

遺傳演算法在臺灣股價趨勢轉折點與 波動訊號捕捉之應用

林文修・陳仕哲*

(收稿日期：103 年 06 月 23 日；第一次修正：103 年 07 月 07 日；
接受刊登：103 年 07 月 24 日)

摘要

本研究主要目的是應用遺傳演算法(Genetic Algorithms, GA)協助投資人在瞬息萬變的股票市場，建構一個捕捉股價趨勢轉折點(turning point)的最適技術指標(Technical indicator)組合，以及資金分配比率的模型，藉以提升獲利與降低風險。本研究以 GA 的演化尋優特性，以二階段方式發展臺灣股價趨勢轉折點與資金配置的波動捕捉模型；第一階段是利用股價具有波段漲跌的特性，以 GA 挖掘股價轉折點，藉以確認每個技術指標組合的最適值；最後，採用技術指標值與其平均線的「相對」數值；第二階段為發掘每個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。本研究實驗結果發現：(1) 本研究的 GA 模型具有追蹤股價波動 (volatility) 與趨勢轉折點(turning point)的能力。實驗顯示 GA 模型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，而且融資融券又遠比現貨交易策略的獲利性大。(2) 在空頭市場(Bear Market)，本研究模型明顯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，顯示本研究模型具風險控制的能力。(3)本研究創新採用 GA 進行股價趨勢轉折點的技術指標組合的最佳化，以及技術指標的「相對」數值與「權重」資金配置的萃取，確實能在具有複雜與混沌特性的股票市場中，降低其不確定性與隨機性。

關鍵詞彙：遺傳演算法，技術分析，趨勢轉折點，波動訊號

壹· 導論

股票市場(Stocks Market)受到整體經濟環境、國際金融、政府政策、產業循環、公司經營、市場供需關係、市場效率性等因素交互的影響，因此股票市場具有混沌系統的隨機性與不確定的特性(Bao and Yang, 2008)。如此性質的市場，其股價波動 (volatility) 與趨勢是難以預測的(Wang et al., 2011; Kara, 2011; Guresen, 2011; Fagner, 2013)。傳統技術分析應用許多統計或技術指標，進行趨勢轉折點的預測，但是這些技術指標卻不能保證在混沌系統能準確的預測(Bao

* 作者簡介：林文修，輔仁大學資訊管理學系助理教授；陳仕哲，神坊資訊公司開發部經理。

and Yang, 2008)。因此，許多的專家建立各類分析預測模型與方法，希望能藉由技術分析(Technical Analysis)與技術指標(Technical Indicators)等分析工具，來協助投資決策(Dhar and Chou, 2001; Kara, 2011)，但是成效一直受到質疑。因此，如何提供投資者有用的股價波動捕捉方法，以及準確性高的股票投資決策系統，一直是學術界與投資實務的重要研究議題。

從過往的文獻發現，交易決策經常採用技術指標與判斷式的組合，而技術指標值常使用絕對的值(Dymova et al., 2010; Teixeira and Oliveira, 2010; Choudhury et al., 2014)。例如 K 值符合 85 以上是賣出訊號，但實際上，技術指標是連續與循環波動的，如果 K 值要符合 85 以上，如果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？此外，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(Lin and Yang, 2003)。如果符合”AND” 條件的技術指標就是必要的技術指標，而如果符合”OR” 條件的技術指標則是非必要的技術指標。可見判斷式”AND” 的條件太嚴苛，判斷式”OR” 的條件又過於寬鬆。因此，如何尋找一個適用的方法或者智慧型演算法，整合這些技術指標成為最適組合，並能給於適當權重值，據以提升交易績效與降低風險，一直是重要的研究議題。

近年來，演化式計算(evolutionary computation)的遺傳演算法(Genetic Algorithms, GA)受到相關領域學者的關注。許多文獻指出，遺傳演算法應用於選股與資金配置領域，具有突出的效果。例如 Kin et al. (2006)指出使用基本面指標於遺傳演算法可以幫助投資人於市場上選股，研究中顯示使用遺傳演算法 GA 演化資金權重且能降低投資風險；Kin et al. (2006) 與 Lin et al. (2007) 都採用兩階段建構研究模型。Korczak and Roger (2002)使用技術指標去判斷股票買賣動作，該研究使用六種技術指標，且在短期展現出效果；Blanco et al. (2008)演化技術指標的週期是一個創新想法。

在股票投資中，反轉何時發生一直是許多投資者期望能夠獲得的一項資訊，如果能在股價跌至低點或是升至高點時做交易，其所獲得的利益是該投資期間內最大的，因此許多研究關注這種股價趨勢轉折點(turning points)的預測(林晏秀等人, 2004; Bao and Yang, 2008; Li et al., 2009; Yin et al., 2011)。因此，不管是股價趨勢轉折點預測、技術指標運用，以及應用 GA 於財務金融領域，研究結果都得到不錯的報酬率(Leigh et al., 2002; Bao and Yang, 2008; Li et al., 2009; Yin et al., 2011; Geva and Zahavi, 2014)。

基於上述分析，本研究採用遺傳演算法（Genetic algorithms, GA），做為股價趨勢轉折點(turning point)最佳技術指標組合的建模技術。本研究在 GA 的基因編碼中，創意地加入「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，做為交易訊號的依據。然後，技術指標組合依據股價波動的轉折點，經過 GA 演化後，期望發現有用的股票交易訊號。此外，將文獻中常用的“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。總之，本研究創新地以 GA 建立捕捉股票趨勢轉折點的訊號，並加入資金配置機制，建構一套完整的交易策略(Trading Strategies)，期望能提升投資人的投報率與降低風險。

貳· 文獻探討

一、技術分析

所謂技術分析(Technical Analysis)，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；Bao and Yang, 2008; Dymova et al., 2010; Teixeira and Oliveira, 2010）。技術分析是以價、量、時及市場寬幅（漲跌家數）建構技術指標，做為選擇買賣時機。另外也可同時應用基本面、市場面，或者新聞資訊來研判投資時機（杜金龍，2008; Choudhury et al., 2014; Hsieh and He, 2014; Geva and Zahavi, 2014）。

Kimoto and Asakawa (1990)運用東京股價指數在 1987 年至 1988 年之日資料，以股價、成交量、多項技術指標，以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。Leigh et al. (2002)使用紐約證交所指數資料設計常用的技術指標，應用樣式辨識技術、類神經網路與遺傳演算法，建立投資決策支援模型，獲致不錯的績效。

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，再配合遺傳程式規劃(GP)、類神經網路、遺傳演算法（GA）等技術，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 KD、MACD、W%R、RSI，這些技術指標都屬於「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。

二、轉折點(turning points)

預測股票的動能的常用方法，是利用歷史股價數據的區域最低和最高點，這些區域最大點和最小點，通常被稱為轉折點(Turning Points)。因為它指出股票在一段期間的走勢即將更改，轉折點通常會靠近一個金融時間序列期間的頂部和底部 (Bao and Yang, 2008)。

轉折點被廣泛應用於技術分析，因為它比其他資料點包涵更多的詳細信息。轉折點代表的股價轉變的趨勢變化，以及能被應用在識別一個交易期間的開始與結束(Li et al., 2009; Yin et al., 2011)。Li et al.(2009) 的轉折點預測(TPP) 框架提出來是為了用來開發一種新的交易策略設計方法，以進行未來的金融投資。TPP 的框架是一個基於機器學習的解決方案，結合混沌動力學分析和神經網絡建模，以及 GA 為基礎的門檻值最佳化。它適用於混沌分析中推導出金融時間序列非線性映射的景況。該研究交易策略的設計方法，是基於轉折點預測的框架；所提出的方法應用於兩個真實世界的金融時間序列，即個人股票報價的時間序列和道瓊斯工業平均指數 (DJIA) 的時間序列。實驗結果表明，該方法可以幫助投資者做出有利的決策。

Yin et al. (2011)提出了一種新的時間序列分割方法下的轉折點，是從區域交易期間的最大與最低點的時間序列，進行萃取轉折點。該研究把財務時間序列使用不同詳細層次的分割方法生成，最後結果是比原有分割方法達到滿意的效果。

本研究定義股價的轉折點：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。本研究除了使用遺傳演算法預測轉折點，藉以確認每個技術指標組合的最適值之外，最後，將探勘出採用技術指標值與其平均線的「相對」數值。

三、遺傳演算法

遺傳演算法 (GA) 是由 Holland (1975) 首先發表的演化式計算。乃根據達爾文的「進化論」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一論點出發，模擬自然界的演

化方式，尋找既定問題的最佳解(Holland, 1975; Goldberg, 1989)。實驗證明，遺傳演算法是一個兼具效率與效能的搜尋方法，且可廣泛地應用在許多的問題(Bodenhofer, 2004)。

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(Xia, 2000; Orito, 2001; Orito et al., 2003; Lin and Gen, 2007; Chiam et al., 2009; Hoklie and Zuhail, 2010)。Goldberg (1989)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。GA 設計與運作原理，請參閱第參章的研究設計部分。

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 2120 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。

將遺傳演算法應用於指數基金投資組合(Index fund portfolio)的選股上，獲致不錯的風險報酬(Orito, 2001)。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。Leigh et al. (2002) 使用紐約證交所指數資料計算常用的技術指標，應用樣式辨識技術、類神經網路與遺傳演算法，建立投資決策支援模型，獲致不錯的績效。

許多文獻指出，遺傳演算法應用於選股與資金配置領域，具有突出的效果。例如 Kin et al. (2006)指出使用基本面指標於遺傳演算法可以幫助投資人於市場上選股，研究中顯示使用遺傳演算法 GA 演化資金權重且能降低投資風險；Kin et al. (2006) 與 Lin et al. (2007) 都採用兩階段建構研究模型，本研究認為這是一種清楚明瞭的研究架構。Korczak and Roger (2002)使用技術指標去判斷股票買賣動作，該研究使用六種技術指標，且在短期展現出效果；Blanco et al. (2008) 演化技術指標的週期是一個創新想法；Kim and Han (2003) 使用動態的交配率和突變率，能夠跳脫區域最佳解的問題，在金融領域的應用成效不錯。

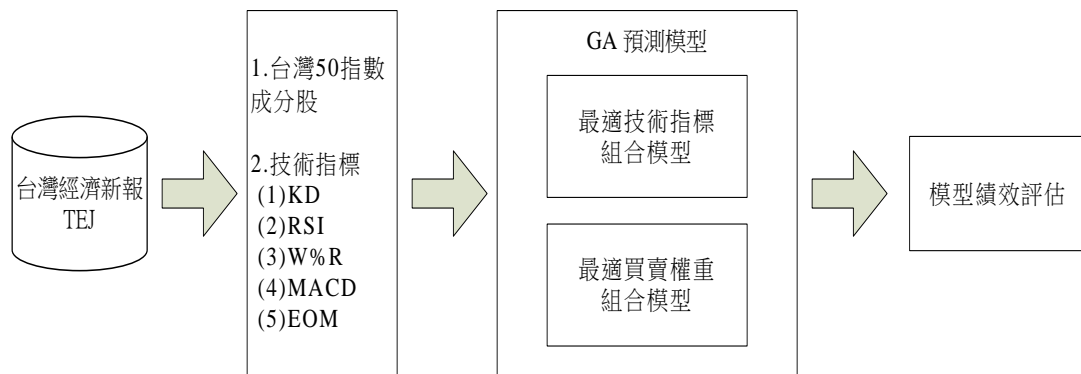
林晏秀等人(2004)使用遺傳演算法，對於股票價格的反轉點以及反轉幅度進行預測，期望藉由資訊科技的輔助搜尋出反轉點的規則特徵，並利用找出的規則特徵進行交易，由研究結果顯示，反轉點出現前，的確有一些跡象可循，但要在前一天預測出來十分不易，有較大的機會是出現在兩天內。

綜上所述，不管是股價趨勢轉折點預測、技術指標運用，以及應用 GA 於財務金融領域，研究結果都得到不錯的報酬率(Leigh et al., 2002; Bao and Yang, 2008; Li et al., 2009; Yin et al., 2011; Geva and Zahavi, 2014)。本研究發現，它們藉由技術指標與股價反轉點的特徵進行交易，但並未加入資金配置策略或使用動態資料週期，將容易會造成投資的風險。因此，本研究將設計擇時策略，並依照技術指標的重要性給予權重，再依權重來做買賣的資金配置策略。此外，本研究同時採用「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。

參· 研究設計

一、股價趨勢轉折點與波動訊號捕捉模型

本研究建構的股價趨勢轉折點與波動訊號捕捉模型，如圖一所示。模型運作分成兩階段進行，第一階段是利用遺傳演算法找出最適的技術指標數值，在第二階段各技術指標動態的「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，作為買進與賣出的資金分配依據，進而計算投資報酬率。



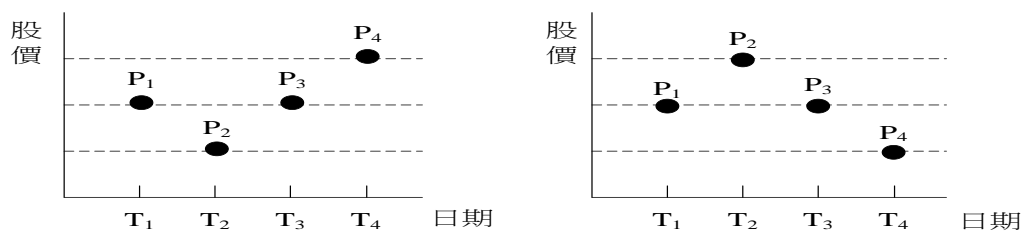
圖一 股價趨勢轉折點與波動訊號捕捉模型

第一階段以實數編碼為主，並設計出一染色體基因結構。染色體基因使用的技術指標各別為 KD (9 日 D 值、9 日 K 值)、9 日 W%R、14 日 RSI、12 日 MACD b%、10 日 EOM，每個技術指標可以分成二部分，各為「反轉向上點規則」與「反轉向下點規則」。第二階段同樣以實數編碼為主，並結合第一階段的技術指標最適解，設計出一染色體基因結構。染色體基因可以分成三部分，各為「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。第二階段分別採用「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。因此，本研究的模型可以作為投資人的交易決策，期望提升投報率與降低風險。

二、股價轉折點定義與篩選

林晏秀等人(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，所以，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。

本研究定義股價的反轉點：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(如圖二)，股價 P3 分別為波段的反轉向上點與反轉向下點。



圖二 股價反轉點圖解

在股價的反轉向上點預測，以圖二來說明，本研究定義 P2 的股價必須小於等於 P3 與 P4 的股價，P2 的股價必須小於 P1 的股價，以下列式子表示：

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

在股價的反轉向下點預測，本研究定義 P2 的股價必須大於等於 P3 與 P4 的股價，P2 的股價必須大於 P1 的股價，以下列式子表示：

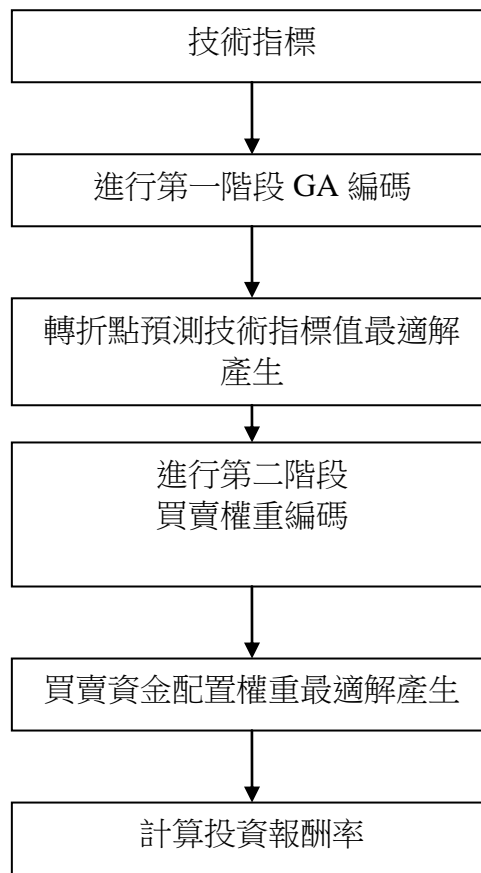
$$(P_2 > P_1) \cap (P_2 \geq P_3) \cap (P_2 \geq P_4) \dots\dots\dots (2)$$

因此，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式子 1 與式子 2。

三、基因編碼

(一)第一階段 GA 編碼

第一階段利用遺傳演算法先產生每個技術指標的最適解，第二階段使用第一階段的技術指標最適解，利用遺傳演算法產生出買賣權重的最適解（如圖三）。



圖三 遺傳演算法處理兩階段流程

第一階段以實數編碼為主，並設計出一染色體基因結構。染色體基因使用的技術指標各別為 9 日 D 值、9 日 K 值、9 日 W%R、14 日 RSI、12 日 MACD b%、10 日 EOM，每個技術指標可以分成二部分，各為「反轉向上點規則」

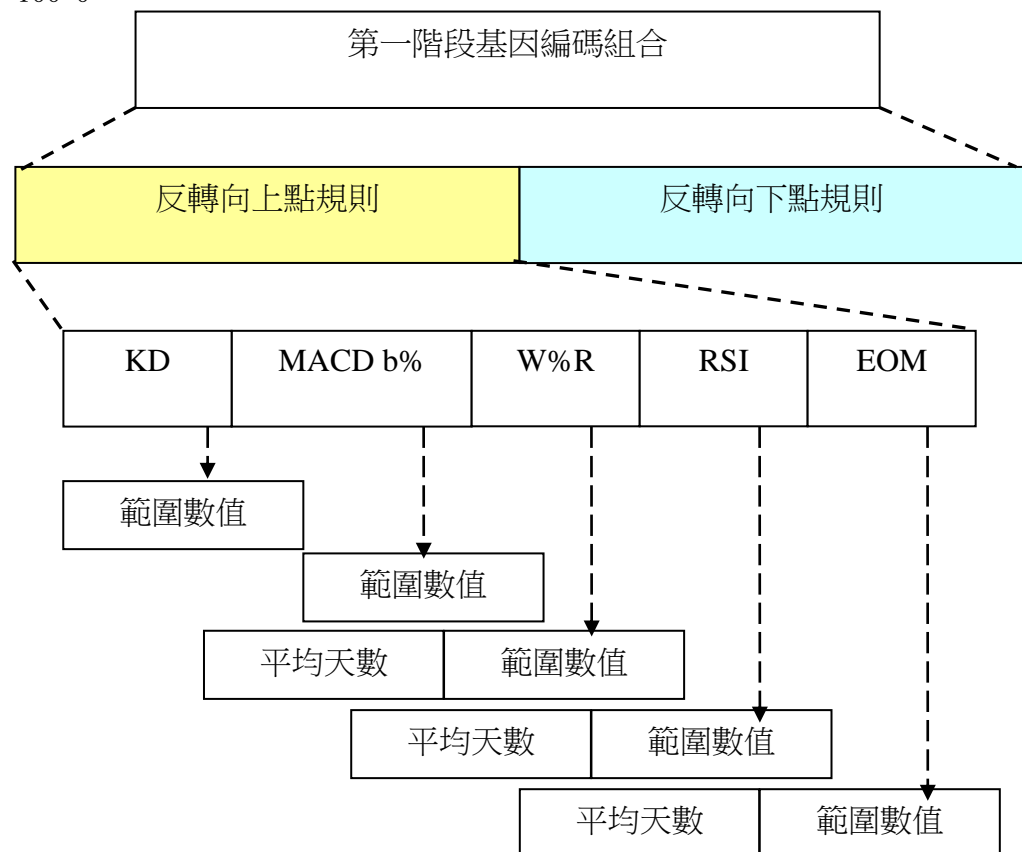
與「反轉向下點規則」，如圖四所示。各技術指標的使用方式不同，分別詳述如下：

1. KD 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，使用 1bit 來代表 D 值指標數值減去 K 值指標數值，在反轉向上點規則，範圍數值由 0~100，在反轉向下點規則，範圍數值由-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。因此，本研究將相減後的值再除以 DEM 值指標數值，用百分比值用來表示 DEM 值指標數值與 DIF 值指標數值的關係，在使用 1bit 來代表 DEM 值指標數值減去 DIF 值指標數值，在反轉向上點規則，範圍數值由 0~100，反轉向下點規則，範圍數值由-100~0。



圖四 第一階段基因編碼架構

3. 威廉指標規則：

使用 1bit 來代表威廉指標平均天數（5 日、6 日、7 日、8 日、9 日），數值由 0~5。另外使用 1bit 在反轉向上點規則，範圍數值由 0~100，在反轉向下點規則，範圍數值由-100~0。

4. RSI 指標規則：

RSI 與威廉指標規則相同，使用 1bit 來代表 RSI 指標平均天數（6 日、7 日、8 日、9 日、10 日），數值由 0~5。另外使用 1bit 在反轉向上點規則，範圍數值由 0~100，在反轉向下點規則，範圍數值由-100~0。

5. EOM 指標規則：

EOM 與威廉指標規則相同，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，範圍數值由 0~100，在反轉向下點規則，範圍數值由-100~0。

第一階段適應函數方程式如下：

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

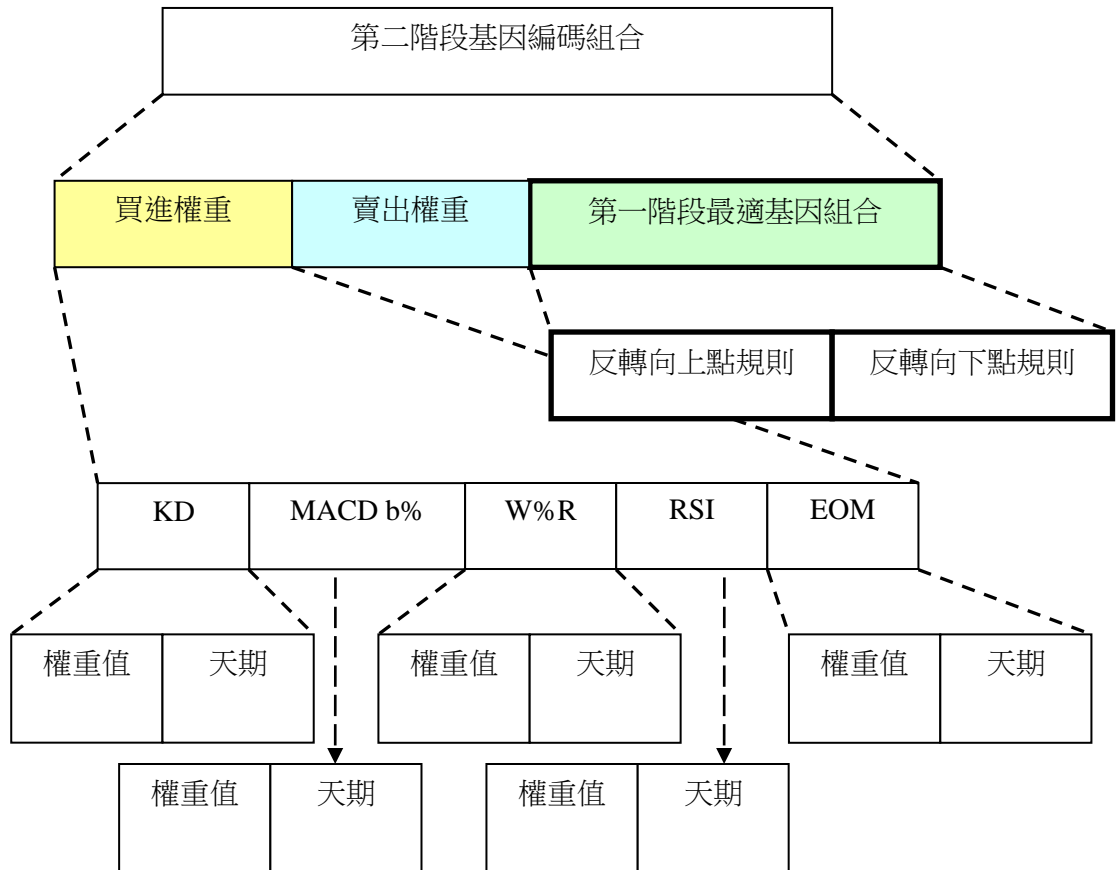
H_k 為正確預測出二日內股價會上漲(下跌)的次數， T_i 為預測的次數， E_j 為符合技術指標範圍值，但是二日內股價未上漲(下跌)，此適應函數值越大者越好。

(二) 第二階段買賣權重編碼

第二階段同樣以實數編碼為主，並結合第一階段的技術指標最適解，設計出一染色體基因結構。染色體基因可以分成三部分，各為「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，如圖五所示，第二階段分別採用「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。

在第二階段的基因編碼，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，所以，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 天前的技術指標也有符合第一階段最適解，則買進權重或賣出權重加倍，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 基因來代表 n 天前符合第一階段最適解，n 為 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 基因來代表 n 天前符合第一階段最適解，n 為 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 基因來代表 n 天前符合第一階段最適解，n 為 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 基因來代表 n 天前符合第一階段最適解，n 為 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 基因來代表 n 天前符合第一階段最適解，n 為 1 天到 3 天。



圖五 第二階基因編碼架構

第二階段的適應函數依照交易策略不同，可以區分為適應函數一與適應函數二，分別為「現貨」交易策略與「融資融券」交易策略的適應函數。依證交所規定，台股在買時交易手續費，現為成交金額之千分之 1.425，賣時交易手續費，現為成交金額之千分之 1.425，賣時證券交易稅，現為成交金額之千分之 3，適應函數一為求最大的累加報酬率，報酬率的公式如下：

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

$$\text{獲利} = \text{賣出成交價金} \times 0.995575 - \text{買入價金}$$

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

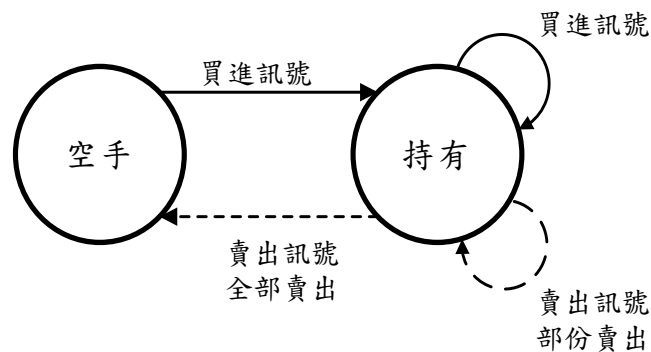
四、交易策略設計

本研究應用兩階段的 GA 建構出股票趨勢轉折點與波動訊號捕捉模型，實際進行實驗運作時，將設計多種投資策略，包括現貨交易(Spot Trading)與融資融券交易(Margin Trading and Short Selling)、停利停損機制(stop profit and stop loss)。現貨交易是指買賣雙方出自對實物商品的需求與銷售實物商品的目的，根據商定的支付方式與交貨方式，採取即時或在較短的時間內進行實物商品交收的一種交易方式。因此，現貨交易是商品運行的直接表現方式。換言之，本研究的現貨交易就是以現金買進股票，以及現股賣出的交易方式。

融資融券又稱證券信用交易 (deal on credit)或"保證金交易" (Margin Trading)。是指投資者向具有資格的證金公司提供擔保物，借入資金買入證券交易所上市證券或借入上市證券並賣出的行為。換言之，融資是借錢買證券，證券公司借款給客戶購買證券，客戶到期償還本息，客戶向證券公司融資買進證券稱為“買空”；融券是借證券來賣，然後以買進證券歸還，證券公司出借證券給客戶出售，客戶到期返還相同種類和數量的證券並支付利息，客戶向證券公司融券賣出稱為“賣空”。

因此，本研究如果手上持有資金 M ，持有股票張數 H ，買進與賣出的權重值為 $X1$ 與 $X2$ ，當買進訊號或賣出訊號權重總和為 100，則視為全部買進或賣出，不超過權重門檻值則為部份買進或賣出。每個交易日會檢查第一階段的技术指標最適解，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。同樣的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。

模擬現貨交易(Spot Trading)，交易策略如圖六所示。假設出現買進訊號，當在「空手」狀態時，就會進行買入股票動作，會變成「持有」狀態，買進的比率要依權重總和來決定，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 $M \times \left(\frac{100}{100}\right)$ ；當在「持有」狀態時，就會進行加碼買入股票動作，會依照買進權重來進行加碼股票的動作，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 $M \times \left(\frac{100}{100}\right)$ ，即用全部資金買入股票。



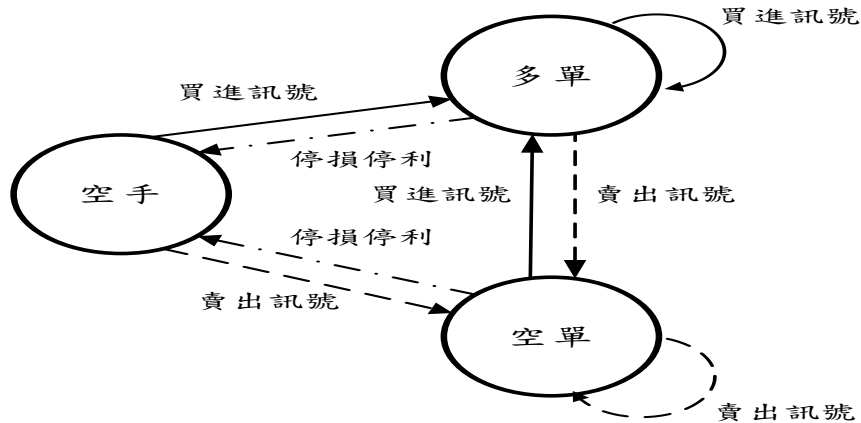
圖六 買賣策略一示意圖

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。

本研究設計了停利停損的機制。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。整理買賣策略如表一所示。

表一 買賣策略表(1)

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



圖七 買賣策略二示意圖

模擬融資融券買賣方式(信用交易)，買賣策略如圖七所示。假設出現買進訊號，當在「空手」狀態，就會進行作多的動作，會變成「多單」狀態，作多的資金比率要依權重總和來決定，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，就會進行多單加碼動作，會依照權重來進行多單加碼的動作，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 $M \times \left(\frac{100}{100}\right)$ ，即用全部資金作多；當在「空單」狀態，會賣出全部的空單，再依權重比例作多，會變成「多單」狀態。

假設出現賣出訊號，當在「空手」狀態，就會進行作空的動作，會變成「空單」狀態，作空的資金比率要依權重總和來決定，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，會依照權重比例來進行空單加碼的動作，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 $M \times \left(\frac{100}{100}\right)$ ，即用全部資金作空；當在「多單」狀態，會賣出全部的多單，再依權重比例作空。

本研究也設定了停利停損的機制，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。整理買賣策略如表二所示。

表二 買賣策略表(2)

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

五、遺傳演算法參數設定

本研究遺傳演算法採用實數編碼，由於參數設定值的不同，將會影響實驗設計的結果，本研究所有的實驗設計皆採用相同 GA 參數設定值，本研究嘗試調整「族群大小」、「選擇方式」、「交配方式」、「突變方式」、「演化代數」參數，最後得到最佳的參數組合，相關參數說明整理如表三：

表三 GA實驗相關參數表

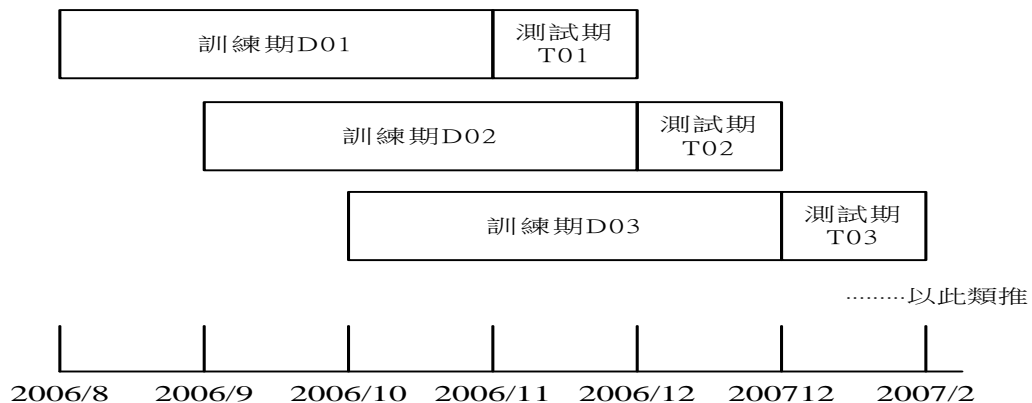
參數名稱	GA 參數	說明
族群大小	1000	真實資料演化中，屬於大族群。
選擇方式	Roulette	輪盤法+菁英法
交配方式	Two point	傳統有效率的交配方法
交配率	0.7	經過前測實驗後決定
突變方式	Uniform	此突變方法為將父代染色體隨機產生一突變點，並將其值加上一亂數值即為突變。
突變率	0.05	經過前測實驗決定
演化代數	100	經過前測實驗，皆可在 100 代之前收斂。

六、實驗設計

(一) 實驗對象與區間

本研究的實驗對象，是台灣證券交易所(TWSE)的臺灣 50 指數成份股中掛牌上市的三家公司：鴻海公司(股票代碼 2317)、國泰金控公司(股票代碼 2882)與台灣塑膠公司(股票代碼 1301)。選取的主要原因，是臺灣 50 指數成份股其成份股涵蓋各種產業，且總市值佔整體股票市場七成以上，因此具有代表性。此外，電子類股、金融類股與塑化類股，是佔台灣產業產值七成以上的重要產業，因此本研究選取其中權重較重的前幾名股票為研究標的。選取電子類股的代工龍頭鴻海，金融類股的國泰金控與塑化類股的臺灣塑膠，它們都是台灣產業龍頭績優股，具有產業代表性與流動性。其中鴻海公司的年度總產值多年來獨占鰲頭，且股性活潑與流動性佳。基此

本研究採用移動視窗法(sliding windows)的方式，取股價資料期間為 2006/8/1 到 2008/10/31，共分成 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，實驗區間示意圖如圖八所示。



圖八 實驗區間示意圖

(二) 實驗假設與限制條件

本研究的實驗，進行的交易規則以符合實際投資環境作考量，實驗假設與限制條件如下：

1. 每個訓練期與測試期初始資金設定為 100 萬。

2. 不論訓練期或測試期，如果在實驗期間最後一天仍有持股，將以實驗期間最後一天的開盤價全部賣出。
3. 交易過程，買賣時必須支付之股款的 0.1425%手續費，賣出時需支付 0.3%的證交稅。
4. 融券保證金成數為九成，融券支付手續費 0.08%給券商，融資保證金成數為四成，融資融券操作時不考慮融資融券的利息、券商手續費的折扣。

本實驗的股票買賣，以下個交易日的開盤價為買進或賣出價格，不考慮下個交易日開盤價是否漲停或跌停，而無法買進或賣出。

肆· 實驗結果與分析

一、系統演化穩定度測試

本研究模組分為二階段，第一階段以遺傳演算法為核心，產生股價趨勢轉折點的技術指標的最適解，第二階段也是以遺傳演算法為核心，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，對每個適應函數均進行五次實驗，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(Reliability)。

表四 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

由表四結果可知，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，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，以現貨交易為操作策略，在各訓練期，對每個適應函數均進行五次實驗，並檢定此階段模型之穩定度，檢定結果如表五。由表五結果得知，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，無法拒絕虛無假說，因此證實本研究第二階段具有良好穩定性。

表五 第二階段模型穩定度測試

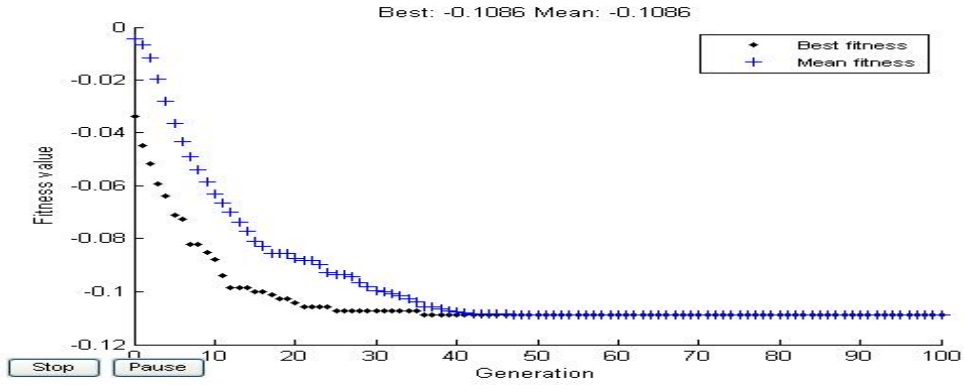
實驗期別	第 1 次實驗	第 2 次實驗	第 3 次實驗	第 4 次實驗	第 5 次實驗	平均數	標準差
D01	0.354200	0.354000	0.349900	0.354200	0.355000	0.353460	0.002027
D02	0.235200	0.233800	0.230200	0.233200	0.234000	0.233280	0.001869
D03	0.117800	0.123000	0.119400	0.121500	0.119500	0.120240	0.002026
D04	0.094800	0.095200	0.096400	0.095200	0.095800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

二、系統演化收斂效率

本研究所設計的遺傳演算法模型，分別有現貨交易策略與融資融券交易策略兩種，並包含兩個遺傳演算法階段。遺傳演算法演化過程，會因歷史資料與遺傳演算法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，現貨交易策略比融資融券交易策略速度來的快。

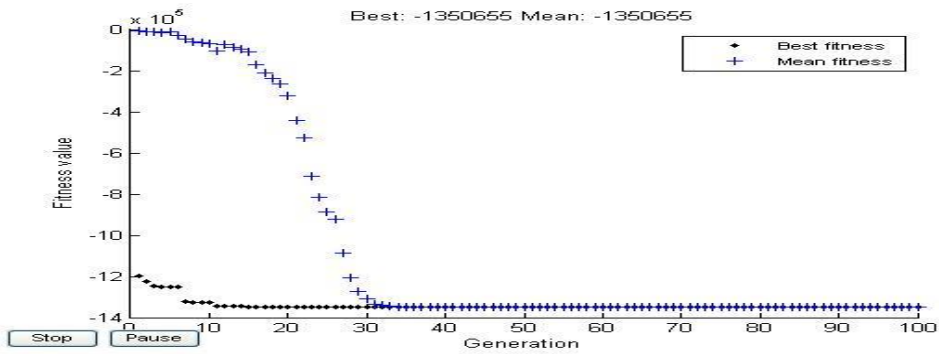
以鴻海在訓練期 D01 (2006/8~2006/10) 為例，測試期間資料筆數共 64 筆，設定其演化代數為 100 代，族群大小 1000，使用的工具為 Math Work Matlab 2008A 所提供的遺傳演算法 Toolbox(GADS)，分別進行第一階段與第二階段演化收斂效率實驗。

第一階段演化收斂效率經實驗發現，第一階段演化平均時間為 25 秒，約在第 42 代可以收斂。如圖九為第一階段演化收斂圖，Y 軸為適應值，而 X 軸為演化代數。

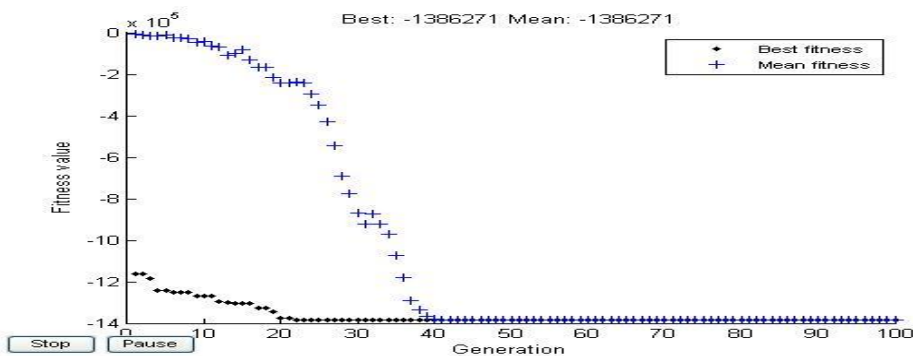


圖九 第一階段演化收斂圖

第二階段演化收斂效率實驗，分別採用現貨買賣策略與融資融券買賣策略，經實驗後，可以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；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。圖十為第二階段現貨交易策略演化收斂圖，圖十一為第二階段融資融券交易策略演化收斂圖。



圖十 現貨買賣策略演化收斂圖



圖十一 融資融券買賣策略演化收斂圖

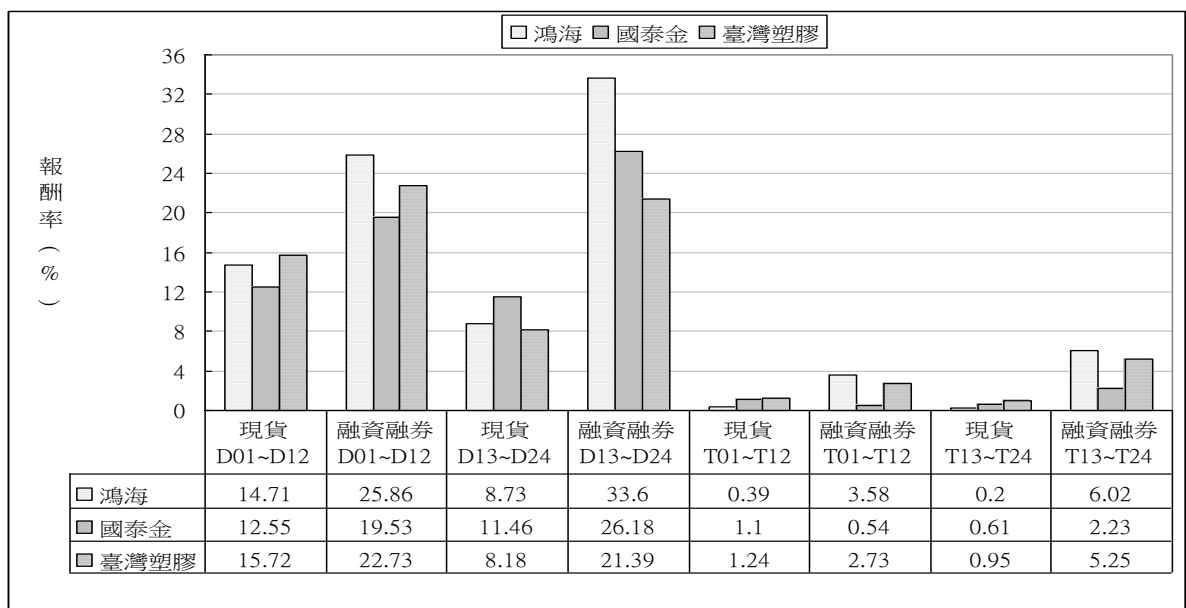
三、實驗結果與交易策略評估

(一) 實驗結果

本研究實驗期間從 2006 年 8 月至 2008 年 10 月，共計二年。實驗期間發生的重大財經事件有 2007 年，台灣政府強力作多下，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。

因此，本研究的分析討論將以 2007 年 8 月為分水嶺，將 2007 年 8 月之前分類為多頭市場(Bull Market, 牛市)，2007 年 8 月之後為空頭市場(Bear Market, 熊市)。將訓練期分成 2 組，各別為代號 D1 到 D12 為第一組(牛市)，代號 D13 到 D24 組為第二組(熊市)。此外，本研究的實驗方法是每一個訓練期是 3 個月，然後測試期是 1 個月，投資報酬率(ROI)採用累積的絕對報酬率(非年化報酬率)。

實驗方式是將現貨、融資融券交易報酬率資料分成二群，訓練期為 D1 到 D12 資料(牛市)與 D13 到 D24(熊市)，測試期為 T1 到 T12(牛市)與 T13 到 T24(熊市)，將分群後的實驗資料報酬率計算其算數平均數，分群平均報酬率表如圖十二所示。



圖十二 平均報酬率比較表 (絕對報酬率、單位:%)

從圖十二發現，鴻海與台塑投資標的融資融券交易平均報酬率，都比現貨交易平均報酬率高，而國泰金在測試期 T01~T12 的融資融券交易比現貨交易策略平均報酬率低。此外，三個實驗股票的報酬率比較，可以發現本研究在融資融券交易，以鴻海的報酬率最高(33.6%)，臺灣塑膠的報酬率又會比國泰金高。在現貨交易上，整個訓練期則以臺灣塑膠的報酬率最高(15.72%)，再來是鴻海、國泰金；而測試期的現貨交易則以台塑的報酬率最高(1.24%)。此外，從圖十二可以發現，不管市場況狀是牛市或熊市，本研究的實驗股票在現貨交易與融資融券交易策略上，皆能獲得正的報酬率，顯示本研究模型在降低隨機性與不確定性，具有一定效果。

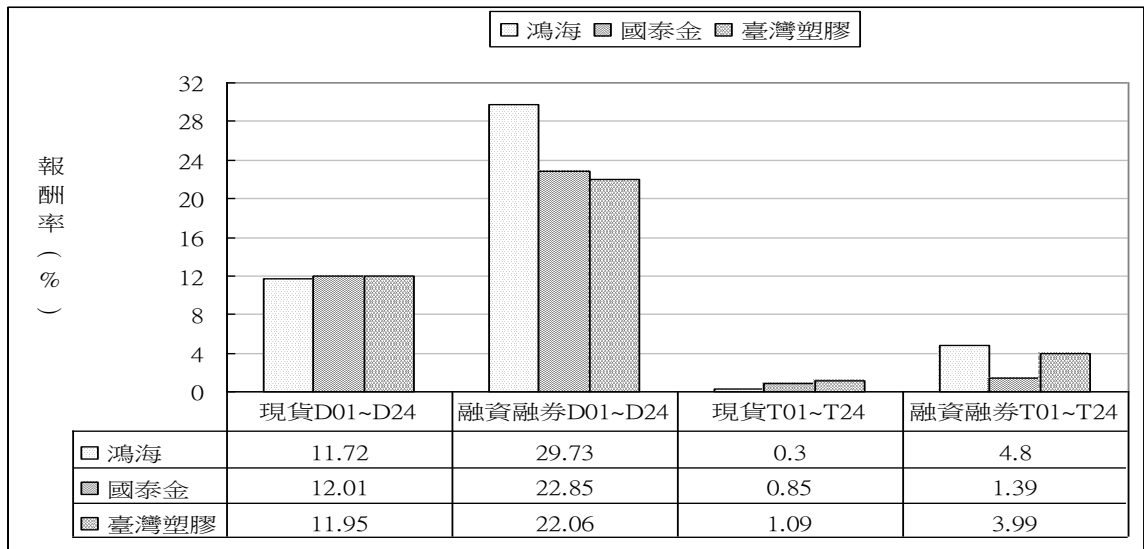
將投資標的實驗結果的現貨、融資融券交易的資料不做分群，將 D1 到 D24 資料與 T1 到 T24 報酬率資料計算其總平均，三家公司的總平均報酬率比較，請見表六所示。本研究定義「交易次數」，乃當日技術指標值符合第一階段技術指標值，所採取買進或賣出交易，稱為一次交易，然後加總其次數稱為「交易次數」。由表六可以發現現貨或融資融券的交易次數，在訓練期約 30 次左右，在測試期約 9 次左右，資料週期使用日資料(daily)情況下，交易次數應屬適中。

表六 總平均報酬率比較表(絕對報酬率、單位:%)

比較標的	訓練期 D01~D24				測試期 T01~T24			
	現貨交易		融資融券交易		現貨交易		融資融券交易	
	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

從表六與圖十三可發現三個投資標的總平均報酬率，以採用融資融券交易策略的報酬率，遠比現貨交易的報酬率高。顯示融資融券交易採用信用交易的擴大槓桿策略，在本研究模組的轉折點捕捉，以及最適技術指標組合與相對值的應用下，確實能避開信用交易高槓桿的風險，而達成降低風險與提高投報率的效果。此外，觀察投資標的的總平均報酬率，在融資融券交易方面，以鴻海公司的報酬率最高(29.73%，交易次數 32 次)，而國泰金與臺灣塑膠公司的投報率差異不大(22.85%與 22.06%)。在融資融券交易的測試期，則以鴻海公司投報率最高(4.8%，交易次數 9 次)。在現貨交易的報酬率表現，三家公司的報酬率在訓練期 11.72%~12.01%，差異不大，而在測試期間約在 1.09%~0.3%，以台塑公司報酬率較高(1.09%)。但是，不管在牛市或熊市皆可以獲得正的風

險溢酬，顯示本研究捕捉股價趨勢轉折點與權重值的設計，發揮提升投報率與降低風險效果。



圖十三 總平均報酬率比較圖（絕對報酬率，單位：%）

(二)買進持有交易策略評估

在投資領域中，買進持有(Buy and Hold)策略是一個古典的交易策略。它表示對股票長期投資與參與經營成果分享的古典思維，視買進公司股票為參與公司經營的行為，是一種長期的波段操作策略。因此，經常當作創新交易策略的評估標竿(benchmark)。事實上，買進持有交易策略在上漲的牛市具有極大資本利得，一般交易策略甚難擊敗它；但是在下跌的熊市卻未設停損與風險控制機制，將招致下跌的極大資本損失；不管如何，買進持有策略將獲致長期持有的資本利得與利損，並能分享企業經營成果，一般交易策略視擊敗它當作重要績效(Teixeira and Oliveira, 2010)。

此外，投資標的所屬產業別的景氣循環階段，產業中的各別公司應該是類似，因此產業指數的買進持有策略亦是評估交易策略優劣指標之一。最後，該投資標的上市交易所屬的台灣證券交易所(TWSE)的加權股價指數買進持有策略，經常當作投信法人共同基金(Mutual funds)經理人績效評估的重要指標，亦即所謂擊敗市場的評估方式。但是，絕大部分共同基金績效無連續性，且無法擊敗市場指數(Hsu et al., 2010; 陳達新, 2013)。

表七 買進持有策略平均報酬率（絕對報酬率、單位：%）

比較標的	訓練期 D01~D12	訓練期 D13~D24	測試期 T01~T12	測試期 T13~T24
鴻海	7.9	-13.49	2	-8.12
國泰金控	5.36	-5.7	2.45	-5.83
臺灣塑膠	18.2	-3.67	6.66	-2.37
台股加權指數	8.39	-7.34	2.63	-5.46
電子類股指數	7.81	-8.62	2.41	-5.7
金融類股指數	2.95	-4.48	0.93	-5.35
塑化類股指數	13.38	-7.13	4.73	-4.8

因此，本研究將實驗期間投資標的買進持有、台股加權指數與產業類股指數買進持有報酬率，分成牛市與熊市兩群資料，分群後的平均報酬率如表七所示。從表七中發現，在牛市中買進持有策略報酬率最高的是台塑公司(1301)的 18.2%，高於塑化類指數買進持有策略的 13.38，同樣地熊市的訓練期 D13~D24，台塑公司虧損最少(-3.67%)，兩種不同期間與不同市場狀態皆能擊敗台股加權指數(市場)平均報酬率(8.39%、-7.34%)。

從上述數據可知，鴻海公司在不同交易策略中反差很大，但本研究認為如此現象卻是一個好的評估分析的對象。

(三)鴻海公司與買進持有策略評估

根據上一節的數據與分析，將針對『鴻海公司』(2317)在本研究以 GA 為基礎發展的交易策略，亦即現貨交易與融資融券交易策略，將與各種買進持有交易策略進行比較與評估。另一個因素，根據第一小節(實驗結果彙總)的分析，顯示本研究提出的股價轉折點預測，以及最適指標組合與權重的設計，對這三家公司的投報率與風險控制，都有顯著效果，而且績效雖有高低但方向是一致性。因此，最後的交易策略比較，就以普遍表現最優的鴻海公司(2317)作為分析對象。

本研究將以鴻海為例，以本研究設計模型的現貨交易策略與融資融券交易策略，提出與鴻海公司的買進持有策略，以及所屬的電子類股與台股加權股價指數的買進持有策略，進行評比分析。此外，評比方式分為資料分群的平均報酬率，以及資料不分群的總平均報酬率相關指標進行評估與分析。

1. 鴻海與買進持有平均報酬率分析

本研究分別以本研究對鴻海的現貨與融資融券兩種交易策略的實驗，以及鴻海的買進持有策略、台股加權指數與電子類股指數的買進持有策略，整理其分群的平均報酬率與差值，如表八所示。此外，鴻海現貨交易策略與融資融

券交易策略比較圖，如圖十四與圖十五所示。從表八與圖十四中可以觀察到本研究模型的「**現貨交易策略**」，在訓練期 D1~D12 的報酬率(牛市)是 14.7%，遠超越鴻海、電子類股指數與台股加權指數買進持有的平均報酬率。在訓練期 D13~D24 的報酬率(熊市)中，本研究模型是 8.73%，其他買進持有策略在熊市下都是負報酬，且本研究模型的績效超過鴻海買進持有報酬率達 22.22%。在測試期 T01~T12(牛市)，本模型的現貨交易策略報酬率遜於其他買進持有的報酬率，但是在測試期 T01~T12(熊市)下，本研究模型的「**現貨交易策略**」績效是正的 0.2%，超過鴻海買進持有報酬率的-8.12%(超過 8.32%)。

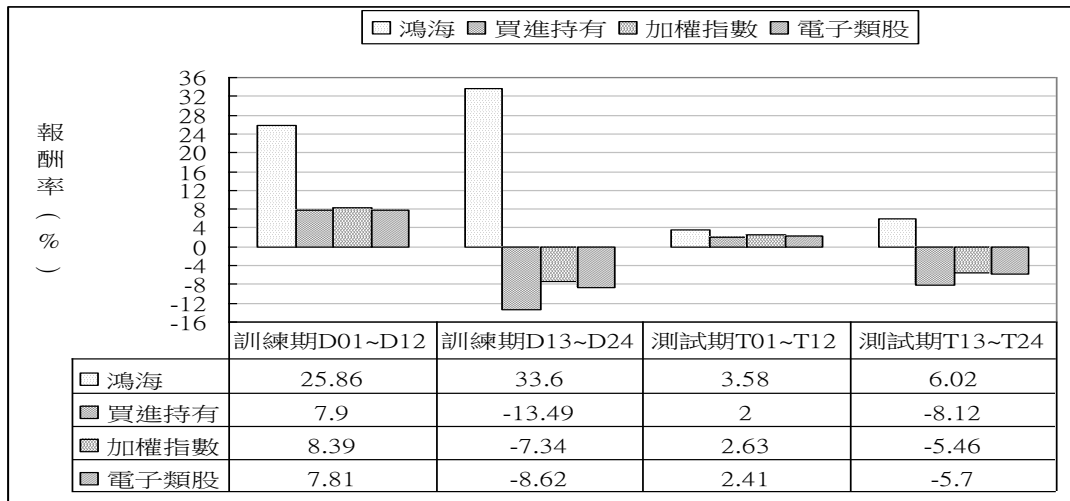
表八 鴻海平均報酬率比較(1) (單位:%)

現貨交易策略								
比交標的	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(本研究)	14.71	-	8.73	-	0.39	-	0.2	-
鴻海買進持有	7.9	6.81	-13.49	22.22	2	-1.61	-8.12	8.32
台股加權指數	8.39	6.32	-7.34	16.07	2.63	-2.24	-5.46	5.66
電子類股指數	7.81	6.9	-8.62	17.35	2.41	-2.02	-5.7	5.9
融資融券交易策略								
鴻海(本研究)	25.86	-	33.6	-	3.58	-	6.02	-
鴻海買進持有	7.9	17.96	-13.49	47.09	2	1.58	-8.12	14.14

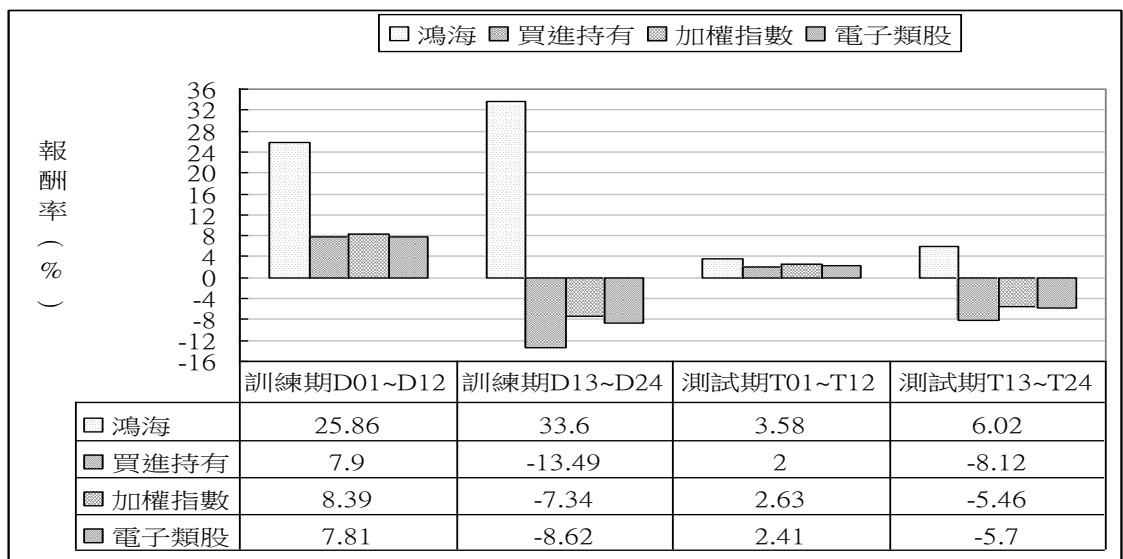
從表八與圖十五可以觀察到本研究模型的「**融資融券交易策略**」，不論在訓練期或是測試期，都超過鴻海、台股加權指數與電子類股指數的買進持有報酬率。例如訓練期 D13~D24 與測試期 T13~T24 階段是空頭市場(熊市)，但本模型的報酬率可以超過買進持有的報酬率達 47.09%。在多頭市場(牛市)的訓練期 D1~D12 與測試期 T1~T12，理論與實務統計上是買進持有策略投資績效較占優勢，但是本研究模型的「**融資融券交易策略**」卻是評比獲利最高者(差值達 17.96%與 1.58%)。

根據上述分析，顯示本研究的股價趨勢轉折點(turning points)捕捉機制，以及交易權重值的設計，確實有效的預策轉折波動趨勢。利用這一個預測能力，進行股票交易權重的配置，在多空市場能持續捕捉轉折點進行交易訊號的觸發，這個轉折點的預測是搭配本研究第二階段五個指標的動態調整天期(資料週期)，以及搜尋適當權重值當作股票交易的資金比率。本研究兩個模組的

報酬率除了超越買進持有策略，亦比類股指數與台股加權指數好，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。



圖十四 鴻海現貨策略平均報酬率比較圖 (單位:%)



圖十五 鴻海融資融券策略平均報酬率比較圖 (單位:%)

2. 鴻海與買進持有總平均報酬率分析

上一小節的資料分為多頭與空頭市場兩群進行分析，現將資料合併一起，分為現貨交易與融資融券交易兩種投資策略，分別以鴻海對鴻海的買進持有、台股加權指數、電子類股指數作分析，整理如表九、圖十六與圖十七。

從表九與圖十六可觀察到本研究模型的「**現貨交易策略**」，不管在訓練期或是測試期，其總報酬率都可以超過鴻海公司的買進持有、台股加權指數與電子類股指數的買進持有報酬率。在訓練期 D01~D24(包括多頭與空頭期間)，本研究模型鴻海公司的總報酬是正 11.72%，而其他買進持有策略大都是負的總報酬率，顯示擊敗市場與類股指數的報酬率。此外，本研究模型的「**現貨交易策略**」，可以超過鴻海公司買進持有策略的達 14.51%(11.72%與-2.79%)，更可擊敗台股加權指數總報酬率(0.52%)。

測試期是使用樣本外實際資料(out samples)，代表交易策略模型的實用效果。從表九與圖十六的分析，本研究模型鴻海公司的「**現貨交易策略**」測試交易，可以獲得正報酬(0.3%)，超越鴻海公司的買進持有(-3.06%)、台股加權指數(-1.41%)、電子類股指數(-1.65%)。

總之，本研究模型鴻海的「**現貨交易策略**」，在訓練期與測試期皆可擊敗市場報酬率，顯示本研究兩階段的交易策略發展模型，發揮了預測股價轉折點與觸發適當交易訊號的機制，提升投報率與降低風險。換言之，本研究 GA 為基礎的兩階段股價趨勢轉折點的預測，以及促發交易訊號與交易資金配置的設計，可以降低股票市場的不確定性與隨機性，讓風險報酬可以提升與擊敗市場。

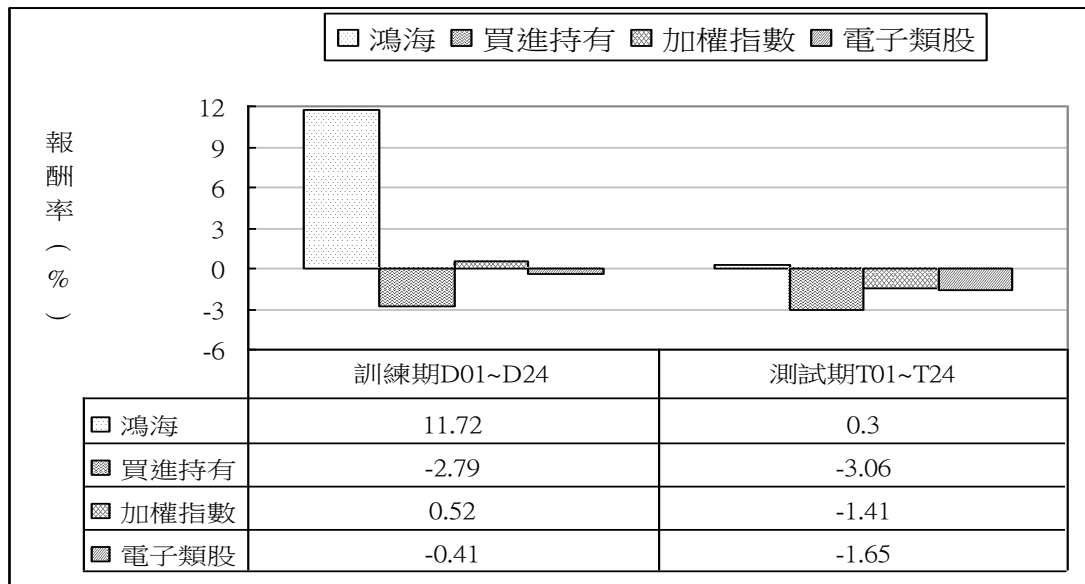
表九 鴻海總平均報酬率比較 (單位:%)

現貨交易策略				
比較標的	訓練期 D01~D24		測試期 T01~T24	
	報酬率	差值	報酬率	差值
鴻海(本研究)	11.72	-	0.3	-
鴻海買進持有	-2.79	14.51	-3.06	3.36
台股加權指數	0.52	11.2	-1.41	1.71
電子類股指數	-0.41	12.13	-1.65	1.95
融資融券交易策略				
鴻海(本研究)	29.73	-	4.8	-
鴻海買進持有	-2.79	32.52	-3.06	7.86

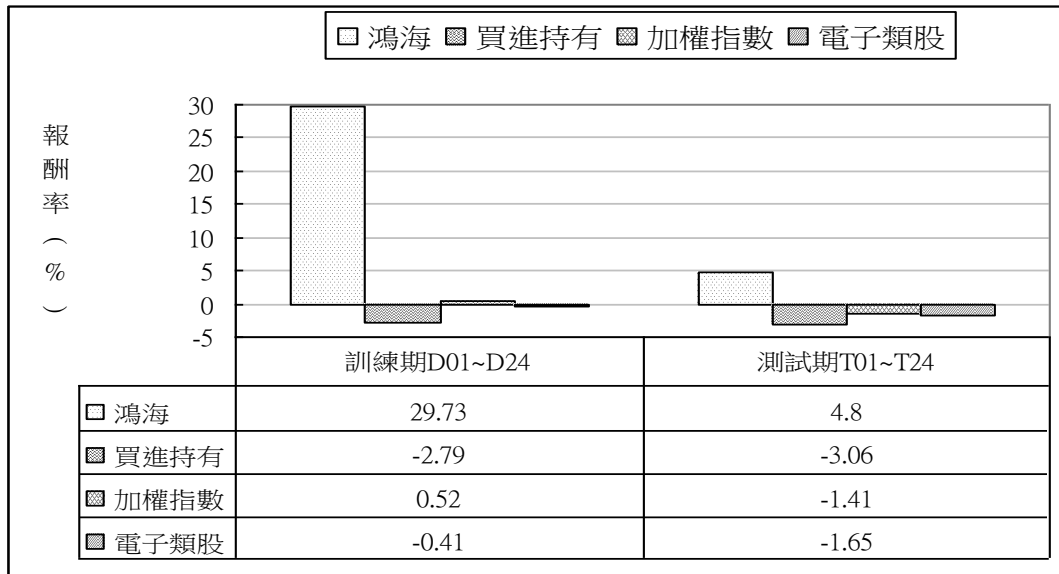
從表九與圖十七是本研究模型鴻海公司的「**融資融券交易策略**」的績效，從圖表可以觀察到，不管在訓練期或是測試期，其總報酬率都可以超過鴻海公司的買進持有、台股加權指數與電子類股指數的買進持有報酬率。在訓練期 D01~D24(包括多頭與空頭期間)，本研究模型鴻海公司的總報酬是正 29.73%，而其他買進持有策略大都是負的總報酬率。詳言之，本研究模型可以超過鴻海

公司買進持有策略的達 32.52%(29.73%與-2.79%);測試期的總報酬率可以超過鴻海公司買進持有策略的達 7.86%(4.8%與-3.06%)。此外,不管在訓練期與測試期,本研究模型鴻海公司的「**融資融券交易策略**」皆可擊敗台股加權指數總報酬率(0.52%與 -1.41%)。

最後,從表九的現貨交易與融資融券交易策略兩種進行評比,發現信用交易的「**融資融券交易策略**」比「**現貨交易策略**」的總報酬高出 18.01% (29.73%與 11.72%);測試期則高出 4.5% (4.8%與 0.3%)。一般而言,信用交易的融資融券,擴大信用槓桿也就擴大了風險,當趨勢與進出場訊號掌握正確時,將擴大投報率;但是趨勢方向無法正確掌握時,當招致加倍槓桿的損失風險。據此,本研究設計的股價趨勢轉折點預測,確實能捕捉到股價波動的趨勢與轉折點,再利用 GA 演化權重值與動態週期天數,成功地獲得很好的報酬率,並且擊敗市場。



圖十六 鴻海現貨策略總平均報酬率比較圖 (單位:%)



圖十七 鴻海融資融券策略總平均報酬率比較圖（單位：%）

四、評估與分析

從上述節次的分析可知，本研究模型實驗的三家公司，其「現貨交易策略」與「融資融券交易策略」，在多頭市場與空頭市場的訓練期與測試期，皆可獲致正的報酬率，而且皆可擊敗代表市場的台股加權指數報酬率。此外，在三家實驗公司中，採用在信用交易策略時，在多頭或空頭市場時投報率沒有顯著差異，但在採用融資融券策略時，在空頭市場則比多頭市場的投報率為高，且以鴻海公司獲利最高。

其次，從表六與圖十三可發現三個投資標的總平均報酬率，以採用融資融券交易策略的報酬率，遠比現貨交易的報酬率高。一般而言，信用交易的融資融券，擴大信用也就擴大了風險，當趨勢與進出場訊號掌握正確時，將擴大投報率；但是趨勢方向無法正確掌握時，當招致加倍的損失風險。本研究實驗期間歷經台灣股市多頭與空頭市場階段，從圖十二三家實驗公司的數據可知，信用交易在訓練期D13~D24空頭市場的投報率卻遠大於D01~D12多頭市場的投報率，其中以鴻海公司的投報率最高(分別是33.6%、25.86%)。在測試期的T01~T12與T~T24也是一樣的結果，顯示本研究設計的模型具有實用價值。因此，顯示本研究設計的股價趨勢轉折點預測，確實能捕捉到股價波動的趨勢與轉折點，在多頭市場時能掌握趨勢轉折向上的時機，利用融資擴大信用買進股票，因而擴大了獲利空間；在空頭市場時，精準預測股價將由上反轉向下的

趨勢，使用融券放空的交易策略，除了控制風險之外更擴大獲利空間。除了精準預測股價轉折點之外，本研究利用 GA 演化權重值與動態週期天數機制，讓融資融券交易股票的資金配置最佳化，達成獲得高報酬率與降低風險的重要關鍵設計。

然後，從表八與表九數據分析可知（鴻海公司為例），本研究模型鴻海的現貨交易策略與融資融券交易策略，在訓練期與測試期皆可擊敗市場報酬率。顯示不管是分為多頭市場與空頭市場的績效評估，抑或是實驗區間整合一起的實驗區間績效，皆能擊敗實驗股票的買進持有策略、類股指數，以及台股加權指數買進持有策略。從表七數據亦可知（鴻海公司為例），本研究的兩種交易策略在空頭市場的訓練期(D13~D24)與測試期(T13~T24)，擊敗了鴻海買進持有策略與市場大盤(現貨交易策略差距為 22.22%與 8.32%)，且比多頭市場實驗期超越市場大盤更多。此外，融資融券交易策略又比現貨交易策略的報酬率更高、超越買進持有策略更多(47.09%與 14.14%)。

在股票市場的最大目標是打敗市場(大盤)，以獲得好的風險報酬，但是擊敗市場很不容易。股票交易，一般人全年度獲利很難打敗大盤，甚至在法人操作的 100 檔基金中，也會有 90 檔是落後大盤表現(陳達新，2013)。但是，本研究提出 GA 為基礎的模型設計，卻能在多空市場中擊敗市場大盤，本研究猜測可能的原因，在於 GA 為基礎的創新設計。

因此，上述數據分析顯示，本研究的 GA 模型的第一階段設計，能動態預測股價反轉向上，以及股價反轉向下的技術指標組合，例如 RSI 使用實數基因來代表 RSI 指標平均天數（6 日、7 日、8 日、9 日、10 日），數值由 0~5。另外使用整數基因在反轉向上點規則，範圍數值由 0~100，在反轉向下點規則，範圍數值由-100~0。然後，在第二階段 GA 編碼部分的 RSI 指標規則，乃使用實數基因來代表權重數值，數值由 0~50。天期使用整數基因來代表 n 天前符合第一階段最適解(亦即捕捉到股價轉折點的天數)。因此，本研究的設計根據股價時間序列(time series)而動態演化五個技術指標的數值與天數，並以 GA 將其組合最佳化，成為本研究進行現金交易與融資融券交易策略的策略發展機制。上述的設計機制，顯然能降低股市不確定性與隨機性，因而本研究模型能獲致好的風險報酬，並且即敗市場大盤。

總之，本研究提出以 GA 為基礎的股價趨勢轉折點預測，以及資金配置權重值的設計，不管在多頭市場與空頭市場皆能擊敗台股加權股價指數與類股指數的報酬率，顯示本研究設計的交易模型具有很好的交易能力與效能，可以協助投資人進行股票交易，據以降低股市的不確定性與隨機性。

伍· 結論

本研究實驗對象選自台灣 50 指數成分股，挑選在電子類股(鴻海 2317)、金融類股(國泰金控公司 2882)、塑化類股(台灣塑膠公司 1301)，佔台灣 50 指數成分股權重高的個股，並具代表性的龍頭股。根據實驗結果與分析，本研究得到一些結論。

首先，本研究的 GA 模型具有追蹤股價波動 (volatility) 與趨勢轉折點 (turning point) 的能力。例如在多頭市場的訓練期 D01~D12 實驗的三家公司報酬率，都可以打敗買進持有策略 (buy and hold)，而在空頭市場訓練期 D13~D24 的報酬率也都可以打敗買進持有策略。

其次，實驗結果顯示 GA 模型在現貨交易與融資融券交易策略，都比買進持有策略的報酬率高，融資融券又遠比現貨交易策略的獲利性大，且在空頭市場 (Bear Market) 明顯比買進持有策略在虧損實驗期間的虧損較少，但在獲利實驗期間時卻又獲利較大。顯示本研究設計的股價趨勢轉折點預測，確實能捕捉到股價波動的趨勢與轉折點，在多頭市場時能掌握趨勢轉折向上的時機，利用融資擴大信用買進股票，因而擴大了獲利空間；在空頭市場時，精準預測股價將由上反轉向下的趨勢，使用融券放空的交易策略，除了控制風險之外更擴大獲利空間。除了精準預測股價轉折點之外，本研究利用 GA 演化權重值與動態週期天數機制，讓融資融券交易股票的資金配置最佳化，達成獲得高報酬率與降低風險的重要關鍵設計。

最後，本研究提出 GA 為基礎的兩階段模型設計，能在多空市場中擊敗類股指數與台股加權指數報酬率，亦即打敗市場。但是，擊敗市場很不容易，因為一般投資人全年度獲利很難打敗大盤，甚至在法人操作的 100 檔基金中，也會有 90 檔是落後大盤表現。總之，本研究提出以 GA 為基礎的股價趨勢轉折點預測，以及資金配置權重值的設計，確實能在具有複雜與混沌特性的股票市場中，降低其不確定性與隨機性。本研究設計的交易策略發展模型具有很好的交易能力與效能，可以協助投資人進行股票交易，據以提升投資人的風險溢酬。

參考文獻

- 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。
- 林晏秀、侯佳利、陳稼興，利用遺傳演算法對股價反轉點的預測，2004 智慧型資訊系統暨第一屆演化式計算應用研討會論文集，2004 年 5 月。
- 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。
- 陳達新，台灣醒報專訪報導，2013 年 9 月 9 日取自 <https://tw.news.yahoo.com/>。
- Armano, G., Marchesi, M., and Murru, A., A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting, *Information Sciences*, 170, 2005, pp.3-33.
- Bauer, R. J, “Genetic Programming II: Automatic Discovery of Reusable Programs”, The MIT Press, 1994.
- Bodenhofer, U., *Genetic Algorithms: Theory and Applications*, 2004.
- Blanco, P.F., Sagi, D.B., Soltero, F., and Hidalgo, J.I., Technical Market Indicators Optimization using Evolutionary Algorithm, GECCO’08, July 12-16, 2008.
- Beasley, D., Bull, D. R., and Martin, R.R., An overview of genetic algorithms: part 1. fundamentals, *University Computing*, 1993, pp58-69.
- Bao, Depei and Yang, Zehong, Intelligent stock trading system by turning point confirming and probabilistic reasoning, *Expert Systems with Applications*, Volume 34, Issue 1, January 2008, pp. 620–627.
- Booth, Ash, Gerding, Enrico, and McGroarty, Frank, Automated trading with performance weighted random forests and seasonality, *Expert Systems with Applications*, Volume 41, Issue 8, 15, June 2014, Pages 3651–3661.
- Choudhury, Subhabrata, Ghoshb, Subhajyoti, Bhattacharyac, Arnab, Fernandesd, Kiran Jude, and Tiwarie, Manoj Kumar, A real time clustering and SVM based price-volatility prediction for optimal trading strategy, *Neurocomputing*, Volume 131, 5 May 2014, pp.419–426.
- Dymova, L., Sevastianov, P., and Bartosiewicz, P., A new approach to the rule-base evidential reasoning: Stock trading expert system application, *Expert Systems with Applications*, Volume 37, Issue 8, August 2010, Pages 5564–5576.
- Chiam, S.C., Tan, K.C., and Mamun, A. Al., Investigating technical trading strategy via an multi-objective evolutionary platform, *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 7, September 2009, pp.10408–10423.
- Dhar, V. and Chou, D., A comparison of nonlinear methods for predicting earnings surprises and returns, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12 (2001), pp. 907–921
- Geva, Tomer and Zahavi, Empirical evaluation of an automated intraday stock recommendation system incorporating both market data and textual news, *Decision Support Systems*, Volume 57, January 2014, Pages 212–223

- Hsieh, Wen-liang G. and He, Huei-Ru, Informed trading, trading strategies and the information, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Volume 31, July 2014, pp187-215.
- Hoklie & Zuhail, L.R., Resolving Multi Objective Stock Portfolio Optimization Problem Using Genetic Algorithm, *Computer and Automation Engineering, ICCAE*, 2010, pp.40-45.
- Kimoto, T. and Asakawa, K., Stock market prediction system with modular neural networks. The MIT Press, 1990, pp36-43.
- Korczak, J. and Roger, P., Stock timing using genetic algorithm, *Appl. Stochastic Models Bus. Ind.*, 2002, pp121-134.
- Lin, Wen-Shiu and Yang Chien-Pei, Application of Integral Value-investing Strategy with Genetic Algorithms, *Tamsui Oxford Journal of Management Sciences*, Volume 19, 1, June 2003.
- Lai, K. K., Yu, L., Wang, S., and Zhou, C., A Double-Stage Genetic Optimization Algorithm for Portfolio Selection, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 4234/2006, Springer Berlin / Heidelberg, 2006.
- Leigh, W., Purvis, R., and Ragusa, J.M., Forecasting the NYSE composite index with technical analysis, pattern recognizer, neural network, and genetic algorithm: a case study in romantic decision support, *Decision Support Systems*, 32 (2002), pp. 361-377
- Li, Xiuquan, Deng, Zhidong, and Luo, Jing, Trading strategy design in financial investment through a turning points prediction scheme, *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 4, May 2009, pp.7818-7826.
- Lin, C.M. and Gen, Mitsuo, An Effective Decision-Based Genetic Algorithm Approach to Multiobjective Portfolio Optimization Problem, *Applied Mathematical Sciences*, Vol. 1, no. 5, 2007, pp.201-210.
- Orito, Y. and Yamazaki, G., "Index Fund Portfolio Selection by Using GA", *Computational Intelligence and Multimedia Applications (ICCIMA)*, 2001, pp.118-122.
- Orito, Y., Yamamoto, H., and Yamazaki, G., Index fund selections with genetic algorithms and heuristic classifications, *Computers & Industrial Engineering*, Vol.45, 2003, pp. 97-109.
- Teixeira, Lamartine Almeida and Oliveira Adriano Lorena Inácio de, A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification, *Expert Systems with Applications*, Volume 37, Issue 10, October 2010, pp. 6885-6890
- Wang, Fei, Yu, Philip L.H., and Cheung, David W., Combining technical trading rules using particle swarm optimization, *Expert Systems with Applications*, Volume 41, Issue 6, May 2014, pp3016-3026.
- 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.
- Yin, Jiangling, Si, Yain-Whar, and Gong, Zhiguo, Financial Time Series Segmentation Based On Turning Points, *Proceedings of 2011 International Conference on System Science and Engineering*, Macau, China - June 2011.

Applying Genetic Algorithms to Capture the Stock's Turning Points and Volatility Signal in Taiwan Exchange Stock Market

WEN-SHIU LIN, SHI-ZHE CHEN *

ABSTRACT

This research applied the genetic algorithms (GA) to construct a recommendation model, and this model assist investors to make investment decision. This model utilize stock price have wave band characteristic of ups and downs; find turning points of the stock price. And then cooperate with fund allocation to use, judge whether stocks should be bought or sold. The result of this research can be summed up for the following several points: (1) the profit of margin trading is higher. (2) In comparative analysis, the profit of this research model is higher than to buy and hold. (3) In the bear market, this research model is unlikely to get the positive profit, but it will be less than the ones that bought holding but suffer the loss. (4) This model apply "Relative Value" and "Weight". This model can get the higher positive profit and control risk.

Keywords: Genetic Algorithms, Technical Analysis, Turning points, Volatility Signal

* Wen-Shiu Lin, Assistant Professor, Department of Information Management, Fu Jen Catholic University. Shi-Zhe Chen, Manager of System Development Department, Symphox Information Co.,Ltd.

