

以基因演算法最佳化技術指標之集成擇時策略研究 -以台灣股市大盤為例

羅淑娟

國立台北科技大學資訊管理與運籌所
scllo@ntut.edu.tw

張劭彬

國立台北科技大學資訊管理與運籌所
diracofsea@gmail.com

摘要

現時一般大眾皆已了解投資理財的重要性，在眾多理財工具中又以股票市場之進入門檻較低、資訊易取得、發展悠久健全，而成為最熱門的投資標的，本篇研究有鑑於一般大眾難以精準掌握進出場時機，追高、套牢、認賠出場等屢見不鮮，因此將對技術分析擇時的部份進行探討，期望找出能準確判斷適當買賣時機的一套方法，並能夠廣泛使用。本研究應用基因演算法（Genetic Algorithms, GA）對現行技術指標所用之天數、買賣門檻等參數進行最佳化，改善一般投資者常用的傳統技術指標，使其能更符合市場環境。接著再將最佳化參數後的各種技術指標，利用集成（Ensemble）的方式進行共同決策，以提升策略穩定度及準確度。最後將各種策略套用至多國股市，進行虛擬交易進行實證。實驗結果顯示，技術分析於各國市場皆為有效，單一技術指標透過集成後，可有效提升穩定度，並超越買入持有策略，成為良好的投資策略。

關鍵詞：基因演算法、技術指標、集成、股市擇時

第一章 緒論

股票市場受到氣候、政治、市場變化...等許多不確定因素的影響，造成波動劇烈及難以預測，因此一般人很難判斷出正確的進、退場時機，而此時就必須利用一些投資策略來進行輔助。技術指標是世界各國的投資者透過研究過去歷史資料而來，然而不同的市場擁有不同的特性，我們應該可以合理推測出技術分析的兩大問題，第一是技術指標套用至不同市場時應該要有不同的參數；第二，不同的市場是否有其適合及不適合的技術指標。但歷史資料數量龐大，技術指標的參數搭配又非常的多，遠超出人工的處理能力範圍，一般人無法透過觀察資料便找出解答。因此需使用人工智慧進行輔助，其中基因演算法獨特的編碼及演化方式適用於可行解範圍龐大、非線性且複雜的運算，因此使用基因演算法找出技術指標最佳的參數，就是一個良好的可行方案 (Garai and Chaudhuri, 2004)。市面上技術指標的數量繁多，即便可以透過演算法找出各技術指標最佳的參數，但要找出每個市場適用哪個指標又是一項困難的工程。本研究探討透過集成決策的概念產生的綜合性的技術指標，在不同的市場中進行擇時決策實驗，找出在不同市場中既獲利又穩定的投資指標。

使用技術分析方法投資股票市場卻無法獲利的原因可能有選到效果不佳的技術指標、選用的指標及參數不適用於該市場、受到市場波段下跌等因素影響。本篇的研究目的即是希望找出上述兩個技術指標問題的解決方案，以期打敗大盤穩定獲利，因此可以將目的歸於以下幾點：

- 1、 透過基因演算法對各個技術指標的選用天數、買賣門檻等參數進行調整，分別找出不同指標在各個市場中最適合的參數，測試以技術指標進行的技術分析是否能夠有效獲利。
- 2、 比較各技術指標的表現及適用市場是否有所差異。
- 3、 嘗試以各種不同的方式進行技術指標的整合，找出最佳的方式將多個技術指標的決策進行集成。
- 4、 將同樣的流程套用至多國股市的實際資料，藉以確認本篇研究提出的方法之穩定性，並比較各國市場間的差異。

本研究第二章文獻探討技術分析的假設與常用技術指標，第三章對選取的技術指標制定最佳參術的基因演算法和各技術指標集成方法也在此章介紹，第四章收集各國股市的實際歷史資料，透過基因演算法找出最適合該市場的參數，建立自動虛擬交易系統並進行集成決策，由得出的年化報酬率與買入持有及個別技術指標進行比較。第五章為結論與建議。

第二章 文獻探討

2.1 技術分析

技術分析的理論基礎是基於以下的假設成立：(1)市場行為涵蓋一切信息(2)價格沿趨勢移動(3)歷史會重演。其中第一個假設說市場行為包括了一切信息，但市場行為反映的信息只體現在股價變動上，距離原始信息畢竟有所差異；而 Malkiel (1973) 所提出的隨機漫步理論 (Random Walk Theory)，認為股價受到過多的因素影響，是隨機變動不可測，與第二點假設持相反意見；第三點假設為歷史會重演，但股票市場的市場行為也不可能有完全相同的情況重複出現。由於對於三大假設本身的合理性及是否成立一直存在爭論，進而延伸到質疑技術分析的實用性，對於技術分析的研究實證顯示應用技術

分析指標能優於買入持有 Pruitt, 1988, 1992; Brock, 1992; Szakmary, 1999; Gunasekarage, 2001; Ming-Ming Lai, 2006; 紀岱良, 2008), 但遇到長期上揚波段時則較無效果(黃旭峰, 2004)。

一般常用的價量技術指標包含：

- 移動平均線 (Moving Average, MA)：移動平均線 (Donchian and Hurst, 1970) 是將若干天的股票價格或成交量以移動平均的方式處理，降低雜訊干擾，以觀察股價變化趨勢。第 t 日之長度為 n 之 MA 計算方式如下：

$$MA_{(t,n)} = \frac{P_{t-n+1} + P_{t-n+2} + \dots + P_t}{n}, \quad (1)$$

其中 P_t 為第 t 日收盤價。交易判斷方法：使用上會建立快慢（長短期）兩條移動平均線，若短天期 MA 由下往上突破長天期 MA，表示行情看漲，反之若短 MA 由上跌破長 MA 則表示有下跌的趨勢。

- 相對強弱指標 (Relative Strength Index, RSI)：相對強弱指標 (Wilder, 1978) 主要概念是以判定市場買賣雙方力道的強弱來預測未來價格的走勢，RSI 利用最終股價的漲跌來代表買賣雙方爭鬥的結果，並藉此來評估市場買力的強弱。計算公式如下：

$$RSI = \frac{U_n}{U_n + D_n} \times 100, \quad (2)$$

U_n 與 D_n 分別為 n 日內的漲、跌點數總合。交易判斷方法：此指標為 0~100，當 RSI 過大或過小時，代表發生超買或超賣的情形。另一種判斷方式是畫出長短期的兩條 RSI，同樣觀察短天期線是否往上或往下突破長天期線。

- 隨機指標 (Stochastic Line, 又稱 KD)：一般所稱的 KD 指標全名是 Stochastic Line (Lane, 1957)，假設當股票位於上漲波段時，收盤價往往會接近當日最高價，反之位於下跌波段時，收盤價則會接近當日最低價，KD 便透過計算收盤價與最高價、最低價的差距比例，再搭配上指數平滑移動平均 (EMA) 的概念，以研判買進或賣出的時機。計算方式如下：

$$RSV_t = (P_t - L_n) \div (H_n - L_n) \times 100, \quad (3)$$

P_t 為第 t 日的收盤價， L_n 與 H_n 分別表示最近 n 日內出現的最低價及最高價。

$$K_t = \left[\left(1 - \frac{1}{m} \right) \times K_{t-1} \right] + \left[\frac{1}{m} \times RSV_{t-1} \right], \quad (4)$$

$$D_t = \left[\left(1 - \frac{1}{m} \right) \times D_{t-1} \right] + \left[\frac{1}{m} \times K_t \right], \quad (5)$$

其中 m 為指數平滑移動平均參數。交易判斷方法：在研判上當 D 值過大則代表超買，過小則是超賣，價格走勢皆可能發生逆轉。一般投資者習慣將 n 設為 9、 m 設為 3、 D 值門檻設為 80 及 20。另一種超買或超賣的決定則是同樣觀察 KD 線是否互相突破。

- 指數平滑異同移動平均線 (Moving Average Convergence and Divergence, MACD)：MACD (Appel and Hirschler, 1979) 的概念與 MA 類似，但認為若僅以收盤價代表一日的交易會喪失的過多的訊息，因此加入當日的最高價及最低價來共同代表。並且 MACD 使用是指數平滑移動平均 (EMA)，時間越近給予的權重越高。計算方式如下：

1. 計算需求指數 (Demand Index, DI)

$$DI = (H + L + 2P) \div 4, \quad (6)$$

H 及 L 分別代表當日盤中最高價及最低價、 P 為收盤價。

2. 計算 EMA

$$EMA_t = EMA_{t-1} + \alpha \times (DI_t - EMA_{t-1}), \quad (7)$$

其中 $\alpha = \frac{2}{1+n}$ 。

3. 計算差離值 (DIF)、平均差離值 (DEM)、柱線

$$DIF = EMA_{n1} - EMA_{n2}, \quad (8)$$

$$DEM_t = DEM_{t-1} + \alpha \times (DIF_t - DEM_{t-1}), \quad (9)$$

其中 $\alpha = \frac{2}{1+m}$,

$$\text{柱線}_t = DIF_t - DEM_t \quad (10)$$

交易判斷方法：MACD 計算出多種數值，可分成以下三種判斷買賣點的方式，一是快慢 EMA 兩線的交叉突破；一是 DIF 與 DEM 兩線的交叉突破；第三種則是將每日柱線的數值以長條圖的方式繪於座標上，當柱線由長變短時即表示股價可能變盤。

- 能量潮 (On Balance Volume, OBV)：能量潮指標 OBV (Granville, 1963) 的理論是市場價格的變動需有相對應的成交量。因此 OBV 主要是透過計算漲跌及成交量間的關係，來進行波段的判斷。計算方式如下：

$$OBV_t = OBV_{t-1} \pm V_t, \quad (11)$$

V 為成交量， P_t 為第 t 日收盤價，當 $P_t > P_{t-1}$ 時，記 V 為正值， $P_t < P_{t-1}$ 記 V 為負值，平盤則 $V=0$ 。交易判斷方法：一般判斷上以股價與 OBV 線互相比較，當股價上漲而 OBV 線下降時，表示動能不足，即將回跌；當股價下跌而 OBV 線上升時，將止跌回升；當股價上漲而 OBV 線同步緩慢上升時，表示仍有上漲空間。

2.2 基因演算法

基因演算法 (Genetic Algorithms, GA)，也稱遺傳演算法，是在 1975 年時由 John Holland 所提出，經過多年的發展及研究，已被許多學者證實為一個有效的最佳化搜尋方法。基因演算法的中心概念就是生物界中的「物競天擇、適者生存」的自然法則，模擬生物界的組成模式，包含了以下三大構成要素：(1)基因 (genes)：演算法中最小的運算單位，每個基因表示解的某一項特徵。(2)染色體 (chromosomes)：一個染色體即為一個完整的候選解，是由許多基因所組合而成。(3)族群 (population)：是所有候選解的集合，從中選取染色體進行各種運算，會不斷由較佳解取代較差解，形成新一代的族群。

再搭配以下三種運算方式，以進行演化的動作：(1)選擇 (selection)：選擇是透過適應值的高低來進行，為避免陷入區域最佳解，並非單純以適應值決定，而是適應度高者被挑中機率較高。(2)交配 (crossover)：由選擇選出的每一組解做為親代，有機率進行基因交換產生兩個子代。(3)突變 (mutation)：由交配產生出的新個體有機率再度進行突變的動作，突變是指隨機選取一個新個體中的基因，並進行改變。

基因演算法中配適函數及數個參數對應以上的動作，可視不同的應用方向進行適度調整與選擇，內容包含(1)族群大小 (population size)：染色體所組成的集合大小，族群大有較大機會找到最佳解，但耗時；反之，若族群太小容易陷入局部最佳解。(2)適應函數 (fitness function)：適應函數視題目不同而定，以此函數對每個解進行評量，決定每個解的適應度 (fitness value)，將影響被選擇的機率。(3)交配率 (probability of performing crossover, pc) 約等於每代族群中有多少比例將由新產生的子代替換。(4)突變率 (probability of mutation, pm)：有避免陷入區域最佳解的效果。(5)終止條件 (termination criteria)：當滿足此條件則停止，並挑選最終族群中適應度最高的解做為最終解。

基因演算法在廣大解集合中尋優的能力強大，因此一直以來不斷的有許多研究嘗試利用基因演算法找出良好的股市交易策略，一般來說，以 GA 優化技術指標的交易策略會優於買入持有(Allen, 1999; Korczak, 2002; Rui Jiang, 2002; 吳建良, 1999; 許智明, 2003; 葉怡成, 2006)，但產生過度配適的情形，則無法打敗買入持有(Jiarui Ni, 2010)。

2.3 集成

集成 (ensemble) 的概念主要是源自於分類器，在 1990 年時 Schapire 以自己設計的 Boosting 演算法，也就是以各學習器在訓練期的績效進行加權投票，結果證實多個較弱的學習演算法可以透過集成為一個強學習器。Dietterich (2000) 研究也發現，不同的分類器對同一組資料樣本進行分類後，除正確率有所差距外，分類錯誤的樣本也有所不同，顯示不同分類器所得到的分類結果之間可能有互補的資訊存在，集成即是利用此一資訊來改善各別分類器的分類結果，由於學習器間可以互相抵消誤差、擴大最佳解的尋找範圍，使準確率向上提升。Dietterich 指出現今常見的集成學習策略大致可分為以下三類：

- Bagging
由 Breiman 在 1996 年所提出，由原訓練樣本中隨機抽取數量相同的 m 組資料作為新的訓練樣本，由同樣的演算法使用這些樣本進行 m 次訓練動作，得出 m 種分類規則，在使用這些同一演算法得出的 m 個分類規則進行多數決。
- Boosting
與 Bagging 作法類似，第一次以隨機方式抽取訓練樣本，接著將錯誤率較高的樣本被抽中的機率提高，也就是將較難的部份給予較多的訓練，最後同樣進行多數決，但加入權重的概念，正確率較高者權重較大。
- Stacking
同樣由 Bagging 發展而來，一樣以隨機的方式選出多個訓練資料的子集合，但是使用多種不同的演算法分別進行訓練，得出多種不同的分類規則後，在予以投票表決，在 Stacking 中，可以選擇權重相同或依正確率調整權重高低。

第三章 研究方法

3.1 研究架構

本篇研究實驗共分為六大步驟：

1. 資料收集：
利用台灣經濟新報資料庫 (Taiwan Economic Journal, TEJ) 和 Yahoo! Finance 找出各國股市歷史資料。
2. 資料處理：
檢查資料是否齊全、刪除錯誤值，進行資料範圍的選取、切割訓練及測試樣本。
3. 虛擬交易模型建置：
將所選各種技術指標規則建立於系統中，使其能夠自動進行模擬交易行為。
4. 尋找最佳參數：
利用 GA 搭配虛擬交易系統，進行各技術指標最佳化的搜尋。
5. 建立集成決策系統：
將最佳化後的技術指標，透過各種方式建立集成決策系統。
6. 績效測試：
分別將各種最佳化參數後的技術指標、各種集成決策模型對測試樣本進行虛擬交易測試績效。

3.2 最佳化技術指標參數

技術分析經過一百多年的發展，不斷有人提出各式各樣的技術指標，估計出現過的技術指標可能高達百種以上，然而，技術指標為投資獲利的分析技術，透過大量投資人

長期分析使用，自然產生優勝劣敗的結果，市場中不會有無效的指標留存，因此在本篇研究中，主要選用目前一般投資人較常使用的技術指標進行實驗，並從中選取價及量的指標，價格指標：移動平均線 (MA)、相對強弱指標 (RSI)、隨機指標 (KD)、指數平滑異同移動平均 (MACD)，量能指標：能量潮 (OBV)、量的移動平均線 (MA_V)。

各技術指標參數的訂定並非十分嚴謹，在不同市場中參數的選擇必然有所差異，本實驗將使用 GA 對各技術指標進行參數選擇上的最佳化。本研究使用 Palisade 軟體公司之 Evolver5 進行 GA 演算法的相關動作，運作流程分 3 個步驟對實驗中設定進行說明。

- 編碼：最佳化參數的第一步須先將 MA、MA_V、RSI、KD、MACD、OBV 等技術指標所用參數的可行解範圍等進行編碼。(1)MA 與 MA_V 皆是以相同方式計算，差別只在於前者以收盤價計算，後者以成交量計算。交易訊號的產生是由快慢（長短期）兩條移動平均線交叉產生，所用參數共有三個，長短線天期：1~66。波動門檻：0~10%。(2)RSI 以 50 為中心，當 RSI 過大或過小時，代表發生超買或超賣的情形，未來股價可能逆轉；或使用長短期的兩條 RSI，同樣觀察是否互相突破。所用參數共有五個，長短線天期：1~66。波動門檻：0~10%。買入門檻：1~100。賣出門檻：1~100。(3)KD 交易訊號判斷方式為當 D 值過大時產生賣出訊號、D 值過小時產生買入訊號，或觀察 KD 兩線的交叉，所用參數共有五個，RSV 天期：1~66。指數平滑權重：1~22。波動門檻：0~10%。買入門檻：1~100。賣出門檻：1~100。(4)MACD 與 MA 類似，但是指數平滑移動平均 (EMA)，時間越近給予的權重越高，再透過快速與慢速兩條 EMA 之間的變化來判斷買進與賣出的時機，因此所用參數共有四個，長短線天期：1~66。波動門檻：0~10%。指數平滑權重：1~22。(5)OBV 線與收盤價交叉為買賣點，為求方便判斷買賣訊號，參考 William (2007) 以類似 KD 的計算方式得到快慢兩線，以交叉進行訊號的判斷。因此所用參數共有三個，VA 天期：1~66。波動門檻：0~10%。指數平滑權重：1~22。

- 適應性函數 (fitness function)：在本研究中，獲得的績效高即代表適應良好，因此將適應性函數設為虛擬交易的年化報酬率。

- GA 設定：由於研究性質及資料接近，本研究中演算法設定參考葉怡成 (2006) 之研究，(1) 群體大小設為 100；(2) 交配率設為 0.9；(3) 突變率設定為 0.01；(4) 使用保存精英方式，群體中最佳解無條件複製到下一世代；(5) 終止條件設為執行 200 代。

3.3 集成決策系統

本研究希望結合多種技術指標共同決策，達到提高績效及穩定度等兩大目標。本研究所使用之集成方式如下：

- 簡單投票集成 (Vote)：所有技術指標權重相同，統計一日所有技術指標產生之交易訊號，當買入訊號多於賣出訊號即買入，反之賣出，如兩種信號數量相等則不進行任何動作。

- 綜合投票集成 (Synthetic Vote, S Vote)：同簡單投票集成，各指標權重相同，但不同時採用全部的指標，而是透過排列組合，選出六種指標在訓練期中最佳的搭配組合，進行投票，但在此限制最少使用兩個指標，最多可用全部。

- 訓練績效權重集成 (Return Weight, R Weight)：以各技術指標在訓練期的年化報酬率做為權重，買入訊號視為正，賣出訊號視為負，將一日所有產生的訊號相加，若為正則買入，負則賣出。例：MA 在訓練期年化報酬率 5%，則在集成中 MA 買入訊號記為 0.05，賣出訊號記為 -0.05。

- 類標準化集成 (Normalization Weight, N Weight)：以六種技術指標於訓練期的平均報酬率做為標準，取標準以上的技術指標進行集成，並加入風險的概念，將各指標超越平均的部份除以各指標在期間內之標準差，做為集成權重。計算公式如下：

$$W_i = \frac{R_i - \mu}{\sigma_i} \quad (12)$$

其中 W_i 為第 i 個技術指標之權重、 R_i 為第 i 個技術指標之報酬率、 μ 為所有指標之報酬率平均、 σ_i 為第 i 個技術指標之標準差，若 $W_i < 0$ 則取 0 做為權重。

- 反應曲面最佳化法 (Optimal Weight, O Weight)：加入作業研究中之反應曲面法 (Response Surface Methodology, RSM) 做為集成概念，將技術指標視為成分，各種成分的比例將影響反應值的高低，模型方程式如下：

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i X_i + \sum \sum_{i < j} \beta_{ij} X_i X_j \quad (13)$$

其中 y 為該權重比例的報酬率、 X_i 表示第 i 項技術指標之權重，將各種比例及其所得報酬率作為輸入，以迴歸方法將報酬率對應各種比例，再以迴歸式搭配所有指標之權重總和為 1 的限制，做為各技術指標之權重。

3.4 虛擬交易進行方式

- 資料選取與處理：研究資料取自 TEJ 台灣經濟新報資料庫和 Yahoo! Finance，資料包含成交量、最高價、最低價、開盤價、收盤價等欄位。期間皆為 1999 年初至 2010 年底，共 12 年。並加入移動窗格的做法，以兩年訓練，一年測試為窗格長度，共十期，以測試各種方法之績效及穩定度。以下為實驗選用之市場及資料筆數：

- (1) 台灣加權指數 (以 TW 表示) 資料筆數：3021 筆
- (2) 新加坡海峽時報指數 (以 SI 表示) 資料筆數：3012 筆
- (3) 美國道瓊工業指數 (以 US 表示) 資料筆數：3019 筆
- (4) 馬來西亞吉隆坡指數 (以 MY 表示) 資料筆數：2961 筆
- (5) 上海綜合指數 (以 CN 表示) 資料筆數：2995 筆
- (6) 南韓漢城綜合指數 (以 KR 表示) 資料筆數：3017 筆

- 虛擬交易進行方式：本實驗設計每個技術指標每日皆可能產生買入、賣出或無動作等三種信號，當遇到交易訊號時，隔日將進行全買或全賣之交易動作。交易時模擬真實交易所需費用，為求利於比較，統一使用台灣之交易費用帶入各國進行計算。買入時將收取 0.1425% 手續費，賣出時除相同手續費之外需另扣除 0.3% 之證交稅。

- 實驗交易限制：(1) 實驗採取全買全賣的交易方式，若連續出現相同交易訊號時，則以第一次出現為準，其餘無視。即買入後僅能等待賣出訊號，賣出後僅能等待買入訊號。

(2) 當期末時，若為買入中狀態，則直接將持有股票以當日收盤價轉為金額，不記手續費及證交稅。(3) 為確保於訓練期中找到的交易規則為有效可用，限制 GA 在搜尋技術指標所用的參數時，訓練期交易次數必須大於 0。

3.5 績效評估標準

- 年化報酬率 (Annualized return)：以期末資金做為依據所算出的假設性利率，透過期末資金以及投資期間的長短往回計算，可算出相當於每年定存的利率。年化報酬率計算公式如下：

$$\text{年化報酬率} = \left(\sqrt[\text{投資年數}]{\frac{\text{期末資金}}{\text{期初資金}}} - 1 \right) \times 100\% \quad (14)$$

● 夏普指標 (Sharpe)：實務中常被用來評估投資風險的指標，係由 Williams F. Sharpe 於 1966 的文章中首次提及，同時考量了報酬率與風險兩大因素，用以評估每單位風險所能換得的平均報酬率。Sharpe 在原始設計中，是以無風險利率做為比較的基礎，但本研究為比較找出的各交易規則是否能夠有效超越大盤，因此略為調整公式，以買入持有各國大盤的績效做為比較的標準，公式如下：

$$\text{Sharpe} = \frac{R_i - R_M}{S_i} \quad (15)$$

S_i 為第 i 種技術指標之標準差， R_i 為第 i 種交易規則之年化報酬率， R_M 為該國市場之大盤即買入持有的年化報酬率。領先比較基礎越多、標準差越小，則得數值越大，因此數值越大表示該交易策略相對穩定，是較好的投資策略。

● 柏瑞圖最佳解 (Pareto-Optimal Solution)：對多目標最佳化問題而言，有兩個相互競爭的目標，無單一最佳解，但可能存在不被其他解凌駕的解。如圖 1 所示，若目標為 F_1 、 F_2 最小，則圖中 ABC 三點皆可被稱為柏瑞圖最佳解 (Gupta and Sivakumar, 2002)。

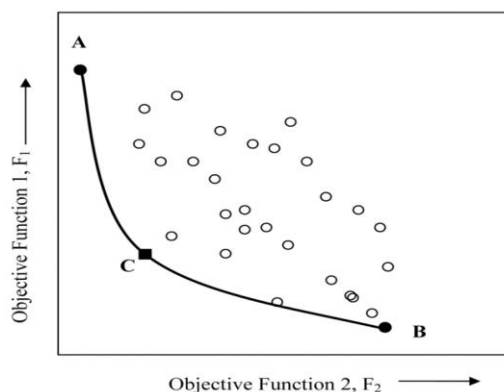


圖 1 Pareto-Optimal Solution 示意圖

第四章 實驗結果與分析

本研究選用台灣、中國、美國、馬來西亞、新加坡、韓國等六個國家之股市大盤，選用期間自 1999 年 1 月 1 日至 2010 年 12 月 31 日，並以兩年為訓練期、一年測試期的做法將資料切割為十期，如第一期 ”99~00,01” 是用以表示訓練期為 1999 年至 2000 年，測試期為 2001 年；第二期 ”00~01,02” 訓練期則為 2000 年至 2001 年，測試期為 2002 年，以此類推。

在單一技術指標方面，本研究以 GA 調整各技術指標之參數，使其在訓練中所獲得的年化報酬率最大化，再以報酬率最大之參數代入測試期進行測試。而在集成策略中，則是先完成各單一技術指標後，再進行集成策略的運算及測試。

此章將分為兩小節展示本研究整理過後的實驗結果，第一節為測試期資料，第二節則為數據的綜合整理與比較。詳細實驗結果部分，由於數據過於繁雜，請見附錄。

4.1 各市場測試期結果

● 台灣

在表 1，台灣市場測試期中，年化報酬率以 RSI 的 12.22% 為最高，超越買入持有的 5.71%，並在標準差方面，同樣最低為 0.13，低於買入持有的 0.31，因此夏普指

標也是最高的 0.52，在十個期間中正報酬的部份，以第一期（99~00,01）選用的參數短線 6 日、長線 39、買入門檻 83、賣出門檻 24、波動門檻 0.04，年化報酬率 24.85%，超越大盤最多。其次為 S Vote 及 R Vote 的 10.65%、10.72%，夏普指標分別為 0.36 及 0.25。

在測試期並非所有交易策略均能擊敗大盤，但集成策略都優於買入持有，而單一指標策略則有些不一定都優於買入持有，MA_V、KD 和 MACD 就低於買入持有策。

● 中國

在表 2，中國上海市場測試期中，年化報酬率以 OBV 為最高，達 14.52%，超越買入持有的 3.18%，標準差為 0.36 同樣低於買入持有的 0.62，夏普指標為 0.32，OBV 在第六期年化報酬率 87.57%最高，參數 VA 為 6 日、EVA 為 4、波動門檻 0.085。年化報酬率次高的為綜合投票集成的 13.34%，Sharpe 為 0.28；夏普指標最高的為 KD 的 0.33，雖然期報酬率僅有 8.12%，但其標準差為全部最低的 0.15。在測試期除 O Weight 之外，各交易策略均能擊敗大盤，O Weight 報酬率達 2.94%，也與大盤十分接近。

● 南韓

在表 3，韓國市場測試期中，年化報酬率以綜合投票集成為最高，達 12.05%，但略低於買入持有的 13.9%，標準差為 0.14，除低於買入持有的 0.29 外也是全部最低，但由於低於大盤，因此夏普指標為-0.13。年化報酬率最高者為第三期，達 30.71%，選用 MA、MA_V、OBV 進行投票集成、交易門檻為 1。在韓國市場中，買入持有大盤的年化報酬率，高於其他各種交易策略，但各種交易策略也皆有正向的報酬率。

● 美國

在表 4，美國道瓊工業指數測試期中，年化報酬率以綜合投票集成為最高，達 5.61%，高於買入持有的 0.19%，標準差為 0.08，低於買入持有的 0.17，夏普指標 0.69。其次為 KD，報酬率 3.85%、標準差 0.07、夏普指標 0.54。美國市場的綜合投票集成表現最好的為第二期，選用 MA_V、RSI、KD、OBV 進行投票集成，該期年化報酬率 15.58%，超越買入持有的-17.28%。五個集成指標中，有四個超越大盤，最差的 O Weight 也僅低於大盤 0.7%，與大盤十分接近。

表 1 台灣測試期實驗結果彙整表

TW (test)	MA	MA_V	RSI	KD	MACD	OBV	Vote	S Vote	R Weight	N Weight	O weight	Market Index
平均交易次數	3.2	5.2	1.6	2.1	1.8	3.5	5.9	3.7	4.7	3.6	3.9	X
標準差	0.18	0.15	0.13	0.16	0.19	0.21	0.23	0.14	0.20	0.23	0.18	0.31
年化報酬率	7.29%	3.05%	12.22%	1.53%	5.17%	7.89%	8.90%	10.65%	10.72%	7.29%	7.79%	5.71%
夏普指標	0.09	-0.18	0.52	-0.27	-0.03	0.10	0.14	0.36	0.25	0.07	0.12	0.00

表 2 中國測試期實驗結果彙整表

CN (test)	MA	MA_V	RSI	KD	MACD	OBV	Vote	S Vote	R Weight	N Weight	O weight	Market Index
平均交易次數	3.6	2.7	3.5	1.4	1.9	2.5	5.2	4	2.4	2.8	4.8	X
標準差	0.31	0.28	0.38	0.15	0.34	0.36	0.36	0.31	0.36	0.34	0.38	0.62
年化報酬率	10.74%	5.82%	4.75%	8.12%	8.86%	14.52%	7.59%	6.47%	13.34%	11.69%	2.94%	3.18%
夏普指標	0.25	0.10	0.04	0.33	0.17	0.32	0.12	0.11	0.28	0.25	-0.01	0.00

表 3 南韓測試期實驗結果彙整表

KR (test)	MA	MA_V	RSI	KD	MACD	OBV	Vote	S Vote	R Weight	N Weight	O weight	Market Index
平均交易次數	2.9	4.2	2.3	2.6	2.5	2.3	5.8	3.8	4.7	3.8	5.1	X
標準差	0.17	0.21	0.15	0.20	0.16	0.20	0.17	0.14	0.20	0.24	0.17	0.29
年化報酬率	10.62%	1.20%	10.27%	6.37%	7.97%	11.76%	8.44%	12.05%	9.54%	10.58%	10.13%	13.90%
夏普指標	-0.20	-0.59	-0.24	-0.39	-0.36	-0.11	-0.33	-0.13	-0.22	-0.14	-0.22	0.00

表 4 美國測試期實驗結果彙整表

US (test)	MA	MA_V	RSI	KD	MACD	OBV	Vote	S Vote	R Weight	N Weight	O weight	Market Index
平均交易次數	3.4	3	3	1.8	2.1	3.4	5.2	2.8	2.4	2.3	3.4	X
標準差	0.10	0.10	0.10	0.07	0.10	0.13	0.11	0.08	0.08	0.15	0.12	0.17
年化報酬率	-1.14%	2.56%	-5.10%	3.85%	0.76%	3.70%	0.25%	5.61%	0.46%	1.46%	-0.50%	0.19%
夏普指標	-0.14	0.24	-0.51	0.54	0.05	0.28	0.00	0.69	0.03	0.08	-0.06	0.00

● 馬來西亞

在表 5 馬來西亞測試期中，年化報酬率以綜合投票集成為最高，達 9.42%，高於買入持有的 8.91%，標準差為 0.13，低於買入持有的 0.25，夏普指標 0.04。其餘投資策略皆低於大盤。馬來西亞市場的綜合投票集成表現最好的為第九期，除 KD 外全部選用，交易門檻為 1，該期年化報酬率 39.85%。

可發現馬來西亞市場各交易策略差距很小，最低為 MA_V 的 4.67%，最高為 S Vote 的 9.42%，差距不到 5%，相對於此，其他各市場測試期最高與最低之差距皆在 10% 以上，雖然全部只有 S Vote 超越大盤，但可說在此市場技術分析的表現十分穩定。

● 新加坡

在表 6 新加坡海峽時報指數測試期中，年化報酬率以 MA 的 10.73% 最高，高於買入持有的 4.66%，但標準差 0.23，雖低於買入持有的 0.30，但仍偏高，夏普指標 0.26。其次為綜合投票集成，報酬率 7.49%、標準差 0.19、夏普指標 0.15。新加坡市場的 MA 表現最好的為第九期，短長天期分別為 13、40，波動門檻 0.006，年化報酬率達 70.58%。

六個單一技術指標中，有三個明顯低於大盤，而五個集成指標中，只有 R Weight 低於大盤 1.97%，其餘皆超越大盤，雖最高者為 MA，但當不確定市場適用何種技術指標時，使用集成策略有較穩定的年化報酬率。

於測試期中，單一技術指標部分，超越大盤的次數則偏低，穩定度略顯不足，相較之下集成策略較為穩定。下面將各指標的年化報酬率與標準差繪製成散佈圖，找出柏瑞圖最佳解 (Pareto-Optimal Solution)，也就是沒有被任一解在所有項目都完全超越的解，於本研究所繪圖中，即為左上方沒有其他投資策略的解，而右下的解表示被一個以上的其他投資策略所完全超越。

表 5 馬來西亞測試期實驗結果彙整表

MY (test)	MA	MA_V	RSI	KD	MACD	OBV	Vote	S Vote	R Weight	N Weight	O weight	Market Index
平均交易次數	2.1	2.9	3	1.9	2	3	3.8	3.6	2.9	3.1	4.6	X
標準差	0.10	0.08	0.09	0.12	0.12	0.14	0.14	0.13	0.14	0.11	0.15	0.23
年化報酬率	6.17%	4.67%	6.33%	5.30%	5.67%	7.42%	8.34%	9.42%	6.75%	6.55%	5.19%	8.91%
夏普指標	-0.27	-0.56	-0.28	-0.31	-0.27	-0.11	-0.04	0.04	-0.16	-0.21	-0.25	0.00

表 6 新加坡測試期實驗結果彙整表

SI (test)	MA	MA_V	RSI	KD	MACD	OBV	Vote	S Vote	R Weight	N Weight	O weight	Market Index
平均交易次數	1.6	2.7	2.1	1.6	2.2	4.4	4.5	2.5	1.9	3.8	3.1	X
標準差	0.23	0.10	0.23	0.18	0.17	0.11	0.27	0.19	0.12	0.21	0.26	0.30
年化報酬率	10.73%	0.51%	6.63%	0.08%	4.98%	1.58%	4.86%	7.49%	2.69%	5.23%	5.10%	4.66%
夏普指標	0.26	-0.41	0.08	-0.25	0.02	-0.29	0.01	0.15	-0.16	0.03	0.02	0.00

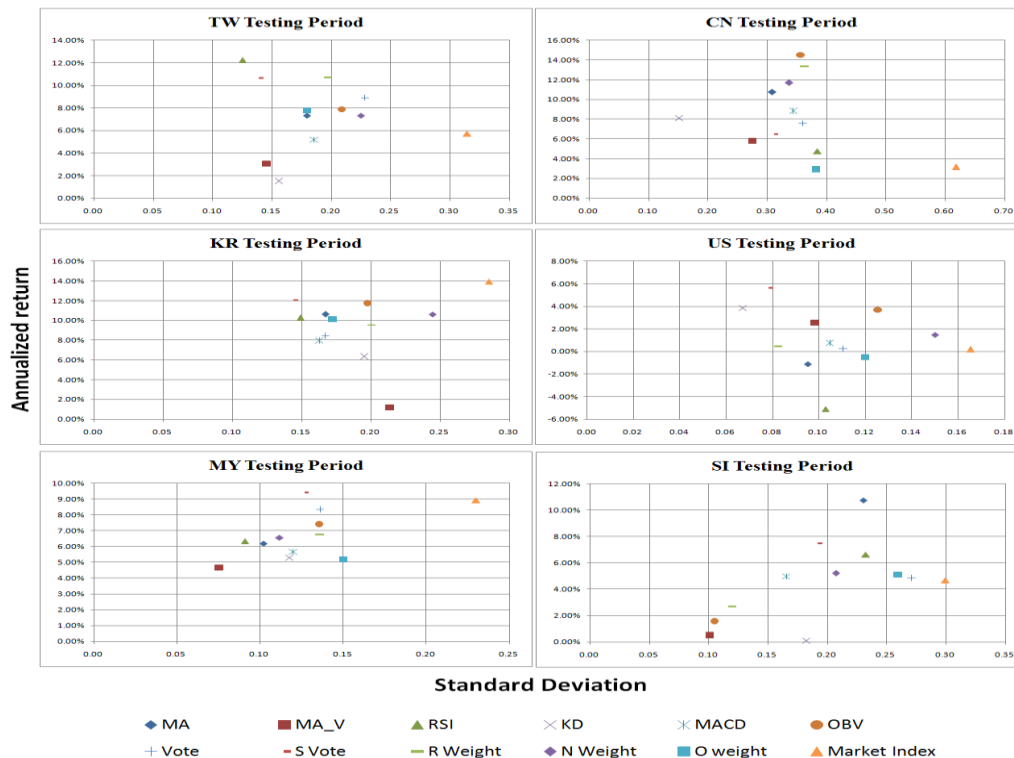


圖 2 各市場測試期報酬率-標準差散佈圖

在圖 2，各市場測試期之報酬率-標準差散佈圖方面，以綜合投票集成（S Vote）於六個市場中有三個成為柏瑞圖最佳解表現最佳，其次為單一指標的 OBV、KD、MA_V 各兩次。而在市場大盤方面，雖不像訓練期一樣，皆位於右下角，但明顯皆位於右側，顯示買入持有大盤變異較大，且僅在韓國成為柏瑞圖最佳解。

柏瑞圖最佳解與夏普指標有著類似的概念，都同時考量了利潤及風險兩種決策時的考量因素，但柏瑞圖最佳解透過圖形的方式表達，可快速找出不被凌駕的解，但卻無法看出指出何者最佳。夏普指標是透過數學計算，因此可以用數值大小來進行判斷當利潤加大，而風險也變大的同時，兩者增加的比例之間是否有效率。

4.3 整理與比較

a. 單一與集成指標於各市場之整體比較

表 7 為單一指標群集與集成指標群集之整體比較表，其中單一指標乃是包含 MA、MA_V、RSI、KD、MACD、OBV 等六種；集成指標則包含 Vote、S Vote、R Weight、N Weight、O Weight 等五種。

表中平均數是計算群集中各指標之年化報酬率之算術平均；標準差則是群集中各指標之年化報酬率之標準差。”集成/單一”則是兩者的比較，表示兩者相差之百分比。

數據顯示在六個市場測試期當中集成策略在六個市場中有五個取得超前；在報酬率大幅領先的狀況下，集成策略的標準差表現也十分穩定，在六個市場當中，有四個市場低於單一指標策略。

b. 跨市場之指標個別比較

在此將每個指標於六個市場中與大盤的差距進行加總，整合各指標於不同市場中的表現，觀察各指標是否擁有廣泛應用的能力及穩定度。

如表 8，測試期中，報酬率最高者為綜合投票集成（S Vote），累計超越大盤 15.14

％，5 個集成指標中，累計超越大盤者有 4 個。6 個單一指標中，除最高者為 OBV 的 10.3%以及 MA 的 7.87%外，其餘累計皆為負數，無法有效超越大盤。當加入風險因子時以累計夏普指標來進行比較，最高者為同樣為綜合投票集成（S Vote）的 1.21 最高，表示 S Vote 此一投資策略每單位風險所能得到的利潤較高。

表 9 為訓練期及測試期中，各指標與大盤之差距累積，可以明顯看出集成指標優於單一技術指標，並且此一現象不僅是在訓練期發生，於測試期時集成指標同樣有良好表現。

表 7 集成指標與單一指標之比較

TW	訓練期		測試期		CN	訓練期		測試期	
	平均數	標準差	平均數	標準差		平均數	標準差	平均數	標準差
單一指標	15.42%	0.014	0.48%	0.038	單一指標	13.32%	0.035	5.62%	0.035
集成指標	20.17%	0.037	3.36%	0.016	集成指標	18.67%	0.044	5.23%	0.042
集成/單一	30.80%	2.654	600.69%	0.415	集成/單一	40.15%	1.244	-7.03%	1.181
KR	訓練期		測試期		US	訓練期		測試期	
	平均數	標準差	平均數	標準差		平均數	標準差	平均數	標準差
單一指標	15.38%	0.023	-5.87%	0.039	單一指標	7.74%	0.018	0.58%	0.034
集成指標	18.90%	0.034	-3.75%	0.013	集成指標	10.73%	0.041	1.26%	0.024
集成/單一	22.88%	1.436	36.08%	0.344	集成/單一	38.73%	2.280	117.45%	0.704
MY	訓練期		測試期		SI	訓練期		測試期	
	平均數	標準差	平均數	標準差		平均數	標準差	平均數	標準差
單一指標	8.06%	0.017	-2.99%	0.009	單一指標	11.54%	0.027	-0.58%	0.042
集成指標	11.85%	0.020	-1.66%	0.017	集成指標	13.17%	0.038	0.41%	0.017
集成/單一	47.03%	1.188	44.30%	1.745	集成/單一	14.18%	1.402	171.23%	0.409

表 8 各指標與大盤之差距累積

與大盤差距	MA	MA_V	RSI	KD	MACD	OBV	Vote	S Vote	R Weight	N Weight	O weight
訓練期	72.48%	85.35%	78.15%	65.94%	67.10%	59.70%	61.43%	107.45%	93.31%	109.29%	95.99%
RANK	7	5	6	9	8	11	10	2	4	1	3
測試期	7.87%	-18.73%	-1.47%	-11.30%	-3.14%	10.30%	1.82%	15.14%	6.93%	6.25%	-5.91%
RANK	3	11	7	10	8	2	6	1	4	5	9

表 9 各指標之 Sharpe 累積

累計 Sharpe	MA	MA_V	RSI	KD	MACD	OBV	Vote	S Vote	R Weight	N Weight	O weight
訓練期	10.06	10.60	9.23	5.76	8.73	6.18	6.48	11.77	10.01	13.05	9.93
測試期	-0.01	-1.42	-0.40	-0.34	-0.43	0.19	-0.09	1.21	0.02	0.09	-0.40

第五章 結論與建議

經由實驗後所得，本研究呼應前述之研究目的有以下幾點結論：

1. 本研究以兩年訓練期，運用 GA 找出之最佳報酬參數，各市場中大多數皆能有效獲利，並超越買入持有策略。因此透過實驗結果顯示，可說技術分析在各市場皆為有效，可透過對歷史數據分析或測試，找出能夠有效獲利的投資策略。
2. 以各市場測試期來看，並無法於六種單一技術指標中找出一種通用於各個市場，而各市場各有其適合的技術指標，台灣市場最適合的為 RSI；大陸市場最適合的為 MA；韓國市場最適合的為 OBV；美國市場最適合的為 KD；馬來西亞最適合的為 OBV；新加坡市場最適合的為 MA。以各市場整體而言，六個單一指標當中只有 MA 及 OBV 兩個累計報酬率超越大盤，五個集成指標中則有四個累計超越大盤。由折線圖也可明顯看出，各種集成方式所找出之投資策略確實較單一指標之投資策

略來得更加穩定泛用。

3. 本研究以優化參數後的六種單一技術指標，進行五種不同集成決策方式的實驗，以單一指標策略與集成策略相比，在六個市場中有五個市場是集成策略表現較佳。顯示集成指標不論在何種市場皆有較高的穩定性，在無法確定市場適用何種單一技術指標時，選擇使用集成指標為較良好的投資選擇。
4. 在所有指標及所有市場測試期中，整體表現最佳的指標為 S Vote，在各市場中績效皆在十一個指標中排名前二，六個市場中有五個超越大盤，累計超越大盤達 15.14%，不論在任何市場皆能有效的穩定獲利；而在同時考慮利潤及風險時，六個市場累計夏普指標達 1.21，為所有交易策略中最高者，顯示在高利潤之下，也十分具有穩定度，符合本研究之研究目的，可說是穩定且通用有效之投資策略。
5. 僅有韓國市場之買入持有策略成為柏瑞圖最佳解，而在其餘市場買入持有標準差皆偏高，變動較大，表示當同時考量報酬率及風險兩種角度時，買入持有並非是很好的投資策略。

本研究礙於人力、時間等因素有所限制，因此無法達到盡善盡美，在此提供後些許研究方向及建議：試著將訓練期調整，找出最適合的長度；考慮在訓練期尋找交易規則時加入些許限制，如最低交易次數等，避免產生過度配適；試著將程序套用至類股或個股，擴大應用範圍；單一指標若因過度配適或其他因素造成在測試期績效不佳時，會影響到集成指標的結果，因此可以嘗試更多集成的方式，過濾掉負面影響；加入或替換不同的技術指標，嘗試更多的搭配組合。

參考文獻

1. 吳建良，1999，『基因演算法在股市預測與交易策略之研究』，國立中山大學企業管理學研究所，碩士論文。
2. 李金龍，2008，『依循隨機漫步理論、效率市場假說與實際投資操作之比較研究』，今日合庫月刊，第三十四卷，第四期：第 17-28 頁。
3. 洪智力，2007，『破產預測選擇性集成模型比較』，全國計算機會議，第 12-20~21 頁。
4. 紀岱良，2008，『台灣加權指數與技術指標之關聯分析』，國立東華大學企管所，碩士論文。
5. 許智明，2003，『運用遺傳演算法搜尋最佳化技術指標之台灣股市實證研究』，雲林科技大學資訊管理研究所，碩士論文。
6. 葉怡成，2006，『遺傳演算法建構台灣股市期貨買賣決策規則之研究』，資管評論，第十四期。
7. A. Elder, "Trading for a Living: Psychology, Trading Tactics," Money Management, 1993.
8. Allen, F., R. Karjalainen, "Using genetic algorithms to find technical trading rules," Journal of Financial Economics, Vol. 51, pp.245-271, 1999.
9. A. Gupta, & A. Sivakumar, "Simulation based multi-objective schedule optimization in semiconductor manufacturing," Proceeding of the 2002 Winter Simulation Conference, Vol. 2, pp.1862-1870, 2002.
10. Appel, G. & W. F. Hirschler, "Stock Market Trading System," South Carolina: Traders Press, 1979.
11. Brock, William & Lakonishok, Josef & LeBaron, Blake, "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns," Journal of Finance, Vol. 47:5, pp. 1731-64, 1992.

12. Dietterich T.G., "Ensemble methods in machine learning," Proceedings of the First International Workshop on Multiple Classifier Systems (MCS00), pp.1-15, 2000.
13. Garai, G., & Chaudhuri, B. B., "A novel genetic algorithm for automatic clustering," Pattern Recognition Letters, Vol. 25, pp.173-187, 2004.
14. George C., Lane, "Technical Analysis of Stocks and Commodities magazine," pp. 87-90, 1957.
15. Gunasekarage, A. & D.M. Power, "The Profitability of Moving Average Trading Rules in South Asian Stock Markets," Emerging Markets Review, Vol. 2:1, pp.17-33, 2001.
16. Jiarui Ni, & Chengqi Zhang, "Mining Better Technical Trading Strategies with Genetic Algorithms Integrating AI and Data Mining," International Workshop on Digital Object Identifier, pp.26-33, 2006.
17. J. E. Granville, "New Key to Stock Market Profits," Weymouth: BookScene, 1963.
18. J. W. Wilder, "New Concepts in Technical Trading Systems," Trend Research, 1978.
19. Kim, M., A. C. Szakmary, & T. V. Schwarz, "Trading Costs and Price Discovery Across Stock Index Futures and Cash Markets," The Journal of Futures Market, Vol. 19, pp.475-498, 1999.
20. Korczak, J, & Roger P, "Stock timing using genetic algorithms," Applied Stochastic Models in Business and Industry, Vol. 18, pp.121-134, 2002.
21. Lai Ming-Ming & Lau Siok-Hwa, "The profitability of the simple moving averages and trading range breakout in the Asian stock markets," Journal of Asian Economics, Vol. 17, pp.144–170, 2006.
22. Pruitt, S. W., & White, R. E., "The CRISMA Trading System: Who Says Technical Analysis Can't Beat the Market?," The Journal of Portfolio Management, pp.55-58, 1988.
23. Pruitt, S. W., Maurice, T. K. S., & White, R. E., "The CRISMA Trading System: The Next Five Years," The Journal of Portfolio Management, pp. 22-25, 1992.
24. R. Donchian & J. M. Hurst, "The Profit Magic of Stock Transaction Timing," Traders Press, 1970.
25. Rui Jiang & K. Y. Szeto, "Discovering investment strategies in portfolio management: a genetic algorithm approach," Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing, Vol. 3, pp.1206-1210, 2002.
26. Schapire R E., "The Strength of weak learn ability," Machine Learning, Vol.5:2, pp.197-227, 1990.
27. F. W. Sharp, "Mutual Fund Performance," Journal of Business, pp.119-138, January 1966.

The Ensemble of Technical Indexes Optimized by Genetic Algorithm- A Study of Taiwan Stock Market

Shu-chuan Lo

Graduate Institute of Information and Logistic Management, National Taipei University of
Technology

sclo@ntut.edu.tw

Shao-Pin Chang

Graduate Institute of Information and Logistic Management, National Taipei University of
Technology

diracofsea@gmail.com

Abstract

Nowadays people understand the importance of investment management. And the stock investment is the one of the most popular investments because of the low threshold, open information, and well development in the stock market. The techniques in stock market are divided into two categories, selectivity and timing; that is, how to choose stocks (basic analysis) and when to trade them accurately (technical analysis). It is difficult for most stockholders to judge proper timing for sharing and selling that may cause them lose tremendous money due to wrong decisions. For this reason, our research studied the technical analysis to find proper timing in sharing and selling strategies. First, Genetic Algorithms (GA) is conducted in this study which could improve some setting in the parameters of technical indexes such as numbers of days or trading threshold by the past data in the individual stock market. Next, to enhance the stability and accuracy of strategies, our study experiment to ensemble some popular technical indexes. Finally, our ensemble strategies are examined based on virtual transactions in various foreign stock markets and display better performance than those of the most single indexes and buying and holding strategy.

Keywords: Genetic Algorithms 、 Technical Index 、 Ensemble 、 Stock Market Timing