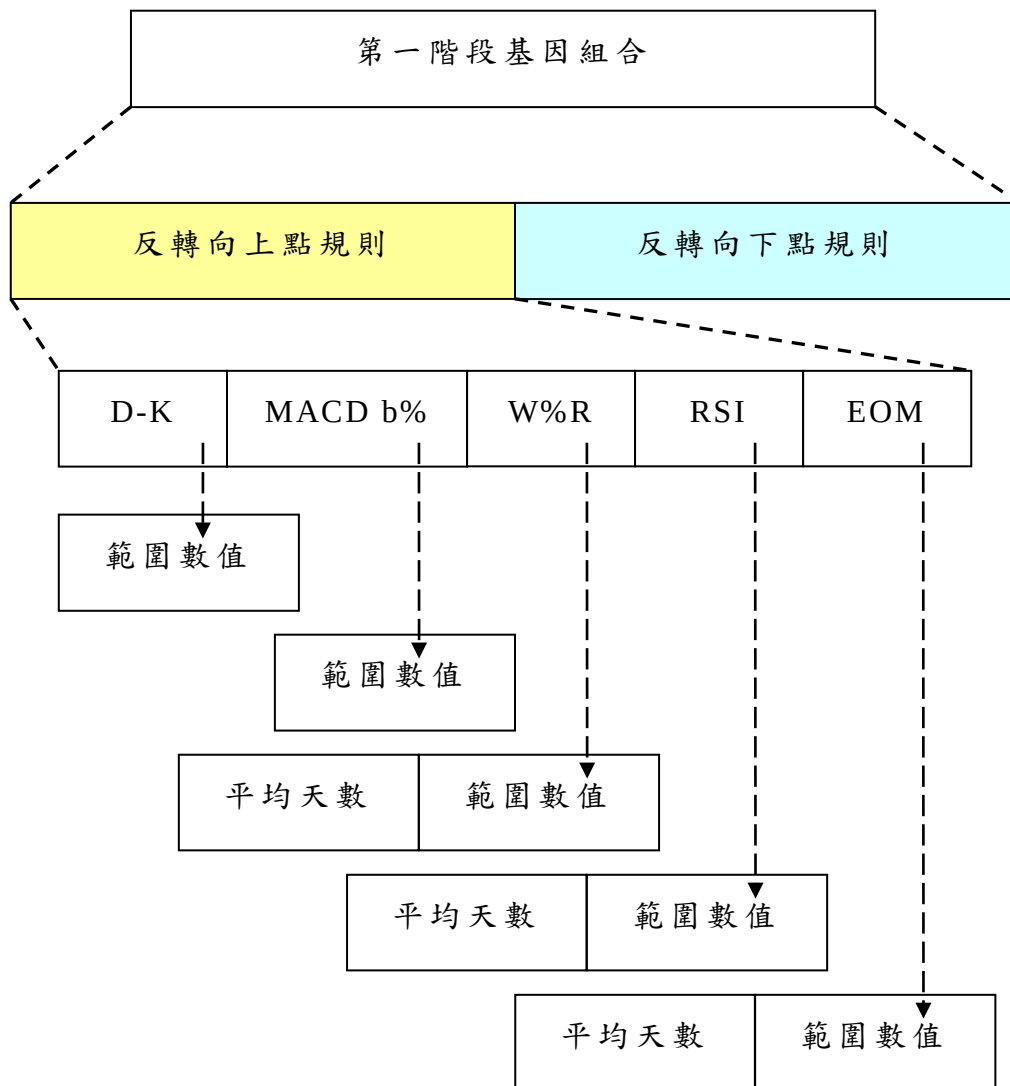


圖 4：第一階段基因編碼架構

本研究採用的五種技術指標，其內涵與規則皆不同，分別詳述如下：

1. D 值指標與 K 值指標規則：

將 D 值指標數值減去 K 值指標數值，用差值來表示 K 值指標數值與 D 值指標數值的關係，我們使用 1bit 來代表 D 值指標數值減去 K 值指標數值，它位於反轉向上點規則中，「範圍數值」是 0~100，在反轉向下點規則中，「範圍數值」則是 -100~0。

2. MACD b%規則：

由於 DEM 值指標數值減去 DIF 值指標數值後，數值範圍過大，本研究將相減後的值再除以 DEM 值指標數值，以百分比值用來表示 DEM 值指標數值與 DIF 值指標數值的關係。此外，使用 1bit 來代表 DEM 值指標數值減去 DIF 值指標數值，它位於反轉向上點規則中，「範圍數值」是 0~100，在反轉向下點規則中，「範圍數值」則是 -100~0。

3. 威廉指標規則：

我們使用 1bit 代表威廉指標「平均天數」(共分為 5 日、6 日、7 日、8 日、9 日)，數值範圍是 0~5。另外反轉向上點規則區塊中使用 1bit，「範圍數值」是 0~100，在反轉向下點規則中，「數值範圍」則分布在 -100~0。

4. RSI 指標規則：

使用 1bit 來代表 RSI 指標「平均天數」(共分為 6 日、7 日、8 日、9 日、10 日)，數值範圍是 0~5。另外在反轉向上點規則區塊中使用 1bit，「範圍數值」是 0~100，在反轉向下點規則中，「範圍數值」是 -100~0。

5. EOM 指標規則：

使用 1bit 來代表 EOM 指標「平均天數」(3 日、4 日、5 日、6 日、7 日)，數值由 0~5。另外使用 1bit 在反轉向上點規則中，「範圍數值」由 0~100，在反轉向下點規則中，「範圍數值」由 -100~0。

第一階段 GA 的適應函數 設計如下：

$$f(H_k, T_i, E_j) = \frac{\sum_{k=0}^l H_k + 1}{\sum_{i=0}^n T_i + \sum_{j=0}^m E_j} \dots\dots\dots (3)$$

H_k 為正確預測出二日內股價會上漲(下跌)的次數， T_i 為預測的次數， E_j 為符合技術指標範圍值，但是二日內股價未上漲(下跌)，此適應函數值越大者越好。

3.4 第二階段買賣權重編碼

在第二階段的 GA 基因編碼設計，請見圖 5。所有基因的買進權重與賣出權重總和各為 100，為了避免買進或賣出權重偏向單一技術指標，本研究限定單一指標的最大買進或賣出權重為 50，「天期」基因代表 n 天前的技術指標，如果符合第一階段最適解，則買進權重或賣出權重加倍計算，但是最後買進權重或賣出權重總和不可以超過 100。各別的基因規則描述如下：

1. D 值指標與 K 值指標規則：

使用 1bit 基因來代表「權重」數值，數值由 0~50。「天期」使用 1bit 基因，代表 n 天前符合第一階段最適解，n 的範圍是 1 天到 3 天。

2. MACD b%規則：

使用 1bit 基因來代表「權重」數值，數值由 0~50。「天期」使用 1bit 基因，代表 n 天前符合第一階段最適解，n 的範圍是 1 天到 3 天。

3. 威廉指標規則：

使用 1bit 基因來代表「權重」數值，數值由 0~50。「天期」使用 1bit 基因，代表 n 天前符合第一階段最適解，n 的範圍是 1 天到 3 天。

4. RSI 指標規則：

使用 1bit 基因來代表「權重」數值，數值由 0~50。「天期」使用 1bit 基因，代表 n 天前符合第一階段最適解，n 的範圍是 1 天到 3 天。

5. EOM 指標規則：

使用 1bit 基因來代表「權重」數值，數值由 0~50。「天期」使用 1bit 基因，代表 n 天前符合第一階段最適解，n 的範圍是 1 天到 3 天。

第二階段的 GA 以實數編碼(real number coding)為主，並結合第一階段的技術指標最適解，設計出一套染色體。染色體可以分成三部分，分別為「技術指標最適解」、「技術指標買進權重」與「技術指標賣出權重」，各技術指標買進權重（賣出權重）的值由遺傳演算法決定，如圖 5 所示。此外，第二階段採用「現貨」買賣策略與「融資融券」買賣策略，並給予不同的適應函數。

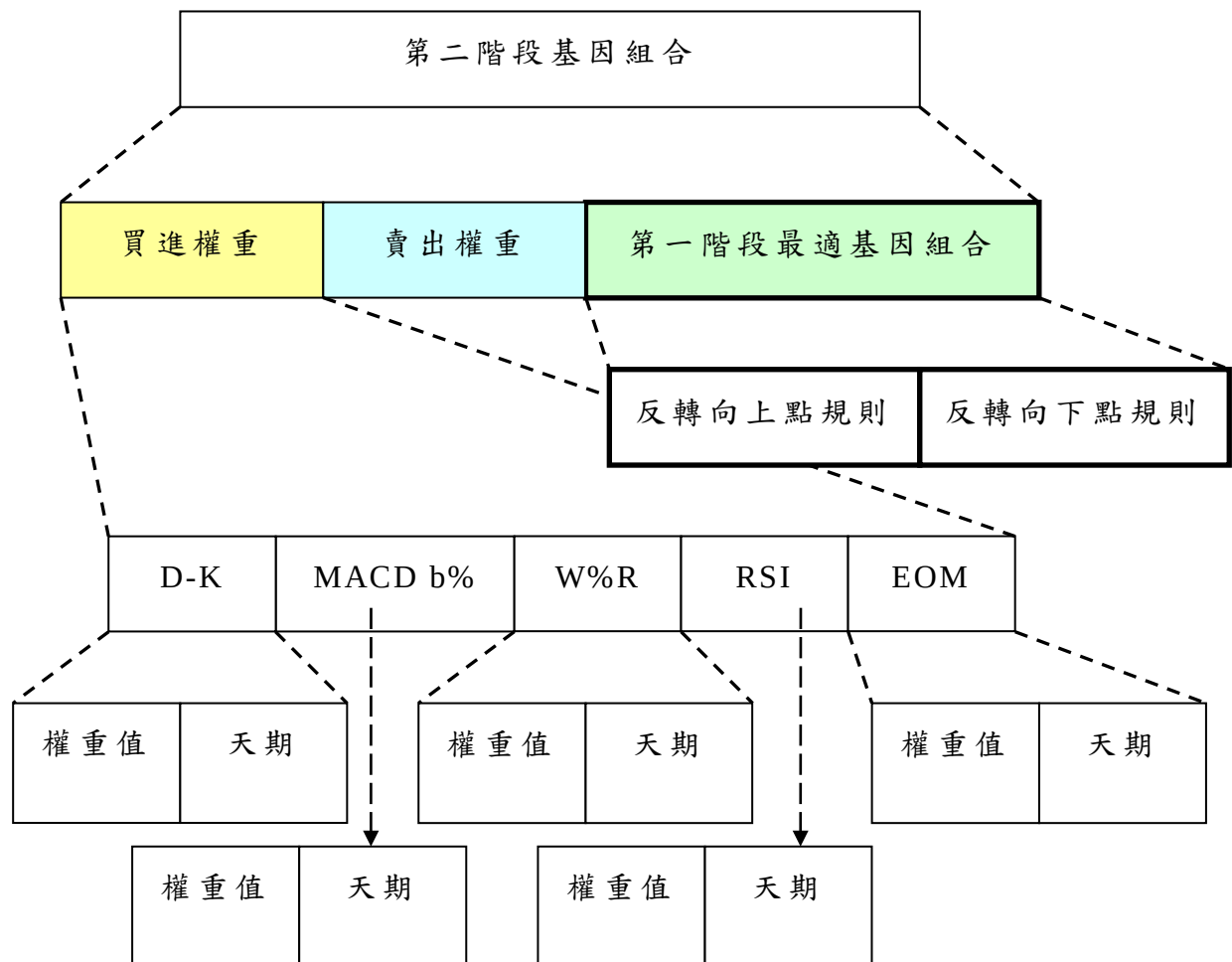


圖 5：第二階段基因編碼架構

第二階段的 GA 適應函數依照買賣策略不同，可以區分為「現貨」買賣策略的「適應函數一」，以及「融資融券」買賣策略的「適應函數二」。

依台灣證交所規定，台股在買進時交易手續費，是成交金額之千分之 1.425，賣出時交易手續費，是成交金額之千分之 1.425，賣出時證券交易稅，是成交金額之千分之 3。適應函數一的設計，乃求最大的累加報酬率，因此報酬率的公式如下：

$$\text{買入價金} = \text{買入成交價金} \times 1.001425$$

獲利 = 賣出成交價金 $\times 0.995575$ - 買入價金

$$\text{報酬率} = \frac{\text{獲利}}{\text{期初成本}} \times 100\% \dots\dots\dots (4)$$

3.5 買賣策略

本研究設計兩種買賣策略，進行實驗與評估。首先，定義手上持有資金 M ，持有股票張數 H ，買進與賣出的權重值為 X_1 與 X_2 。當買進訊號或賣出訊號權重總和為 100 時，則視為全部買進或賣出，如果不超過權重門檻值則部份買進或賣出。其次，每個交易日會檢查第一階段的技術指標最適解，如果交易日技術指標值符合反轉向上點規則的最適解，代表出現買進訊號。同樣地，如果交易日技術指標值符合反轉向下點規則的最適解，代表出現賣出訊號。

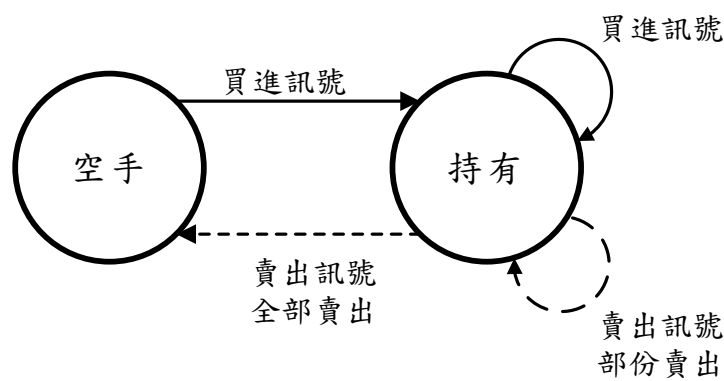


圖 6：買賣策略一示意圖

本研究買賣策略一將模擬現貨買賣方式，買賣策略示意圖如圖 6 所示。假設捕捉到買進訊號，當在「空手」狀態時，就會進行買入股票動作，轉換成「持有」狀態，買進的比率將依權重總和決定。假設權重總和 X_1 ，投入買進的資金為 $M \times \left(\frac{X_1}{100} \right)$ ，如果權重總和值 X_1 為 100，則投入買進的資金

為 $M \times \left(\frac{100}{100} \right)$ ，亦即全部資金買進股票。當在「持有」狀態時，捕捉到買進訊號，即進行加碼買入股票動作，將依照上述權重計算進行加碼股票的動作。

假設出現賣出訊號，當在「空手」狀態時，不會進行任何動作；當在「持有」狀態時，就會進行賣出股票動作，賣出的比率要依權重總和來決定。假設權重總和 X_2 ，賣出的股票數為 $H \times \left(\frac{X_2}{100} \right)$ ，狀態仍會在持有狀態。

如果權重總和 X_2 為 100，則賣出的股票數為 $H \times \left(\frac{100}{100} \right)$ ，即全數賣出股票，此時狀態會回到「空手」狀態。

本研究設定停利停損的機制。在「多單」或「空單」狀態，當損失超過 7%，隔日未出現賣出或買進訊號，則會強制停損出場；當獲利超過 20%，

隔日未出現賣出或買進訊號，則會強制停利出場。整理買賣策略一如表 1 所示。

表 1：買賣策略一

項次	狀態	買賣訊號	買賣策略
1	空手	買進	買進
2		賣出	無
3	持有	買進	加碼買進
4		賣出	賣出

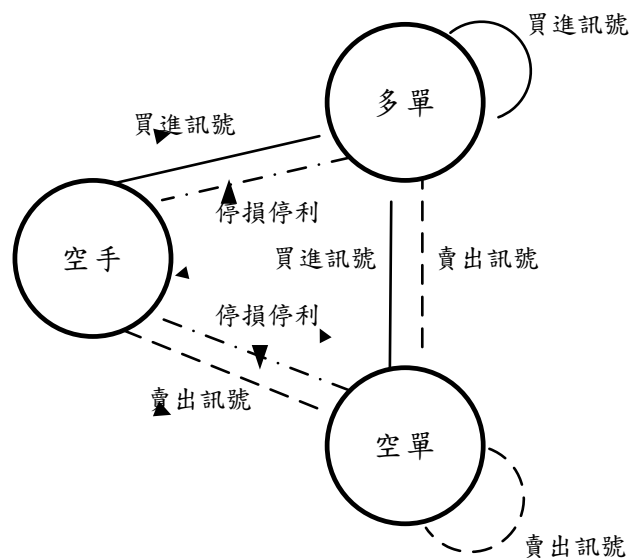


圖 7：買賣策略二示意圖

本研究買賣策略二將以模擬融資融券買賣方式，買賣策略如圖 7 所示。假設捕捉到買進訊號，當在「空手」狀態，就進行作多的動作，因此轉換成「多單」狀態，作多的資金比率依權重總和來決定。假設權重總和 X_1 ，投入的資金為 $M \times \left(\frac{X_1}{100} \right)$ ，如果權重總和 X_1 為 100，則投入的資金為 $M \times \left(\frac{100}{100} \right)$ ；當在「多單」狀態，出現買進訊號，就進行多單加碼動作，將依上述權重方式進行多單加碼的動作。當在「空單」狀態，則會賣出全部的空單，再依權重比例作多，因此轉換成「多單」狀態。

假設捕捉到賣出訊號時，若為「空手」狀態，則進行作空的動作，轉成「空單」狀態，作空的資金比率依權重總和來決定。假設權重總和 X_2 ，投入的資金為 $M \times \left(\frac{X_2}{100} \right)$ ，如果權重總和 X_2 為 100，則投入的資金為 $M \times \left(\frac{100}{100} \right)$ ；當在「空單」狀態，就會進行空單加碼動作，將依上述權重計算方式進行空單加碼的動作。當在「多單」狀態時，將賣出全部的多單，再依權重比例作空。

本研究的買賣策略二亦設定停利停損的機制。在「多單」或「空單」

狀態，當損失超過 7%，隔日未出現賣出或買進訊號，則會強制停損出場；當獲利超過 20%，隔日未出現賣出或買進訊號，則會強制停利出場。整理買賣策略二如表 2 所示。

表 2：買賣策略二

項次	狀態	買賣訊號	買賣策略
1	空手	買進	作多
2		賣出	作空
3	多單	買進	多單加碼
4		賣出	作空
5	空單	買進	作多
6		賣出	空單加碼

3.6 實驗區間

本研究所採用移動視窗法(slide windows)的方式，選取樣本股價資料期間為 2006/8/1 到 2008/10/31，切分成 24 期。每期以前面 3 個月資料作為訓練資料，後面 1 個月的資料作測試資料，視窗每次移動 1 個月，實驗區間如圖 8 所示。此外，本研究實驗樣本選擇電子類股、金融類股與塑膠類股的龍頭骨為代表，分別是鴻海(2317)、國泰金控(2882)、台塑(1301)三檔股票。

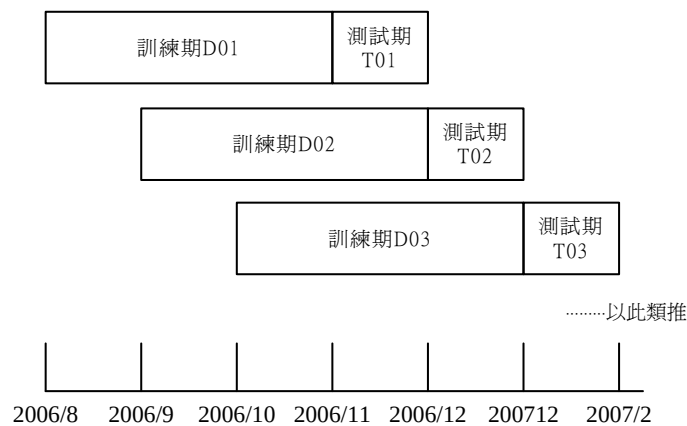


圖 8：實驗區間示意圖

4. 實驗結果與分析

4.1 系統穩定度測試

本研究模組分為二階段，第一階段以 GA 為建模技術，據以產生技術指標的最適解。第二階段以第一階段的 GA 為基礎，加入買賣權重區塊的設計，產生權重的最適解。本研究為瞭解模型之穩定程度，因此以鴻海為投資標的，分別對訓練期 D01、D02、D03、D04 與 D05 做實驗。在各訓練期中，進行五次實驗，再使用成對母體平均數差異 t 檢定，對五次實驗進行檢驗，比較各訓練期的五次實驗結果是否具有穩定性。

表3：第一階段模型穩定度測試

實驗期別	第 1 次實驗	第 2 次實驗	第 3 次實驗	第 4 次實驗	第 5 次實驗	平均數	標準差
D01	0.108800	0.109000	0.108900	0.109000	0.109300	0.108900	0.000187
D02	0.110200	0.110100	0.110400	0.110800	0.110400	0.109380	0.000268
D03	0.108000	0.108500	0.108200	0.108200	0.108000	0.108380	0.000205
D04	0.091300	0.091600	0.091500	0.091900	0.091300	0.091660	0.000249
D05	0.098500	0.098200	0.099000	0.098600	0.098600	0.098580	0.000286

由表 3 結果可知，第一階段模型無論在任一期，標準差皆小於 0.003，代表本研究各次實驗之差異變化不大。每次實驗進行成對 t 檢定，在 95% 的信賴區間下，其檢定結果五次實驗結果間並無顯著差異，表示無法拒絕虛無假說，因此證實本研究第一階段具有良好穩定性。

第二階段模型，分別對訓練期 D01、D02、D03、D04 與 D05 做實驗，以現貨買賣為操作策略，在各訓練期中，進行五次實驗，並檢定此階段模型之穩定度，檢定結果如表 4。

表4：第二階段模型穩定度測試

實驗期別	第 1 次實驗	第 2 次實驗	第 3 次實驗	第 4 次實驗	第 5 次實驗	平均數	標準差
D01	0.354200	0.354000	0.349900	0.354200	0.355000	0.353460	0.002027
D02	0.235200	0.233800	0.230200	0.233200	0.234000	0.233280	0.001869
D03	0.117800	0.123000	0.119400	0.121500	0.119500	0.120240	0.002026
D04	0.094800	0.095200	0.096400	0.095200	0.095800	0.095480	0.000626
D05	0.104300	0.105800	0.101100	0.104000	0.105200	0.104080	0.001813

由表 4 結果得知，第二階段模型無論在任一期，標準差皆小於 0.03，代表本研究各次實驗之差異變化不大。每次實驗進行成對 t 檢定，在 95% 的信賴區間下，其檢定結果五次實驗結果間並無顯著差異，表示無法拒絕虛無假說，因此證實本研究第二階段亦具有良好穩定性。

4.2 系統收斂效率

本研究所設計的 GA 模型，分別有現貨買賣策略與融資融券買賣策略兩種，並包含兩個 GA 階段，GA 演化過程，會因歷史資料與 GA 的演化群組

代數設定不同，導致演化時間與收斂速度會有所差異。經過多次不同測試期間實驗後，第二階段買賣權重最適解產生的收斂速度，發現現貨買賣策略比融資融券買賣策略速度來得快。

以鴻海(2317)在訓練期 D01 (2006/8~2006/10) 為例，測試期間資料筆數共 64 筆，設定其演化代數為 100 代，族群大小 1000，使用的工具為 Math Work Matlab 2008A 所提供的 GA Toolbox(GADS)，分別進行第一階段與第二階段演化收斂效率實驗

第一階段演化收斂效率實驗後發現，演化平均時間為 25 秒，約在第 42 代即可收斂。如圖 9 為第一階段演化收斂圖，Y 軸為適應值，而 X 軸為演化代數。

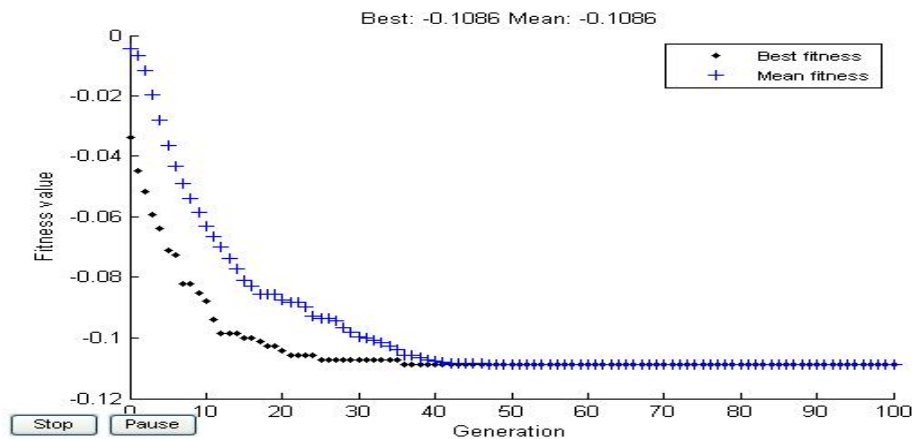


圖 9：第一階段演化收斂圖

第二階段演化收斂效率實驗，採用現貨買賣策略與融資融券買賣策略進行實驗後，發現現貨買賣策略演化約在 30 代可以收斂，融資融券買賣策略演化約在 40 代可以收斂，現貨買賣策略收斂速度比融資融券買賣策略來的快。此外，現貨買賣策略演化平均時間為 62 秒，融資融券買賣策略演化平均時間為 81 秒。圖 10 為第二階段現貨買賣策略演化收斂圖，圖 11 為第二階段融資融券買賣策略演化收斂圖。

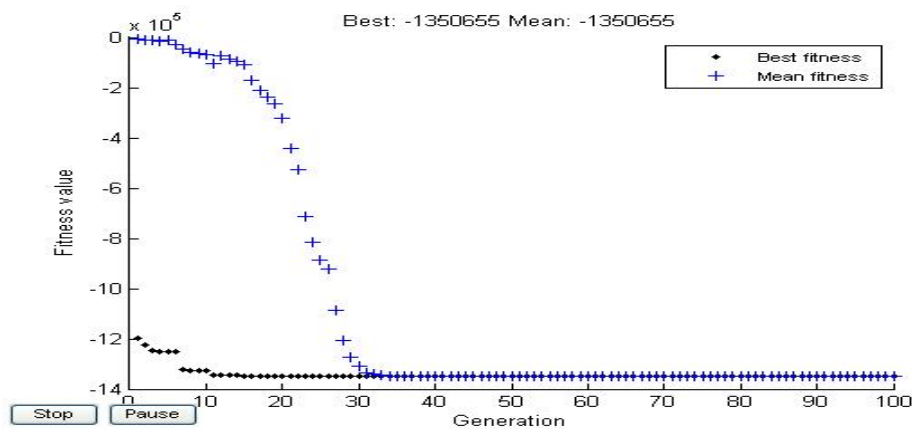


圖 10：現貨買賣策略演化收斂圖

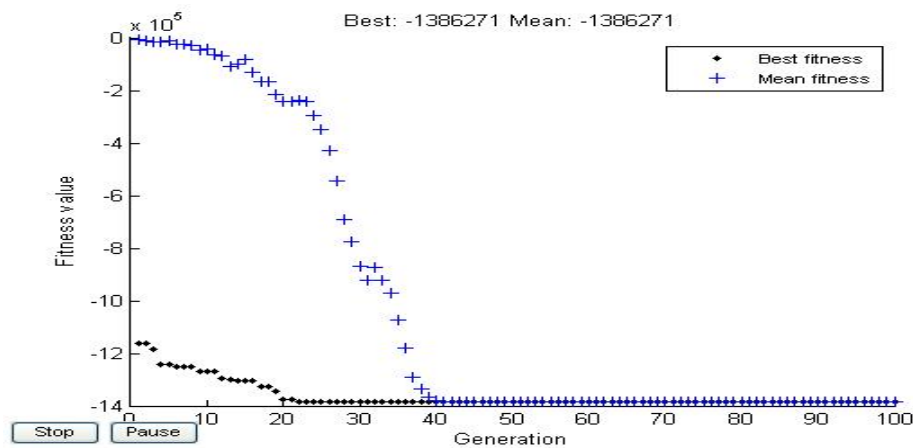


圖 11：融資融券買賣策略演化收斂圖

4.3 實驗結果

本研究實驗期間為二年，實驗期間發生的重大財經事件有 2007 年，政府強力作多下，台股指數衝上 9800 點，但在 2007 年 8 月美國次級房貸爆發，全球開始發生金融危機，隨後在 2008 年 9 月，美國第四大投資銀行雷曼兄弟公司宣布破產，全球最大券商美林公司（Merrill Lynch）被美國銀行收購、保險巨擘 AIG 爆發營運危機。

本研究的分析討論將以 2007 年 8 月為分水嶺，將 2007 年 8 月之前為多頭市場，2007 年 8 月之後為空頭市場，將訓練期分成 2 組，各別為代號 D1 到 D12 為第一組，代號 D13 到 D24 組為第二組。從平均報酬率(表 5)與總平均報酬率(表 6)分析，不論是在多頭與空頭時期，三檔股票操作績效相當不錯(最高可達 33.6%)。此外，儘管是金融海嘯期間的空頭期，本研究設計的買賣訊號捕捉模型，其平均或總平均報酬率皆是正報酬，打敗所屬類股指數、大盤指數(市場)，以及買進持有策略的報酬率。

表 5：平均報酬率比較表（單位：%）

	訓練期 D01~D12		訓練期 D13~D24		測試期 T01~T12		測試期 T13~T24	
	現貨	融資融券	現貨	融資融券	現貨	融資融券	現貨	融資融券
鴻海	14.71	25.86	8.73	33.6	0.39	3.58	0.2	6.02
國泰金	12.55	19.53	11.46	26.18	1.1	0.54	0.61	2.23
臺灣塑膠	15.72	22.73	8.18	21.39	1.24	2.73	0.95	5.25

表 6：總平均報酬率比較表（單位：%）

	訓練期 D01~D24				測試期 T01~T24			
	現貨		融資融券		現貨		融資融券	
	報酬率	交易次數	報酬率	交易次數	報酬率	交易次數	報酬率	交易次數
鴻海	11.72	34	29.73	32	0.3	9	4.8	9
國泰金	12.01	32	22.85	28	0.85	10	1.39	8
臺灣塑膠	11.95	30	22.06	31	1.09	8	3.99	8

本研究的實驗對象鴻海、國泰金與台灣塑膠公司，實驗後報酬率績效相當好(如表 5 與表 6 所示)。本研究將以鴻海 (2317)為例，進行績效比較分析。首先，從表 7 比較可知，本研究的 GA 買賣策略一(現貨)的報酬率都可以贏過買進持有策略，甚至表現的比類股指數與大盤指數來的好。尤其在空頭時期，類股指數與大盤指數有呈現負的報酬率，本研究模組仍然有正的報酬率。

表 7：鴻海平均報酬率比較（單位：%）

現貨								
	訓練期 D01~D12		訓練期 D13~D24		測試期 T01~T12		測試期 T13~T24	
	報酬率	差值	報酬率	差值	報酬率	差值	報酬率	差值
鴻海	14.71	-	8.73	-	0.39	-	0.2	-
買進持有	7.9	6.81	-13.49	22.22	2	-1.61	-8.12	8.32
加權指數	8.39	6.32	-7.34	16.07	2.63	-2.24	-5.46	5.66
電子類股	7.81	6.9	-8.62	17.35	2.41	-2.02	-5.7	5.9

其次，本研究鴻海的買賣策略二(融資融券策略)報酬率都贏過買進持有、加權指數與電子類股的報酬率(表 8)。尤其在訓練期 D13~D24 與測試期 T13~T24，此階段是空頭市場，本模型的報酬率可以贏過買進持有的報酬率達 47.09%，是相當不錯的績效。

表 8：鴻海平均報酬率比較（單位：%）

融資融券								
	訓練期 D01~D12		訓練期 D13~D24		測試期 T01~T12		測試期 T13~T24	
	報酬率	差值	報酬率	差值	報酬率	差值	報酬率	差值
鴻海	25.86	-	33.6	-	3.58	-	6.02	-
買進持有	7.9	17.96	-13.49	47.09	2	1.58	-8.12	14.14
加權指數	8.39	17.47	-7.34	40.94	2.63	0.95	-5.46	11.48
電子類股	7.81	18.05	-8.62	42.22	2.41	1.17	-5.7	11.72

最後，從表 9 可以觀察到模型的現貨買賣策略一，不管在訓練期或是測試期，本模型的總報酬率都可以贏過買進持有、加權指數與電子類股的報酬率，在訓練期 D01~D24，可以贏買進持有的總報酬率達 14.51%。

表 9：鴻海總平均報酬率比較表一（單位：%）

現貨				
	訓練期 D01~D24		測試期 T01~T24	
	報酬率	差值	報酬率	差值
鴻海	11.72	-	0.3	-
買進持有	-2.79	14.51	-3.06	3.36
加權指數	0.52	11.2	-1.41	1.71
電子類股	-0.41	12.13	-1.65	1.95

此外，融資融券買賣策略二，不管在訓練期或是測試期，本模型的總報酬率都可以贏過買進持有、加權指數與電子類股的報酬率，在訓練期 D01~D24，可以贏買進持有的總報酬率達 32.52%。

表10：鴻海總平均報酬率比較表二（單位：%）

融資融券				
	訓練期 D01~D24		測試期 T01~T24	
	報酬率	差值	報酬率	差值
鴻海	29.73	-	4.8	-
買進持有	-2.79	32.52	-3.06	7.86
加權指數	0.52	29.21	-1.41	6.21
電子類股	-0.41	30.14	-1.65	6.45

5. 結論與建議

本研究的實驗對象是在電子類股、金融類股與塑化類股中，選出具代表性的龍頭股（鴻海、國泰金控與台灣塑膠公司）。根據實驗結果與分析，獲得一些結論。

首先，從實驗結果與分析發現（訓練期間），本研究發展的「捕捉股票波動訊號模組」，不管在現貨買賣策略一或是融資融券買賣策略二，在多頭市場訓練期 D01~D12 的報酬率皆可打敗買進持有策略。在空頭市場訓練期 D13~D24 的報酬率，亦可打敗買進持有策略。足證本研究之模型具追蹤股價波動的能力，可在多頭時期能提升獲利，而在空頭市場具有降低風險的能力。詳細檢視實驗期間，可以發現空頭市場在 D18、D19、D20 與 T16、T17、T18，買進持有、加權指數與類股指數的報酬率都會呈現正報酬，這段期間正逢 2008 年 5 月總統大選前幾個月，台股市雖然受國際經濟影響，在政策作多下，出現總統大選行情，使台股指數向上拉升，致使在空頭市場仍然有上漲情況。

其次，在測試期間的實驗結果與分析，亦可發現本研究模組不管在現貨買賣策略或是融資融券買賣策略，在多頭市場測試期 T01~T12 的報酬率都表現不佳，但是空頭市場測試期 T13~T24 的報酬率，都可以打敗買進持有策略。換言之，在多頭市場未必能得到最大的獲利，可是在空頭市場卻能控制風險，減少損失。以整體的報酬率來看，本研究模組在測試期 T01~T24 的報酬率都可以打敗買進持有策略。

第三，本研究發現融資融券買賣策略的獲利高於現貨買賣策略，尤其在空頭市場更加明顯；換言之，本研究設計的模組可以確實掌握（捕捉）反轉向下點，利用反轉向下點進行空單融券操作以提高獲利。

最後，本研究的捕捉股票波動訊號模組應用在類股的表現，鴻海的現貨與融資融券買賣策略報酬率，在訓練期分別為 11.72%、29.73%；國泰金

的現貨與融資融券買賣策略報酬率在訓練期分別為 12.01%、22.85%；臺灣塑膠的現貨與融資融券買賣策略報酬率在訓練期分別為 11.95%、22.06%。我們發現，在現貨買賣策略上，電子類股（鴻海）、金融類股（國泰金）與塑化類股（台塑）的報酬率相差不多，但在融資融券買賣策略，以電子類股的報酬率最好，金融與塑化類股相差不多。

參考文獻

1. 江吉雄，遺傳演算法於股市選股與擇時策略之研究，中央大學資訊管理研究所碩士論文，2002。
2. 余珮琦，我國證券市場交易制度介紹，「證券暨期貨」月刊，2007，pp.5-17。
3. 杜金龍，最新技術指標-在臺灣股市應用的訣竅，財訊出版社有限公司，三版，2008。
4. 林晏秀，利用遺傳演算法對股價反轉點的預測，國立中央大學資訊管理所碩士論文，2004。
5. 徐俊明，投資學理論與實務，新陸書局，六版，2007。
6. 陳共、周生業、吳曉求，證券投資分析，五南圖書出版有限公司，初版，2001。
7. 陳志龍，運用類神經網路與技術指標預測股票型基金漲跌及交易時機之研究－以臺灣 50 指數股票型基金為例，朝陽科技大學資訊管理研究所碩士論文，2006。
8. 陳應慶，應用技術分析指標於台灣股票市場加權指數買進時機切入之實證研究－以 RSI、MACD 及 DIF 為技術指標，佛光人文社會學院管理學研究所碩士論文，2004。
9. 楊千需，遺傳演算法在整合式價值投資策略之應用，輔仁大學資訊管理研究所碩士論文，2003。
10. 劉明漲，技術指標與電子類股操作績效，國立中正大學財務金融研究所碩士論文，2006。
11. 顏志杰，遺傳演算法在股票投資組合風險值模型建構之應用－以臺灣 50 指數成份股票為例，輔仁大學資訊管理所碩士論文，2005。
12. 傅光萬，遺傳程式規劃為基礎的股票動態交易策略之研究-模糊化技術指標擇時策略之應用，輔仁大學資訊管理所碩士論文，2004。
13. 楊孟龍，類神經網路於股價波段預測及選股之應用，國立中央大學資訊管理研究所碩士論文，2000。
14. 翁慈青(2004)，『股市選股自信與自信不足之投資行為研究』，中原大學會計研究所碩士論文。
15. 袁正大(2006)，『台灣股票市場機構投資人選股自信之研究』，國立台北大學企業管理學系碩士論文。
16. 戴淑瑩，臺灣 50 指數 ETF 整合型預測之研究，國立成功大學統計研究所博士論文，2007。
17. Armano, G., Marchesi, M., and Murru, A., A hybrid genetic-neural architecture

- for stock indexes forecasting, *Information Sciences*, 170, 2005, pp.3-33.
18. Bauer, R. J, “Genetic Programming II: Automatic Discovery of Reusable Programs”, *The MIT Press*, 1994.
 19. Bodenhofer, U., *Genetic Algorithms: Theory and Applications*, 2004.
 20. Beasley, D., Bull, D. R., and Martin, R.R., An overview of genetic algorithms: part 1. fundamentals, *University Computing*, 1993, pp58-69.
 21. Chuang, W. I., Lee, B. Soo., “An empirical evaluation of the overconfidence hypothesis,” *Journal of Banking and Finance*, Vol. 30 Issue 9, p2489-2515, 27p, 2006.
 22. Daniel, K., D., Hirshleifer and A., Subrahmanyam “ Investor psychology and security market under-and overreactions,” *Journal of Finance* 53, 839-1886., 1998.
 23. Gervais, S., and T. Odean., “Learning to be overconfident,” *Review of Financial Studies*, Vol.14, 1-27., 2001.
 24. Kimoto, T. and Asakawa, K., Stock market prediction system with modular neural networks. *The MIT Press*, 1990, pp36-43.
 25. Jones, M.T., *Artificial Intelligence: A Systems Approach*, Jones & Bartlett Publishers, 2007, pp200-203. Odean, T., “Are investors reluctant to realize their losses?” *Journal of Finance* 53, 1775-1798., 1998.
 26. Orito, Y. and Yamazaki, G., “Index Fund Portfolio Selection by Using GA”, *Computational Intelligence and Multimedia Applications (ICCIMA)*, 2001, pp.118-122.
 27. Shefrin, H. and M. Statman., “The disposition to sell winners too early and ride losers too long: theory and evidence,” *Journal of Finance*, 777-790., 1985.
 28. Shefrin, H., “Beyond Greed And Fear”, Boston, MA: Harvard Business, 2000.
 29. Statman M., T., Steven and V., Keith, “Investor Overconfidence and Trading Volume,” Vol. 19 Issue 4, p1531-1565, 35p, 2006.
 30. Xia, Y., Liu, B., Wang, S., and Lai, K. K.”A Model for Portfolio Selection with Order of Expected Returns”, *Computer & Operations Research*, 2000, pp. 409-422.
 31. 中時理財網站，2009/4/1，取自：
<http://forums.chinatimes.com/money/9712top10/financial/top1.htm>
 32. 台証e富網站，2008/12/1，取自：http://www.tsc.com.tw/fund/ETF/tw50_rule.asp
 33. 臺灣證券交易所網站，2008/12/1，取自：
<http://www.twse.com.tw/ch/trading/indices/twco/tai50i.php>