

運用基因演算法與粒子群演算法建構股票投資組合

Genetic Algorithms and Particle Swarm Optimization Used to to Construct the Equity Portfolios

張瑞芳

國立高雄應用科技大學 國際企業系 副教授

陳榮方

國立高雄應用科技大學 企業管理系 副教授

蔡峰榮

國立高雄應用科技大學 國際企業系

Abstract

This research focuses on using the characteristics of the Genetic Algorithms (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO) for efficiently sourcing solution to construct optimal equity portfolios. The internal equity portfolios' monthly data from Jan. 2004 to Dec. 2006 was adopted. The data set were divided into three sub-periods for getting different stocks, and the experiment is divided into two stages. The first stage carries on the fund evaluation in view of the fund achievements target, constructing h value evaluation. There are 8 factors were taken into account in the portfolios performance evaluation, including Ratio of Return, Standard Deviation, Beta Coefficient, Shape Index, Jensen Index, Treynor Index, Information Ratio and Turnover which Republic of China investment trust on securities and consultant the trade association announce. Then selects top 15 funds to own stocks the proportion highest top five great stocks to carry on the stock evaluation once more, and selects its reward variation ratio highest stock. In the second stage, we apply the GA and PSO algorithms to these stocks in search for the optimal capital allocation for equity portfolios by using the moving interval windows. The research compared the returns of the equity portfolios with that of TWSI and that of the best return of equity fund.

The result shows that the ratio of return of our research is better than that of TWSI and that of the best return of equity fund. The result also displays that the investor must perform elastic operation the order to obtain the higher ratio of returns in demand.

Keywords : Equity portfolio, Fund Performance Evaluation, Genetic Algorithms, Particle Swarm Optimization

1. 研究背景與動機

從 1983 年台灣成立第一家投信公司以來，截至 2007 年 10 月底止，國內整體基金規模已達 2.2 兆元。在早期時，國內購買基金的投資人並不多，但是隨著股市規模日益擴大，投資人發現選股是愈來愈困難，在充滿高風險的股市中，要如何才能獲取高報酬以及低風險，似乎是投資人所面臨的最大問題。如果從獲利的角度來看，購買基金的投資人多半獲利豐厚，反倒是股票市場則潛藏太多風險，往往把投資人辛苦獲得的投資報酬，最後付諸於流水。所以，讓許多從股票市場失利的投資人進而選擇能分散風險的共同基金。

而人工智慧領域相關的研究近年來也蓬勃發展，其中應用較為廣泛的有基因演算法 (Genetic Algorithms, 簡稱 GA)、模糊理論 (Fuzzy Theory)、類神經網路 (Neural Network, 簡稱 NN)、蟻元系統 (Ant System)、遺傳規劃法 (Genetic Programming, 簡稱 GP) 以及近幾年才剛發展的粒子群最佳化演算法 (Particle Swarm Optimization, 簡稱 PSO)。而利用 GA 來解決最佳化組合權重問題最為普遍應用，目前 GA 是解決最佳化問題且運用成熟的一種人工智慧方法，可應用於投資組合中的擇時、選股和資金權重分配。而 PSO 在財務領域上的應用才剛剛起步，是否能利用其最佳化的演算能力，提供給學界或是業界一個參考的工具，是本研究實驗的重點。在此，本研究採用 Chang et al. (2007) 選股指標作為建構投資組合準則，企圖比較 GA 與 PSO 兩者演算法下，何者的演化能力最佳。進而加入台灣加權股價指數進行報酬率比較，期許本研究建構的投資組合，能創造出投資人心目中最滿意的報酬。

2. 研究目的

本論文研究目的為以人工智慧的方法建構股票投資組合，並選擇資金權重分配的技术。一般架構投資組合問題必須考量擇時、選股以及資金分配三個主要方向，本研究主要的方向為解決資金權重分配問題，因此比較基因演算法以及粒子群演算法的運算能力，並以國內開放式股票型基金為研究對象，進行兩個實驗且分成三段不同期間進行研究，尋找最佳資金權重配置，進而求取最佳的股票投資組合。為探討其執行績效，故進一步與國內的台灣加權股價指數報酬率及當期最佳股票型基金報酬率進行比較，期許本研究的股票投資組合報酬率能夠優於當期股票型基金與台灣加權股價指數報酬率。為了能提供給投資人或是基金經理人另類的投資工具以及建構一擁有理想報酬的股票投資組合，本研究之目的整理如下：1. 藉由傳統績效評估指標，建構本研究的評估模型。2. 分別利用基因演算法與粒子群演算法配置資金建構股票投資組合，並比較何者建構能力效果最佳。3. 透過實驗設計的不同，比較每月換股的操盤策略是否能優於以長期持有投資組合的報酬結果。4. 探討基因演算法與粒子群演算法應用於財務領域上的適切性。

3. 文獻探討

3.1. 績效評估指標

投資人在共同基金的選擇上，可以依據傳統績效指標的評估作判斷，投信公司也可以根據共同基金績效評估的結果，作為投資組合資產配置的參考準則。投資人除了要選擇一間服務品質及公司誠信度優良的基金公司外，最重要是選擇這支基金操作績效的好壞。

Treynor (1965) 利用證券市場線(Security Market Line, SML)概念，研究 1953 年到 1962 年美國的 20 支基金，提出共同基金績效指標 Treynor 指標，該指標將基金的報酬扣除無風險利率，再除以系統性風險，表示每一單位系統性風險下可獲得的報酬。Treynor 值愈高則基金的績效愈佳。Shape (1966) 則依據資本市場線(Capital Market Line, CML)，以 1954 年到 1963 年美國 34 支開放型基金的年資料及以道瓊工業指數為市場報酬率進行績效指標的計算，結果顯示大部分共同基金的績效並未優於市場投資組合的績效。Shape 認為投資者關心的應該是投資組合的總風險，而不只是系統性風險，因此提出 Shape 指標，當 Shape 值愈大，表示該基金績效愈佳。Jensen (1968) 修正證券市場迴歸線，提出 Jensen 指標，評估在固定期間內，相同風險水準之下，基金績效是否有高於或低於目標投資組合之績效表現。Jensen 研究 1945 年到 1964 年美國的 115 支開放式基金，結果顯示實驗的共同基金營運績效並未優於 S&P 指數所計算出的報酬率。Eun, Kolodny and Resnick (1991) 使用 Treynor 指標、Shape 指標以及 Jensen 指標衡量美國 19 支國際型基金的績效表現。研究結果顯示，利用 Treynor 指標、Shape 指標評估績效有 11 支基金績效優於市場投資組合，而使用 Jensen 指標評估，則只有 5 支基金績效優於市場投資組合。

3.2. 投資組合

透過組合各種不同的證券成為投資組合，可以使整體風險降低。甚至於以隨機方式選擇股票，並合併成投資組合，也能使組合風險降低。Evans 和 Archer(1968) 是最早研究隨機分散法(random diversification)的風險分散效果，認為個別股票的報酬率，呈不規律的變動部分，可經由合併而相互抵消，達成分散風險的效果。

而最早的投資組合理論是由諾貝爾經濟學獎得主 Harry Markowitz 在 1952 年所提出。在當時並沒有明確的量值以測量風險。然而，為了能建立投資組合模型，投資者必須將風險變數予以量化。而 Markowitz 發展出基本的投資組合模型，導出資產投資組合的預期報酬率及預期風險值。其主要論點在於固定風險下，追求預期報酬率極大化；在固定預期報酬率下，追求風險極小化。Markowitz (1952)

提出「平均數-變異數投資組合理論」(Mean-Variance Model, MV 準則)，此理論說明投資組合達到風險分散或是報酬理想下資產配置的準則。Grubel (1968) 發現若資產配置的概念運用於國際資產配置，即將投資標的延展至國外證券市場，則該投資組合可達到風險分散的效果，且能獲得較佳的國內效率前緣。Levy and Sarnat (1970) 以 Markowitz 的投資組合理論模型進行研究，並且假設無風險利率存在，藉以分析不同利率水準下的投資組合，而結論與 Grubel 相同，藉由國際資產配置來分散風險且提高報酬。Levy and Lerman (1988) 研究以純債券投資、純證券投資以及證券加債券混合投資三種方式，對於效率前緣進行研究，研究結果顯示證券加債券的混合型投資策略的效率前緣最佳，表示選取投資組合資產配置時，可將證券市場和債券市場一併列入考量。Siegel (1991) 研究指出投資人在景氣循環(business cycle)的轉戾點進行股票和債券投資標的物的轉換，可以明確的提高投資組合報酬率。Brianton (1997) 指出 Markowitz 的投資組合理論所求出的效率前緣是根據預期投資報酬率、標準差和共變異數三個變數，而此三項投入要素是相當敏感的，若投入要素有所變動，可能會得到差異極大的效率前緣曲線。Clarke and Silva (1998) 認為將不同狀態下投資組合風險與報酬利用加權平均的方式所獲得的結果較使用歷史資料所得的效率前緣更加精確且有效率。

3.3. 基因演算法

基因演算法 (Genetic Algorithms ; GA) 的基本理論是由Holland於1975年首先提倡，是基於自然選擇過程的一種最佳化搜尋機構 (蘇木春和張孝德，1999)。基本精神在於模仿生物界中物競天擇、優勝劣敗的自然進化法則，能夠選擇物種中具有較好特性的母代，隨機性的相互交換彼此的基因資訊，以期能產生較上一母代更優秀的子代，不斷地演化下去以產生適應性最強的最佳物種。基因演算法則的三個主要運算子為複製 (Reproduction)、交配 (Crossover)、以及突變 (Mutation)。這幾年來，許多學者也積極從事GA的研究方法，像Goldberg(1989)係利用基因演算法作為機器學習辨識系統的處理機制，而有不少學者係應用在有關投資組合等方面的領域(Orito, Yamamoto, 2003 ; Xia, Liu, Wang, & Lai,2000)。Xia, Y., Liu, B., Wang, S. and Lai, K. K. (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，利用基因演算法來尋找最大化投資績效。實證結果顯示使用此模型所得到的投資組合績效，較傳統投資組合佳。Kyoung-jae Kim and Ingoo Han (2000)以1989至1998年間的韓國股市為研究對象，利用基因演算法做特徵分離和決定預測股價的類神經連結權值，研究結果顯示，總準確度比倒傳遞類神經網路高出10~11%。R.J.Kuo,C.H.Chen & Y.C.Hwang (2001)以1991至1997年的台灣股市為研究樣本，採用GFNN(GA based FuzzyNeural Network)模型，結合量化和非量化因素，因其認為股票市場大部分都使用量化的指標，並沒有考慮到非量化的因素。研究結果顯示GFNN模型的結果相當好，有效交易次數達90%以上。Orit, Y. and Yamazaki, G.(2001)以東京股市中與大盤相關程度較高的前

1100支股票，分成9組股票組合作為選股標的，利用基因演算法於指數基金的選股上搜尋較佳的投資組合。而適應函數由相關程度與投資組合風險兩變數加權組合而成，目的尋找相關程度最大且風險最小的投資組合。實證結果顯示，使用基因演算法每日動態選取指數基金投資組合的績效，較固定成分的組合佳。J. Korczak and P. Roger(2002)運用基因演算法以及移動平均線，目的為研究股票買賣點的預測，以法國股市為研究對象，由CAC40指數中，挑選出24支股票。研究期間由1997年1月2日至1999年11月10日，其中訓練期為261天，測試期為7天。研究結果發現，一、基因演算法所得之策略大部分較買入持有策略之報酬率來得高；二、各超額報酬間的相關性趨於0。Rui Jiang and K. Y. Szeto(2002)運用基因演算法以及移動平均線，主要作為股票買賣點的預測。研究樣本以Microsoft、Intel、Dell及Oracle的股價，期間為1990年1月1日至2002年8月30日共3305筆交易資料。前2000筆資料做為訓練期，後1305筆資料作為測試期。研究結果發現，一、獲利明顯高於買入持有策略；二、以GA所得之訓練期報酬率低於測試其報酬率。

3.4. 粒子群演算法

粒子群演算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是由 James Kenney 和 Russell Eberhart 兩位學者於 1995 年所提出的，他們認為自然界中的許多現象都可能成為演算法發展的來源，從 1990 年開始，利用觀察自然界中群體行為而發展最佳化技術蔚為潮流，發展出以生物群體「社會系統」為背景的計算技術，社會系統是經由模擬簡單個體所組成的群體與環境以及與個體之間的互動行為，也就是利用局部訊息所產生的預測行為從而解決問題。是一種演化計算(Evolutionary computation)，源自於鳥群的生活習性之行為研究，模擬生物移動及覓食的過程，主要概念為生物個體具有學習及記憶能力，選擇對自己本身有最大幫助的經驗，作為個體移動過程的判斷準則(Chang, Chu, Roddick & Pan 2005)。Shi and Eberhart (1998) 提出慣性權重因子(w)，用來改變粒子的速度，並且取得全域搜尋與區域搜尋之間的平衡點，以更快地找到全域最佳解。其理論基礎是利用粒子群大範圍搜尋後，慣性因子開始減少粒子速度，讓粒子進入較好的區域作搜尋。學者對慣性因子有兩種定義，一是將慣性因子訂為常數，另一個是讓慣性因子依時間變異，後者會讓速度隨著時間而呈線性減少。但是至此，對於慣性權重設置上仍然沒有一定的範圍。直到 Shi and Eberhart (1998) 針對慣性權重因子進行探討，並且提供慣性權重與學習因子實驗較佳的建議數值，wmax 為 0.9，wmin 為 0.4 以及 c1=c2=2.0。

Kennedy and Spears (1998) 運用不連續的粒子群演算法與三種不同的基因演算法進行比較，分別為不考慮突變、不考慮交配以及考慮複製、突變、交配，研究結果分析幾乎每一粒子的粒子群最佳化效果均勝過基因演算法，顯示粒子群演算法的表現較有效率。

Yoshida et al. (1999)是第一個應用粒子群演算法於現實生活上，運用在電力系統與電壓控制上，分別採用連續型與離散型的控制變數進行研究，使粒子群演算法能在此兩控制變數下同時進行最佳化運算。Abido (2002) 建構修正的粒子群演算法於決定動力系統穩定性最佳的參數數值，在此研究中，每一參數的速度

被限制在一定的數值，以反映在動態程序中不均衡的限制問題。Ujjin and Bentley (2003) 應用粒子群演算法於網路推薦系統，實驗結果發現粒子群演算法相較基因演算法有較高預測準確度，並且粒子群演算法能更快速的獲得最終值。Baumgartner, Maggele and Renhart (2004) 運用粒子群演算法於多目標最佳化問題之研究，研究結果顯示 PSO 在 Pareto-optimal front. 此種多目標最佳化問題有相當可信賴的成果。Nenortaite and Simutis (2004) 運用粒子群演算法模擬類神經網路於股票交易系統，分別對於費用率加入與否進行研究，實證結果顯示若不考慮費用率，此一投資組合投資報酬大於 S&P500 投資報酬五到七倍，若費用率大於 0.2% 則投資於 S&P500 會較合理。研究認為粒子群演算法可以有效應用於股票市場買賣之最佳化問題。

4. 研究方法

本研究將實驗分成兩階段，第一階段針對基金的績效指標進行基金評選，選取績效前十五名股票型基金，並將其持股比例最高的前五大股票再次進行股票評選，最後選取其報酬變異比率較高的股票，建構成一股票投資組合；第二階段則透過基因演算法及粒子群演算法進行股票投資組合中個別股票投資權重的配置。

4.1. 研究架構圖

研究架構圖的第一階段即是資料的來源、實驗期間的設定、基金標的選取、績效指標參數標準化的過程以及股票標的選取。研究架構圖說明於圖 4-1。

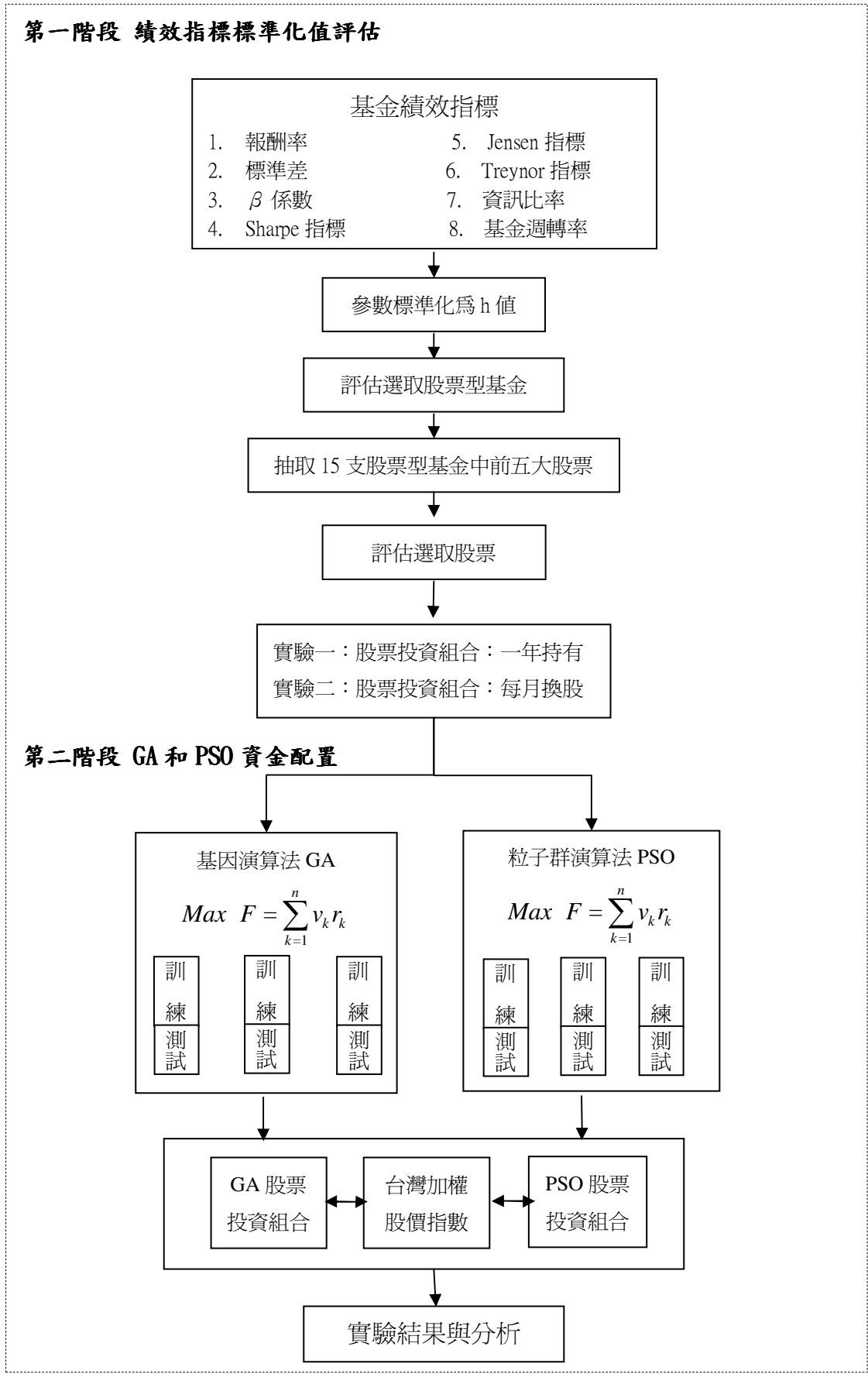


圖 4-1 研究架構圖

4.2. 實驗期間

本研究第一階段選取基金與股票的實驗期間為 2004 年 1 月至 2006 年 12 月 (民國 93 年 1 月至民國 95 年 12 月)，共 36 個月之月資料。研究將研究期間分為三部份，各為 12 個月，主要是希望在選取的過程當中，三個期間可以分別選取不同的基金，並且獲得不同的股票投資標的，以期本研究所採用的基因演算法與粒子群演算法在不同期間、不同投資組合都能有良好的效果。

4.3. 實驗對象

本研究第一階段選取基金時採用國內開放式股票型基金進行評選。第一階段選擇基金檔數最多的股票型基金，在選擇基金時，考量兩種因素：

1. 在實驗期間存續的基金，即分別於三期間中存續的基金。
2. 在三期間績效評估指標無遺漏的基金。

經由選取基金評估運算之後，最終研究對象為前十五檔基金所持有的前五大股票，並且再次經過評選。

4.4. 實驗設計

4.5.1. 基金選擇

現階段的基金選擇主要依據台大邱顯比與李存修教授進行基金績效評估所採用的八種評估指標，做為本研究評估指標 h 值的參數標準化因子，而 h 值的組成公式說明如下：

$$h = (FR_d + \sum_{j=1}^7 I_j) \quad (1)$$

$$FR_d = \sum_{m=1}^{12} e_m \quad (2)$$

$$I_j = \sum_{m=1}^{12} i_{jm}, j = 1 \sim 7 \quad (3)$$

變數定義

1. FR_d ：累積十二個月各股票型基金的歷史報酬率。
2. e_m ：各股票型基金的歷史月報酬率。

3. I_j ：各項評估基金之績效指標累積十二個月數值。

4. i_{jm} ：各基金七項績效指標，列舉如下

i_{1m} ：標準差

i_{5m} ：Treynor 指標

i_{2m} ： β 值

i_{6m} ：資訊比率

i_{3m} ：Sharpe 指標

i_{7m} ：基金週轉率

i_{4m} ：Jensen 指標

由於各項績效指標標準不一，爲了在進行基金評選時能有相同的基準，因此研究所使用的基金績效指標必須先透過運算化簡的步驟，故採用極值正規化 (Min-max normalization) 的方式計算，公式如下：

$$e_m = \frac{e - e_{\min}}{e_{\max} - e_{\min}} (e_{\max}^{new} - e_{\min}^{new}) + e_{\min}^{new} \quad (4)$$

$$i_{jm} = \frac{i - i_{\min}}{i_{\max} - i_{\min}} (i_{\max}^{new} - i_{\min}^{new}) + i_{\min}^{new} \quad (5)$$

極值正規化公式(4)及公式(5)是將數值固定於範圍[0,1]，並依據計算後在此範圍的數值進行比較，以獲得相同基準。

評估指標 h 值除了加入歷史報酬率作爲分析計算之外，還考量了其他基金績效指標，而其中的標準差和 β 值與基金績效是呈現負相關，其它指標如：Sharpe 指標、Jensen 指標、Treynor 指標、資訊比率以及基金週轉率與基金績效則呈現正相關。爲了在計算上能有一共同基準，因此指標與基金績效呈現負相關的部分，在正規化時已經將數值做了應對的設計，使其在基金評選轉化爲正值。

4.5.2. 股票選擇

透過上述基金選擇說明之後，選取公式(1) h 值前五大的基金，並且依據每一檔基金前五大持股比例的股票，再進行評選。而評選的公式爲報酬變異比率 (Reward Variation Ratio)，說明如下：

$$S = \frac{r_k - r_f}{\sigma_k} \quad (6)$$

其中， S 表示每一風險之下之超額報酬。

r_k 表示第 k 支股票的報酬率。

σ_k 表示第 k 支股票的風險(標準差)。

r_f 表示無風險利率。

依據公式(6)對於 S 值進行排序，並且選取股票，由於實驗期間分為三期，則會獲得三種不同的股票組合。

在股票選擇方面，實驗一為利用 2004 至 2006 年，共三年期間下不同的股票組合，以進行其資金權重配置。因為專業基金經理人進行股票投資時，對於持股部份必須保持高度彈性及流動性，以便快速反應股市的變化，故實驗二仿效基金經理人操盤策略，分別就每個月選取其股票投資標的，再以一年作為存續期間，建構股票組合以進行其資金權重配置。

4.5.3. 投資組合的資金權重配置

本研究的實驗期間採用移動時間視窗觀念，每四個月設定為一實驗期間，其中前三個月為訓練期間，後一個月則為測試期間。利用基因演算法與粒子群演算法建構股票投資組合其資金權重，為配合本研究架構一股票投資組合，本實驗的適應函數(Fitness Function)為：

$$\begin{aligned} \text{Max } F &= \sum_{k=1}^n v_k r_k \\ 0 < v_k &\leq 0.1, \quad \sum_{k=1}^n v_k = 1 \end{aligned} \quad (7)$$

其中， F 表適應函數值。

v_k 表投資組合內第 k 支股票資金權重。

r_k 表第 k 支股票的歷史報酬率。

關於資金權重配置問題，由於證券投資信託基金管理辦法規定每一基金投資於任一上市或上櫃公司股票及公司債或金融債券之總金額，不得超過本基金淨資

產價值之百分之十。本研究設定該股票買入即持有，不得融券賣空，因此設定各股票的資金分配權重必須大於零且不得高於百分之十。爲了避免權重值 v_k 總和在演算過程中高於 1 的情形發生，造成運算過程錯誤或實驗失敗的可能性，因此在程式上進行相關權重的設定，若權重總合高於 1 時，則將各權重正規化至 0 到 1 之間，使其滿足總合爲 1 的限制。

4.5.4. 基因演算法參數設定

1. 初始化母體：採用本實驗以試驗法測試出的 160 染色體數，故設定爲 160。
2. 編碼機制：爲符合資料型態而採用實數編碼，節省執行運算的時間，並提高系統的準確度，增加搜尋整體最佳解的機會。
3. 適應函數值的計算：本研究的適應函數如式(7)，是針對本實驗欲建構的股票投資組合所設計，結合權重與報酬率的運算，以期找出符合本實驗的最大值。
4. 複製機制：採用常見的輪盤法，其複製率爲 0.5。
5. 交配機制：交配率高低會影響實驗過程的結果，交配率太高，會無法發揮優秀物種的特性；相對地，交配率太低，則會使搜尋過程停滯。故本研究中，選擇最適當的交配率爲 0.5，而交配方式爲兩點交配。
6. 突變機制：突變率過高，將導致系統無法快速收斂，並失去了基因演算法的本質。反則設定得太小，則易落入局部最佳解，因此本研究設爲 0.03。
7. 終止條件：一般實驗採用的終止條件有兩種，一是達到事先所訂定的目標；另一種是觀察適應函數值，若收斂趨於固定值，則終止演算法。本研究採試驗法測試的最佳代數爲 5000 代，故本研究採用 5000 代爲終止條件。

表 4-1 基因演算法參數設定一覽表

參數項目	參數值
初始母體大小	160
編碼機制	實數編碼
終止條件	5000 代
交配方式	兩點交配
複製率	0.5
交配率	0.5
突變率	0.03

資料來源：本研究整理

4.5.5. 粒子群演算法參數設定

1. 粒子群數：本研究為進行基因演算法與粒子群演算法演化之比較分析，所以在的粒子群數必須採用與染色體數相同的數量，故選擇粒子群數參數為 160。
2. 演化世代數：本研究採試驗法測試的最佳代數為 5000 代，故本研究採用 5000 代為終止條件。
3. 最大速度設定：最大速度是決定粒子在此次循環移動的最大距離，速度過大或過小會對實驗結果產生無效率的浪費，所以本研究參考相關文獻記載，設定 $V_{max}=4$ 且 $V_{min}= -4$ ，則代表每代可移動之最大速度範圍為 8。
4. 學習因子：本研究參考相關文獻記載，設定學習因子 $c_1 = c_2 = 2$ 。
5. 慣性權重：慣性權重因子能增加初期探索最佳解的能力，在後期也能有效收斂，可以調整全域與區域解的搜尋能力。在此採用一般文獻記載的參數，故初始權重設定為 0.9，最終權重設定為 0.4，並且呈線性遞減。
6. 停止條件：停止條件以演化世代數為準，即為 5000 世代。

表 4-2 粒子群演算法參數設定一覽表

參數項目	參數值
粒子數	160
V_{\max}	4
V_{\min}	-4
學習因子	$c_1 = c_2 = 2$
初始權重	0.9
最終權重	0.4
停止條件	5000 代

資料來源：本研究整理

5. 研究分析

在此將針對三個實驗期間的股票組合，進行兩個實驗，首先利用 h 值選股進而運用基因演算法及粒子群演算法進行資金權重分配。實驗一以一年為存續期間選取的股票，並進行移動視窗分析，再與加權股價指數報酬率作比較。而實驗二的股票組合以一年為存續期間，每個月均分別選取報酬變異比率較高的前二十支股票，使得每一移動視窗的期間，其股票投資組合是由各種不同的股票投資標的所組合而成，再根據基因演算法及粒子群演算法所求得的資金權重，計算其報酬率並與加權股價指數以及當期最佳的股票型基金報酬率作比較之。

5.1. 實驗一結果說明

由表 5-1 顯示，本研究在 2004 年股票投資組合中，利用基因演算法與粒子群演算法所建構之投資組合 GAA1 與 PSOA1，經資金權重配置完成後之年報酬率分別為 35.79%與 35.22%，而加權股價指數年報酬率為 5.59%，此一階段以股票投資組合 GAA1 年報酬率為最佳。

而在 2005 年股票投資組合中，利用基因演算法與粒子群演算法所建構出之股票投資組合 GAB1 與 PSOB1，其年報酬率各自為 96.23%與 125.64%，而加權股價指數年報酬率為 7.48%，此一階段以股票投資組合 PSOB1 年報酬率為最佳，也是在實驗一中年報酬率最高的股票投資組合。

最後，在 2006 年股票投資組合中，利用基因演算法與粒子群演算法所建構出之股票投資組合 GAC1 與 PSOC1，其年報酬率各自為 67.39%與 87.10%，而加權股價指數年報酬率為 18.80%，此一階段以股票投資組合 PSOC1 年報酬率為最

佳。

表 5-1 實驗一股票投資組合報酬率比較分析表

時間 \ 項目	股票投資組合 報酬率 (GA)	股票投資組合 報酬率 (PSO)	加權股價指 數報酬率
第一期(2004 年)	35.79% (GAA1)	35.22% (PSOA1)	5.59%
第二期(2005 年)	96.23% (GAB1)	125.64% (PSOB1)	7.48%
第三期(2006 年)	67.39% (GAC1)	87.10% (PSOC1)	18.80%

5.2. 實驗二結果說明

實驗二係爲了更貼近股票型基金的建構方式，所以依據股票型基金高流動、具彈性的特性，仿效基金經理人在積極操作之下，將股票型基金中每個月投資標的作改變，考量能符合基金經理人實際操盤的特性，故將實驗二之實驗期間再細分成每一個月一組股票投資標的，建構一年存續期間的三組股票投資組合。實驗二依舊採用三個月爲訓練期，一個月爲測試期的移動視窗法進行研究。

由表 5-2 顯示，本研究實驗二利用基因演算法與粒子群演算法所建構之投資組合 GAA2 與 PSOA2，經資金權重配置完成後之年報酬率分別爲 99.53% 與 105.35%，而加權股價指數年報酬率爲 5.59%，以及最佳股票型基金-元大卓越基金年報酬率爲 23.65%，經比較後此一階段以股票投資組合 PSOA2 年報酬率爲最佳。

而在 2005 年股票投資組合中，利用基因演算法與粒子群演算法所建構出之股票投資組合 GAB2 與 PSOB2，其年報酬率各自爲 151.71% 與 159.80%，而加權股價指數年報酬率爲 7.48%，以及最佳股票型基金-中興中小型基金年報酬率爲 75.10%，經比較後此一階段以股票投資組合 PSOB2 年報酬率爲最佳。

最後，在 2006 年股票投資組合中，利用基因演算法與粒子群演算法所建構出股票投資組合 GAC2 與 PSOC2，其年報酬率各自爲 156.57% 與 167.28%，而加權股價指數年報酬率爲 18.80%，以及最佳股票型基金-德信大發基金年報酬率爲 40.70%。在此一實驗階段中，股票投資組合 GAC2 爲基因演算法所建構之投資組合中，報酬率最高的投資組合；而股票投資組合 PSOC2 成爲在所有實驗期間下報酬率最高的股票投資組合。綜合以上所述，可以發現以粒子群建構的股票投

資組合報酬率表現最為優秀，也證明其演算法最佳化的特性。

表 5-2 實驗二股票投資組合報酬率比較分析表

時間 \ 項目	股票投資組合 報酬率 (GA)	股票投資組合 報酬率 (PSO)	加權股價指 數報酬率	股票型基金
第一期(2004 年)	99.53% (GAA2)	105.35% (PSOA2)	5.59%	23.65% (元大卓越)
第二期(2005 年)	151.71% (GAB2)	159.80% (PSOB2)	7.48%	75.10% (中興中小型)
第三期(2006 年)	156.57% (GAC2)	167.28% (PSOC2)	18.80%	40.70% (德信大發)

5.3. 實驗一與實驗二之比較

表 5-3 為年報酬率比較分析，結果說明本研究所架構的股票投資組合，不論實驗一或是實驗二的結果皆比加權股價指數報酬率以及最佳股票型基金報酬率來得高，而實驗二之股票投資組合相較於實驗一之股票投資組合能獲得較佳的報酬率，尤其是在 2006 年的股票投資組合 PSOC2 年報酬率就高達 167.28%，位居各期年報酬率之冠，其次是 2005 年的股票投資組合 PSOB2 年報酬率 159.80%，證明股票投資組合在積極的操作之下可以獲取較高的報酬率。從實驗一或是實驗二的研究結果可發現，粒子群演算法所建構的股票投資組合報酬率，都比基因演算法所建構的股票投資組合來得佳，除了在 2004 年股票投資組合 PSOA1 報酬率 35.22%略低於同期的 GAA1 報酬率 35.79%，由此可知，粒子群演算法在本研究的實驗設計中，具有較佳的搜尋問題解之能力。

表 5-3 股票投資組合年報酬率比較分析

期間	實驗一 股票投資組合		實驗二 股票投資組合		股票型基金		加權股價 指數
2004 年	GAA1	35.79%	GAA2	99.53%	元大卓越	23.65%	5.59%
	PSOA1	35.22%	PSOA2	105.35%			
2005 年	GAB1	96.23%	GAB2	151.71%	中興中小型	75.10%	7.48%
	PSOB1	125.64%	PSOB2	159.80%			
2006 年	GAC1	67.39%	GAC2	156.57%	德信大發	40.70%	18.80%
	PSOC1	87.10%	PSOC2	167.28%			

6. 結論

本研究利用基因演算法與粒子群演算法所建構出的股票投資組合，實驗一結果顯示在 2004 年的實驗期間下，股票投資組合 GAA1 年報酬率為 35.79%、PSOA1 年報酬率為 35.22%，而加權股價指數年報酬率為 5.59%；2005 年的實驗期間下，股票投資組合 GAB1 年報酬率為 96.23%、PSOB1 年報酬率為 125.64%，而加權股價指數年報酬率為 7.48%；在 2006 年的實驗期間下，股票投資組合 GAC1 年報酬率為 67.39%、PSOC1 年報酬率為 87.10%，而加權股價指數年報酬率為 18.80%。實驗結果發現，本研究所建構的股票投資組合報酬率表現，均優於加權股價指數的報酬率，確實符合本研的預期。就各期的年報酬率績效來看，粒子群演算法所建構的股票投資組合，其演化效果較優於基因演算法所建構的股票投資組合。

關於實驗二的設計部份，仿效基金經理人爲因應股票市場的多變性，採取每月換股的方式進行研究，以增加投資彈性，實驗二結果顯示，在 2004 年的實驗期間下，本研究所建構的股票投資組合 GAA2 年報酬率為 99.53%、PSOA2 年報酬率為 105.35%，而加權股價指數年報酬率為 5.59%，以及當期最佳股票型基金-元大卓越基金年報酬率為 23.65%，此一階段以本研究所建構的股票投資組合其報酬率效果最佳；2005 年的實驗期間下，本研究所建構的股票投資組合 GAB2 年報酬率為 151.71%、PSOB2 年報酬率為 159.80，而加權股價指數年報酬率為 7.48%，以及當期最佳股票型基金-中興中小型基金年報酬率為 75.10%，此一階段以本研究所建構的股票投資組合其報酬率效果最佳；2006 年的實驗期間下，本研究所建構的股票投資組合 GAC2 年報酬率為 156.57%、PSOC2 年報酬率為 167.28%，而加權股價指數年報酬率為 18.80%，以及當期最佳股票型基金-德信

大發基金年報酬率為 40.70%，此一階段依然是以本研究所建構的股票投資組合其報酬率效果最佳。綜合以上所述，每月換股的積極策略確實創造出驚人的報酬率，不論是基因演算法或是粒子群演算法所建構的股票投資組合，其報酬率都比加權股價指數或是當期股票型基金最佳報酬率來得好，也確實符合本實驗的預期目標。從各期間的年報酬率結果來看，以粒子群演算法所建構的股票投資組合，績效更是較優於基因演算法所建構的股票投資組合。

從實驗一與實驗二的研究結果發現，運用粒子群演算法所建構的股票投資組合報酬率之績效表現普遍優於基因演算法所建構的股票投資組合。換句話說，粒子群演算法在本研究的實驗中，確實發揮了演算最佳化的特性，以其具有的較佳資金配置之能力，成功建構出高報酬率的股票投資組合，達到了本文的研究目的。其次，以每月換股策略為主的實驗設計，透過實驗一與實驗二的實證結果分析，清楚地證實能優於一年持有之投資組合設計。

參考文獻

1. Abido, M. A. (2002). Optimal power flow using particle swarm optimization. *Int. J. Electr. Power Energy System*, Vol. 24(7), 563-571.
2. Baumgartner, U., Magele, Ch. and Renhart, W. (2004). Pareto Optimality and Particle Swarm Optimization. *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol. 40(2), 1172-1175.
3. Brianton, G.. (1997). Risk Management and Financial Derivatives. 431-469.
4. Chang, J. F., S. C. Chu, J. F. Roddick and J. S. Pan (2005). A Parallel Particle Swarm Optimization Algorithm with Communication Strategies. *Journal of Information Science and Engineering*, 21, 809-818.
5. Clark, R. G., and Harindra de S. (1998). State-Dependent Asset Allocation. *Journal of Portfolio Management*, Winter.
6. Evans, J.L. and S.H. Archer, (1968). Diversification and the reduction of dispersion: an empirical analysis. *Journal of finance*, December.
7. Eun C., Kolodny R. and Resnick B. (1991). U.S-based International Mutual Funds: A Performance Evaluation. *Journal of Portfolio Management*, 88-94.
8. Eberhart, R. C. and Shi, Y. (2001). Particle swarm optimization: developments, applications and resources. *Congress Evolutionary Computation 2001 IEEE service center*, Piscataway, NJ., Seoul, Korea.
9. Grubel, H. (1968). Internationally Diversified Portfolios: Welfare Gains and Capital Flows. *American Economic Review*, Vol. 58, 1299-1314.
10. Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. Ann Arbor: The University of Michigan Press.

11. Jensen, M. J. (1968). The performance of mutual fund in the period 1945-1964. *Journal of Finance*, 23, 389-416.
12. J. Korczak and P. Roger. (2002). Stock timing using genetic algorithm. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*.18:121-134, 2002.
13. Kyoung-jae Kim and Ingoo Han, (2000). Genetic Algorithms Approach to Feature Discretization in Artificial Neural Networks for the Prediction of Stock Price Index, *Expert Systems with Applications* 19, pp.125-132.
14. Kennedy, J. and Spears, W. (1998). Matching algorithms to problems: an experimental test of the particle swarm and some genetic algorithms on the multimodal problem generator. *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 74-77.
15. Levy, H. and Sarant, M. (1970). International Diversification of Investment Portfolios. *American Economic Review*, Vol. 17(4), 668-675.
16. Levy, H. and Lerman, Z. (1988). The Benefits of International Diversification in Bonds. *Financial Analysis Journal*, Vol. 44(5), 56-64.
17. Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, Vol. 7(1), 77-91.
18. Nenortaite, J. and Simutis, R. (2004). Stock's Trading System Based on the Particle Swarm Optimization Algorithm. *ICCS 2004, LNCS 3039*, 843-850.
19. Orito, Y., Yamamoto, H., & Yamazaki, G. (2001). Index fund selections with genetic algorithms and heuristic classifications. *Computers and Industrial Engineering*, 45, 97-109.
20. Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance. *Journal of Business*, 39, 119-138.
21. Siegel, J. (1991). Does it pay stock investors to forecast the business cycle?. *Journal of Portfolio Management*, Vol. 18, 27-31.
22. Shi, Y. and Eberhart, R. C. (1998). Parameter selection in particle swarm optimization. the 7th Annual Conference on Evolutionary programming, 591-600.
23. Treynor, J. L. (1965). How to rate management investment funds. *Harvard Business Review*, 43, 69-75.
24. R.J.Kuo,C.H.Chen & Y.C.Hwang, (2001). An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Fuzzy sets and systems*,118,pp.21-45.
25. Rui Jiang and K. Y. Szeto. (2002). Discovering investment strategies in portfolio management: a genetic algorithm approach. *Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing*. Vol. 3, 1206-1210, 2002.
26. Ujjin, S. and Bentley, P. J. (2003). Particle Swarm Optimization Recommender System. the *IEEE Swarm Intelligence Symposium*, Indiana, USA, 124-131.

27. Xia, Y., Liu, B., Wang, S., & Lai, K. K. (2000). A model for portfolio selection with order of expected returns. *Computers and Operations Research*, 27, 409-422.
28. Yoshida, H., Kawata, K., Fukuyama, Y., and Nakanishi, Y. (1999). A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage stability. In G. L. Torres and A. P. Alves da Silva, Eds., *Proc. Intl. Conf. on Intelligent System Application to Power Systems*, Rio de Janeiro, Brazil, 117-121.