

遺傳演算法在使用者導向的投資組合選擇之應用

林萍珍

萬能技術學院資訊管理學系

陳稼興

中央大學資訊管理學系

林文修

中央大學資訊管理學系

摘 要

本研究探討應用遺傳演算法，利用使用者對產業及公司財務比率之偏好，發展出一套穩健、理性、積極且操作簡易的投資組合選擇模型，以提供投資人依個人不同的需求挑選出最適的投資組合。實證結果的分析分為兩方面：一在遺傳演算法搜尋績效與穩定性方面：其實驗結果均能滿足使用者需求。二在投資組合年報酬率方面：最佳投資組合年報酬率不遜於國內較佳共同基金績效，最差投資組合年報酬率也高於國內較差的共同基金績效及台灣加權指數年報酬率。

關鍵辭：投資組合、遺傳演算法、使用者導向

An Application of Genetic Algorithms on User-Oriented Portfolio Selection

Ping-Chen Lin

Department of Information Management

Van Nung Institute of Technology

Jiah-Shing Chen

Department of Information Management

National Central University

Wen-Shiu Lin

Department of Information Management

National Central University

ABSTRACT

This paper studies the application of genetic algorithms on user-oriented portfolio selection. The portfolio considers the user's preference in addition to the common return and risk factors. The empirical results show that genetic algorithms are very good at producing portfolios that completely satisfy user's requirements and are comparable to the best mutual funds in performance.

Keywords: Portfolio, Genetic Algorithms, User-Oriented.

壹、緒論

近年來，隨著台灣政府對亞太金融中心的全面拓展，台灣金融市場已朝自由化與國際化方面發展。因此，投資人面臨更複雜的投資理財環境，投資人在多樣化的金融市場與投資工具環境下，欲尋求一個可獲利的投資策略，並不是一件簡單的事。事實上，在投資全球化趨勢下，投資風險日益加大。而過去投資組合的代表是美國的共同基金（mutual funds），但是，大部分共同基金經理人在擇時能力（market timing）和選股能力的評估上，並未獲得證據。另一方面，傳統的投資組合方法，大部分建立在數學模式求解上，但是所面對的是一個巨大的解答空間，而過多的問題簡化，卻使問題遭受扭曲。因此，找尋一個更具效率與效能的選擇分析工具，成為重要的研究議題。

遺傳演算法（Genetic Algorithms, GA）是人工智慧中有力（powerful）的一種技術，其本質上為一個機率性的演算法則（probabilistic algorithm），能在廣大的求解空間中，快速的搜尋最適解。最重要的，它具有強固性（Robustness）與領域的獨立性（Domain Independence）特質。強固性使問題的限制條件能降到最低，並大幅提高系統的容錯能力；而求解空間的獨立性則使遺傳演算法的設計單一化，且適用於多種不同性質、領域的問題。

投資組合分析中最重要的一個理論，是由 Markowitz 於 1952 年創始發展，其後經 Sharpe 等幾位學者分別提出 Markowitz 理論的投資組合修正。發展至今，廣泛被討論的最適投資組合選擇方法有以下兩種：均異準則、單一指標模式。事實上，這些方法的運算均需投入大量的成本與時間，而且多數限於線性的求解模

式。然而，對於金融市場本質的新見解，在充滿雜訊、非線性的複雜系統上（complex systems），尋找有效的組合技術，成為新的研究議題。因此，本研究希望以遺傳演算法，在廣大的求解空間發揮其最佳化搜尋能力，篩選出符合使用者需求的投資組合，做為投資決策的參考。

因此，本研究之主要目的，是從台灣上市公司中挑選出符合研究條件之公司，應用遺傳演算法設計投資組合選擇模型。研究重點在於，能依據使用者的想法與需求，篩選出最適的投資組合，最後再評估投資組合績效。而本研究投資績效評估分為兩方面：(1)評估遺傳演算法的搜尋最佳化績效，以及穩定性；(2)遺傳演算法所選出之投資組合報酬率，與台灣的共同基金及大盤年報酬率做投資績效比較。

本研究後續內容結構如下：第二節簡介遺傳演算法；第三節為投資組合相關理論分析；第四節說明研究方法，包括提出研究架構、系統架構（GA 架構）、實驗方法與設計；第五節為實驗結果與討論；最後一節是結論與後續研究方向。

貳、遺傳演算法

自從達爾文的天擇演化（natural selection）理論提出後，許多學域都深受影響，而遺傳演算法就是 Holland 於 1975 年受啟發而發展的演算法則。其實，Holland 早在 1962 年的「適應系統的邏輯理論」（Outline for a logical theory of adaptive systems）和「適應系統中的資訊處理」（Information processing in adaptive systems）所提出論文，才是其理論開創之力作。遺傳演算法採用了自然界中生物與生物之間競爭求生存的觀念，以一組特別的字串模擬各種生物的染色體（chromosome），根據染色體來計算對環境的適應度（fitness），在每個世代

之間讓各個染色體以隨機的方式進行交配 (crossover) 與突變 (mutation) 來產生下一代，而大環境會再根據該染色體的適應度選擇 (selection) 是否讓其生存。這個演化交替的動作會一直持續到達成最終目標 (例如事先決定的演化代數) 為止。在 [Holland, 1975] 的文獻中所描述的最基本演算法則，稱為 simple genetic algorithm (SGA)。SGA 大致的演算法如下：

SGA ()

```
{
    隨機設定初始群組
    計算染色體的適應度
    當尚未達到最終目標
    {
        選擇好的個體
        進行染色體間的交配以及突變
        計算染色體的適應度
    }
}
```

遺傳演算法特別適用於搜尋的解答空間很大、非線性、複雜、可能有雜訊、而且無法預測可能解時，這是傳統決定性最佳化技巧 (deterministic optimization) 或是貪婪法則 (greedy heuristics) 所無法做到的。遺傳演算法提供了一個相當簡單的系統架構、運作流程，卻能產生強大的解答搜尋能力；而且又具有高問題獨立性，和必須要依附問題模式的傳統演算法有明顯不同，這種彈性也是其他方法所不及的。

遺傳演算法處理能力是「平行演算」(大約是染色體數量的 3 次方)，它不是從單一點在搜尋空間逐步推進，而是由一組等距不連續點 (discrete point)，同時運算搜尋目標。它伴隨著世代演化交替、隨機搜尋的特性，這種平行處理的能力使它不容易陷入局部最佳解 (local optimum) 的困境，而會向整體最佳解

(global optimum) 收斂；這些特點都讓遺傳演算法成為目前各領域的新寵兒。

遺傳演算法利用三種基本的運作機制，包括選擇 (selection)、交配 (crossover)、突變 (mutation)。透過此三個過程的演化，由母代產生新的子代，在每一代中較佳的個體將有較高的機率，部份或全部保留給下一子代。然而，在染色體實施選擇、交配、突變操作之前，必須先決定編碼及適應函數，目前，廣為使用的編碼方式是二進位編碼 (binary coding)。適應函數是連結遺傳演算法與求解問題之間的橋樑，遺傳演算法所要搜尋的解答，其演化收斂的方向是靠適應函數值來決定。選擇運算就是要選擇出交配複製的染色體，但是，要根據每個染色體的適應函數值高低，決定該染色體被選擇的機率。因此，適應函數值較高的群體，會有較高的機率被選擇到下一子代的新群體中，而適應函數值低的群體可能被取代。選擇機制的方法有很多種，最常用為「輪盤法」。交配運算提供族群中不同染色體，可經由隨機交配過程互換基因，以產生新的子代。而常用交配方法可分為三種：一點交配、兩點交配、均勻交配。將交配後產生的子代，根據預設的突變機率進行突變，其作法只是將隨機選定的位元反轉 (0 變 1，1 變 0) 突變的機制可能引進新的基因樣式，因此可避免過早收斂 (premature convergence)。

因為要控制遺傳演算法的運算效率，必須對參數如群體大小 (population size)，交配率 (crossover rate) 及突變率 (mutation rate) 的數值大小做適當的控制調整。參數控制與調校，可以讓我們找到最適的參數設定值，但是，這些需要付出許多實驗訓練的代價 [Srinivas and Lalit, 1994]；經實証分析找出建議值為：

* 群體大小：100 時，交配率設 0.6，突變率設 0.001。

- * 群體大小：30時，交配率設 0.9，突變率設 0.01。

截至目前為止，雖然還沒有一套完整的理論，可以用來證明遺傳演算法一定可以找到整體最佳解，但目前已有許多應用及實例，驗證了遺傳演算法的效能，並且愈來愈多研究人員投入研究的行列，使其技術及理論更趨完備。

參、投資組合理論

一、投資組合選擇之傳統方法

投資組合 (Portfolio) 係指由一種以上的證券或資產構成的集合。故投資組合理論之焦點在於如何使風險最低，報酬率最大及風險與投資績效之衡量。

傳統最適投資組合求解法最廣泛被討論的有以下兩種：

(一)均異準則 (Mean-Variance Criterion)

Markowitz 於 1952 年提出「均異準則」(mean-variance criterion) 來選擇最適的投資組合，即在固定風險下使報酬率最大，或在固定報酬率下風險最低 [Markowitz, 1952]。投資組合的報酬率與變異數為兩個主要參數，可由公式求得。但是由於 Markowitz 模式需要大量的計算及時間成本，故此模式並未廣泛為市場所接受。

(二)單一指標模式 (Single Index Model)

單一指標模式的基本假設是，不同證券報酬間之相互關係均可藉著某些基本因素 (basic underlining factor) 加以解釋。亦即，任何一個證券報酬率是決定於下列因素：隨機因素 (ϵ_i)、市場因素 (R_m)。單一指標模式所須估計的參數經簡化所可減至 $3n+2$ 個。可是，應用單一指標模式也有其缺點：一、單一市場指

標容易忽略其他某些證券間的重要關係。二、不同的指標將產生不同的效率前緣，若選擇不當將容易造成誤解。

上面兩種方法的應用，是投資組合理論中較被廣泛探討的方法。綜合上述傳統投資組合分析法，本研究歸納其應用限制為：

1. 只能求線性可求解的投資組合。
2. 計算程序或參數過於煩雜。
3. 投資組合之影響變數無法彈性應用。

因為金融市場的本質，具有時間序列的渾沌系統 (Chaos system) 的特徵、非線性以及長時間的不可預測性方面。因此，本研究提出人工智慧領域新的技術—遺傳演算法，作為投資組合選擇的工具。遺傳演算法特別適用於搜尋的解答空間很大、非線性、複雜、可能有雜訊、而且無法預測可能解時，這是傳統決定性最佳化技巧 (deterministic optimization) 或是貪婪法則 (greedy heuristics) 所無法做到的。

二、投資組合風險

任一資產的投資皆具有風險，而所承受的風險有兩種。第一種是系統風險 (systematic risk)，它與經濟情況的變動有密切的關係，因此無法加以消除或分散，故又稱為不可分散風險 (nondiversifiable Risk)。第二種風險是非系統風險 (unsystematic risk)，它是由個別公司的因素變異所產生，因它可以利用投資組合的方法加以消除，故又稱為可分散風險。本研究所稱的投資組合風險即為可分散風險，即以報酬率的變異數或標準差作為衡量風險的大小，假設投資組合內第 i 種證券的報酬率變異數為 σ_i^2 。投資組合理論的目的即希望在一定報酬率之下，將可分散風險降至最低。

三、遺傳演算法在投資組合之應用

遺傳演算法提供了一個相當簡單的系統架構、運作流程，卻能產生強大的解答搜尋能力，尤其是組合最佳化的問題，更能顯現它的力量。另外，它具有高問題獨立性，不必依附於問題模式，這與傳統演算法有明顯不同，這種彈性也是其他方法所不及的。雖然如此，遺傳演算法在投資組合之應用卻並不多見。

李桐豪應用遺傳演算法，模擬台灣發行量股價指數 [李桐豪，1997] 結果發現以簡單的方式選出的一組股票組合，其模擬出的投資績效，與加權股價指數平均報酬率相關係數達 0.95。另外，卞志祥應用遺傳演算法設計選股模型，選取任意家數構成一組投資組合，以此投資組合模擬台灣發行量加權股價指數 [卞志祥，1996]，結果是，組合個股少於五十家之投資組合之績效，與大盤指數的相關係數高達 0.97，而且其模擬結果與傳統之「未分層市值加權模型」、以及「分層市值加權模型」比較，其績效更近似於大盤。

李卿企以亞太地區九個國家的股價指數，為其模擬投資標的物，並設定七個投資策略 [李卿企，1997]。研究目的是要測試各個投資策略的適用性與單位風險投資報酬率，以及有效模擬新興國家指數；它應用遺傳演算法，在不同的投資策略下，找尋各國最適的投資組合比率。另外，並與傳統的二次規劃法比較，遺傳演算法皆有較優的表現。從上述事實，我們發現投資組合的研究方法，還有進一步發展空間。而遺傳演算法，它可根據決策者的需求，幫助投資者發展大量可行解，克服人類有限理性、資訊不足的困境。因此，本研究思考應用遺傳演算法的角度，在於解決人類投資決策的困境，輔助使用者選擇投資組合。因此，本研究在投資組合研究的特色是：

1. 以使用者為導向，即根據使用者的需求來選擇其最適的投資組合。
2. 以非線性多維空間作最佳化搜尋。
3. 應用遺傳演算法之最佳化搜尋能力應用在投資組合選擇。
4. 適應函數之影響變數設計富彈性。

肆、研究方法

一、研究架構

根據上述投資組合選擇傳統方法的缺點，以及對遺傳演算法特點的體認，我們發展了一個使用者導向的投資組合選擇系統架構（圖 1）。這個系統架構者主要特色，是使用者導向的投資組合選擇模式，即投資組合的選擇是根據使用者的偏好與認知，以及資金狀況所組成。而引導演化方向的適應函數，我們有新的設計，其影響變數有：單位風險報酬率（Sharpe 指標）、每股盈餘、使用者需求（投資產業類別、產業財務能力）、股票組合數等五大項。

這種由使用者主導的系統，經由演化過程，可以找到最適投資組合。經由篩選出最適的投資組合，本研究設計不同的實驗方式以測試遺傳演算法搜尋績效與穩定性，以及投資組合年報酬率與共同基金及大盤做績效評比。基於使用者導向的投資組合選股系統，它符合人類行為模式，以及決策者有限理性的限制。因此，它解決一些傳統方法的缺失，進而能提供一個互動式（interactive）的投資組合選擇環境。

二、遺傳演算法架構

雖然遺傳演算法具有強大組合最適化、以及學習調適的特性，但是，解決實際問題時，重點在於問題的確認與了解，

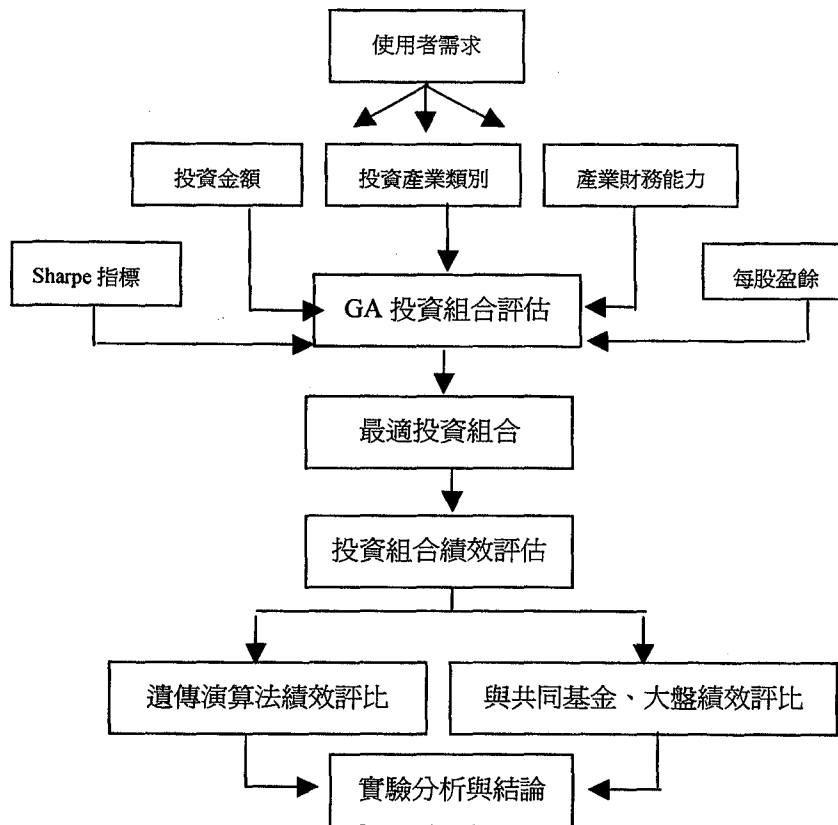


圖1：研究架構圖

並且將問題轉換為遺傳演算法的運算形式。因此，如何編碼（encoding）、參數的選擇、以及演化環境的設計（適應函數）將是重要研究工作。

因而，本研究的遺傳演算法架構，將詳細的設計、說明如下：

(一)編碼



我們是以一個字串（string）代表一個染色體（chromosome），而以二進位方式編碼，每一個格子表示一個 bit，而每一個 bit 代表一個股票的選擇與否（見下圖）。我們以 107 個資料較完整的上市公司為研究對象；因此，每一個染色體長度為 107 個 bits，而 0 代表不選取該支股票，1 代表選取該股票。

(二)適應函數

適應函數可說是物種演化的環境，若一演化世代愈能符合適應函數的要求，便表示此物種愈能適應環境，因而

可以演化出更優良的子代。本研究之適應函數如下：

適應函數（f）= a*Sharpe 指標 + b*每股盈餘 + c* 股票組合數限制加分 + d* 產業類別限制加分 + e* 產業財務

能力

函數中的影響變數目前取五項：Sharpe 指標、每股盈餘、股票組合數限制加分、產業類別限制加分、與財務能力等，每一項均設有個別的權重： $a=500$ 、 $b=300$ 、 $c=20000$ 、 $d=800$ 、 $e=200$ 。根據使用者的需求挑選適合個人的股票投資組合，當然，不同的個別需求將產生不同的投資組合。例如投資金額 100 萬時投資組合數量限制在 5 至 10 支股票。而熟悉產業別方面，使用者可選擇 3 種熟悉的產業，作為挑選股票的主要對象。最後，產業財務能力方面，使用者可從許多財務指標中，挑選 3 種產業財務能力，做為評估的重點。基於適應函數是遺傳演算法的核心，因此詳細說明如下：

第一項、Sharpe 績效指標

Sharpe 指標不只考慮了投資組合之系統風險，也考慮到非系統風險，因此可根據資本市場線（capital market line；CML），推導出投資組合之標準差作為風險單位的績效指標。根據資本市場定價模型之定義，當市場處於均衡時，所有效率投資組合必位於 CML 上，因此，若一投資組合 p 為效率投資組合且市場為均衡狀態時，下式將可成立：

$$\overline{R_p} = R_f \left(\frac{\overline{R_m} - R_f}{\sigma_m} \right) \times \sigma_p$$

$$\text{移項可得 } \frac{\overline{R_p} - R_f}{\sigma_p} = \frac{\overline{R_m} - R_f}{\sigma_m}$$

$\overline{R_p}$ ：證券投資組合 p 平均超額報酬

$\overline{R_m}$ ：市場證券投資組合平均超額報酬

R_f ：無風險報酬

σ_p ：證券投資組合 p 平均超額報酬之標準差

該式展現風險分散良好的投資組合，其平均超額報酬是與市場平均超額報酬成

線性關係。因此，Sharpe 根據單位風險報酬率的大小來評估投資組合之績效，此指標數值愈大代表投資組合績效愈佳。本研究採樣期間，是以民國 81-85 的資料，隨機採樣 20 個起始日期，投資一年後，計算該支股票平均報酬率 $\overline{R_p}$ 與平均報酬率 $\overline{R_p}$ 之標準差 σ ($\overline{R_p}$)。另外，我們採用同期間台灣銀行平均年定存利率，當作為平均無風險利率 R_f 。

第二項、每股盈餘

每股盈餘是使用預測值，其主要目的，是要從基本面資料預估公司未來的成長性；而本研究是採用時間數列模型，來預測未來一年的每股盈餘，其中時間數列 ARIMA 模型中，我們是採用 MA (2) 模型。當然，這需要根據過去的歷史資料，來預測未來的成長性；而個股的歷史資料，是以過去民國 81-85 年的資料，來預測民國 86 年的每股盈餘。

第三項、股票組合數限制加分

當投資組合總數在限制的股票個數內，則得到加分。例如，投資金額 100 萬時，若投資組合選擇的個股數在 5 至 10 之間，則加 20000 分；若在這區間之外，給分則依差距遞減，使其在演化的過程中，能愈來愈逼近限制區間之內。

第四項、產業限制加分

根據使用者需求輸入三個熟悉產業，希望投資人選擇投資組合的個股總數中，有一定比例是選自這三個熟悉的產業中。因此，限制加分條件是，投資人所選擇組成的投資組合中，若有 30% 至 70% 之間的個股，屬於所選擇的三個產業之中則加分，否則給分依差距遞減，使其在演化的過程中，能愈來愈逼近限制區間。

第五項、財務能力

採用那些財務能力來評分，也是根據使用者需求而定。本研究目前取五種財務能力項目：財務結構、償債能力、經營能力、獲利能力、現金流量。使用者根據個人判斷，選擇其中三個重要的財務能力項目，當作評估投資組合的項目。各項目詳細財務比率，請見表 1。

三、實驗方法與設計

(一)資料來源

本研究採用台灣經濟新報資料庫中，各上市公司公開說明書上所列之財務比率與股價交易資料，選擇自民國 81 年 1 月 1 日至 85 年 12 月 31 日，共計五年的歷史資料。研究對象為國內 6 個產業，共 107 家上市公司，包括了食品類 18 家、塑膠類 12 家、紡織類 32 家、電器類 10 家、

化學類 12 家、電子類 23 家。而我們研究對象的選擇原則，是從近四百家上市公司當中以具有：年報酬率、完整財務比率項目為主；另外，金融類股與一般產業之財務比率項目有些出入，故捨棄不列入。而某些產業，其所包含的上市公司數不到 10 家者，也排除不用，因此，研究對象總計 107 家上市公司。

本研究採用的財務報表分析，為上市公司公佈之公開說明書上的財務比率為主，共分五個部分：財務結構、償債能力、經營能力、獲利能力、現金流量等 18 種財務比率。但是，因不同產業其財務比率有些差異，故刪除償債能力之利息保障倍數、獲利能力之純益率及股東權益報酬率、現金流量之現金流量允當比率，以及現金再投資比率等五種財務比率，最後選擇 13 個財務比率，詳列於表 1。

表1：財務比率

財務比率名稱	計算公式	影響方向
財務結構		
負債占資產比率	負債總額/資產總額	-
長期資金占固定資產比率	(股東權益淨額+長期負債)/固定資產淨額	+
現金流量		
現金流量比率	營業活動淨現金流量/流動負債	◆
償債能力		
流動比率	流動資產/流動負債	+
速動比率	(流動資產-存貨-預付費用)/流動負債	+
經營能力		
應收款項週轉率	銷貨淨額/各期平均應收款項	+
平均收現日收	365/應收款項週轉率	-
存貨週轉率	銷貨成本/平均存貨額	+
平均售貨日數	365/應收款項週轉率	-
固定資產週轉率	銷貨收入/固定資產	+
總資產週轉率	銷資淨額/資產總額	+
獲利能力		
資產報酬率	(稅後損益+利息費用(1-稅率))/平均資產總額	+
每股盈餘	營業活動淨現金流量/加權平均已發行股數	+
備註		
-代表其值愈小愈好 +代表其值愈大愈好 ◆代表其值宜介於某一區間，值太大太小都不好		

(二)資料前置處理

(1)預測每股盈餘：我們使用時間數列 ARIMA 之 MA (2)模型，以 81-85 年歷史資料的每股盈餘，來預測 86 年的每股盈餘。

(2)財務比率之正規化處理：以某一項財務比率值 x_j ，減該項財務比率產業平均值 μ ，除以該項財務比率產業標準差 σ ，公式為 $\frac{X_j - \mu}{\sigma}$ 。為使這些財務比率的影響方向一致，再將愈小愈好的比率乘 -1 而成為 $-\frac{X_j - \mu}{\sigma}$ ，對宜介於某區間者則取 $-|X_i - \mu| / \sigma$ 。

(三)使用工具

本研究製作過程中使用到的工具有：SUGAL 2.1、Borland C 4.52、SPSS 6.0 for Win、Excel 97。其中 SUGAL (SUnderland Genetic ALgorithm) 是由英國 University of Sunderland 的 Andrew Hunter 所開發的遺傳演算法發展環境。此系統考慮到了許多參數，可隨不同的問題做不同的設定，具有良好的使用彈性及模組架構 [Hunter, 1995a&1995b]。

(四)實驗設計

1. 參數設定

針對每一組相同的參數設定，都會進行十次重複的測試，除初始群體不同外，其餘參數完全一樣。如此在討論各種不同參數對於測試結果的影響時，不會因為恰好碰到了某組特定的初始群體，產生極端的答案後，而造成以偏概全的結論。本實驗參數設定見表 2：

2. 投資組合

本實驗共有三組不同的實驗組別，分別為 A、B 及 C，每組分別各測試 10 次，因此共有 30 組投資組合；主要目

表2：參數設定

參數名稱	數值
染色體長度	107
族群大小	80
遺傳代數	1000
交配率	0.6
突變率	0.001

表3：實驗設計選擇模式

實驗組別	投資金額	產業別	財務比率	股票數
A	100萬	食品類、塑膠類、紡織類	財務結構、現金流量、償債能力	5-10
B	300萬	電器類、化學類、電子類	償債能力、經營能力、獲利能力	11-15
C	500萬	食品類、電器類、電子類	財務結構、償債能力、獲利能力	16-20

的，是為測量其投資組合選擇最佳化的穩定性。選擇模式請見表 3：

伍、實驗結果與討論

本實驗結果可從兩方面分析：(1)針對遺傳演算法本身最佳化搜尋績效的評估，(2)評估投資組合年報酬率，並與國內共同基金與大盤指數年報酬率做比較。

一、遺傳演算法最佳化績效

本研究根據使用者的需求選項：投資金額、產業別、財務比率，而實驗模擬系統依投資金額分為三組：第一組 100 萬、第二組 300 萬、第三組 500 萬。實驗控制情況是，將投資組合數量限制在區間內，且產業熟悉比率控制在 0.3~0.7 之間。三個實驗結果，詳列於表 4、表 5、表 6 中。

實驗結果顯示，遺傳演算法確實有很

穩定的績效。因為，投資金額 100 萬時，投資組合數量均控制在 5 至 10 支左右；而投資金額在 300 萬時，投資組合數量控制在 10 至 15 支左右，以及投資金額在 500 萬時，投資組合數量也能控制在 15 至 20 支左右。另外，產業熟悉比率最後均收斂至 0.3~0.7 之間。

此外，在 GA 適應函數組成因子中，Sharpe 指標是重要分析因子。結果顯示有不錯的評選功能，因為 30 個投資組合中，僅有一組 Sharpe 指標為負值（表 7），但是其年報率 20.22 %，仍較大盤年報酬率 13.82 % 為高。由此可見，遺傳演算法的最佳化搜尋能力，應用在投資組合選股策略上的優越性。

二、投資組合績效評比

實驗分三組，第一組最高報酬率為 A3 的 96.54 %，最低為 A1 的 20.22 %（表 7）；第二組最高報酬率為 B7 的

表 4：第一組遺傳演算法適應值排名

適應值排名	適應值	股票數	熟悉產業比率（股票數）	編號
1	21905	9	0.44(4)	A9
2	21887	7	0.43(3)	A3
3	21857	7	0.43(3)	A7
4	21851	7	0.43(3)	A6
5	21831	7	0.43(3)	A2
6	21795	7	0.43(4)	A10
7	21753	9	0.44(4)	A8
8	21753	9	0.44(4)	A4
9	21743	7	0.43(3)	A5
10	21698	10	0.5(5)	A1

表5：第二組遺傳演算法適應值排名

適應值排名	適應值	股票數	熟悉產業比率（股票數）	編號
1	21931	13	0.69(9)	B7
2	21868	10	0.60(6)	B1
3	21867	12	0.66(8)	B6
4	21859	10	0.70(7)	B2
5	21843	10	0.70(7)	B4
6	21842	11	0.63(7)	B3
7	21814	12	0.58(7)	B8
8	21759	10	0.60(6)	B9
9	21681	14	0.50(7)	B5
10	21555	10	0.50(5)	B10

表6：第三組遺傳演算法適應值排名

適應值排名	適應值	股票數	熟悉產業比率（股票數）	編號
1	21772	17	0.70(12)	C4
2	21771	15	0.66(10)	C6
3	21768	16	0.63(10)	C7
4	21762	17	0.64(11)	C10
5	21759	18	0.61(11)	C3
6	21749	15	0.66(10)	C5
7	21745	16	0.56(9)	C8
8	21717	16	0.50(8)	C1
9	21716	15	0.53(8)	C9
10	21716	15	0.56(9)	C2

132.63 %，最低為 B5 的 50.17 %（表 8）；第三組最高報酬率為 C5 的 122.95 %，最低 C9 的 57.25 %（表 9）。由實驗結果顯示，投資組合有相當不錯的績效，因為第一組中報酬率較差的投資組合 A1（20.22 %），仍然較高於國內共同基金績效評比最差的京華金融 16.08 % 年報酬率（表 10），同時也高於台灣加權股價指數 13.82 % 的年報酬率。

另外，實驗結果也顯示，第二組投資報酬率最高，其次為第三組。分析第一組報酬率較差的原因，發現與投資組合中的股票，其所屬產業成長性有很大的關係。因為，第一組所選擇產業類別大都為食品類、塑膠類，而這些產業 86 年的年報酬率皆在 10 % 以下，尤其塑膠類年報酬率是負值，而 86 年電子類股成長率與年報酬率（63.48 %），是六個產業之冠（表 11）。此外，第一組電子產業比率偏低

（約 40 %），而其他二組的組合比率以電子類股居多，使得這二組年報酬率仍有不錯的績效。

由上面分析，我們發現使用者導向的選股模型，有重大的意義。因為，根據人類行為的研究，每個人具有不同的偏好；這代表所有的投資人，不可能集中投資在某些個股上，不然將造成證券市場失效與關閉的。因此，這種使用者導向的投資組合選擇，不但滿足投資人的偏好與需求，而且可預先在系統上模擬以驗證自己的選擇，並調整至較佳投資組合後，再實際投入證券市場。此外，由三組不同的實驗，可看出適應函數之影響變數，確實發揮其引導的效果，尤其是 Sharpe 指標變數；因為民國 86 年度電子類股報酬率高，而具有較多電子類股組合的實驗，它的年報酬率也較高，而這正是遺傳演算法中適應函數發揮的效果。

表7：第一組適應值前五名評比

適應值 排名	適應值	年報酬率排 名	年報酬率 (%)	Sharpe值	編號
1	21905	3	69.43	0.6289	A9
2	21887	1	96.54	0.9555	A3
3	21857	2	79.56	0.5225	A7
4	21851	5	63.48	0.2091	A6
5	21831	4	67.13	0.7973	A2
前五組平均	21866		75.23	0.6226	
十組平均	21808		53.07	0.1987	
十組最差	21698		20.22	-1.0698	A1
台灣 加權指數			13.77	0.1382	

表8：第二組適應值前五名評比

適應值 排名	適應值	報酬率排名	年報酬率 (%)	Sharpe值	編號
1	21931	1	132.63	1.2225	B7
2	21868	5	99.25	0.8269	B1
3	21867	2	113.71	0.9963	B6
4	21859	4	107.31	1.4212	B2
5	21843	3	109.13	1.3598	B4
前五組平均	21874		112.41	1.1653	
十組平均	21801		77.62	0.7587	
十組最差	21681		50.17	0.2268	B5
台灣 加權指數			13.77	0.1382	B7

表9：第三組適應值前五名評比

適應值 排名	適應值	報酬率排名	年報酬率 (%)	Sharpe值	編號
1	21771	2	114.22	0.8269	C6
2	21762	4	94.91	1.3212	C10
3	21759	5	95.32	0.9118	C3
4	21749	1	122.95	1.5525	C5
5	21745	3	103.45	0.9563	C8
前五組平均	21757		106.17	1.1137	
十組平均	21745		89.90	0.7487	
十組最差	21716		57.25	0.6268	C9
台灣 加權指數			13.77	0.1382	

表10：國內共同基金績效評比

	基金名稱	排名	一年報酬率 (%)	Sharpe值
最佳前五名	京華外銷	1	107.79	0.4225
	京華高科技	2	103.41	0.4389
	元富金滿意	3	87.68	0.4355
	中信潛力	4	83.58	0.3991
	京華威鋒	5	81.05	0.3973
最差前五名	永昌前瞻科技	5	22.80	0.1593
	金鼎大利	4	16.23	0.1292
	中信和豐股價指數	3	16.18	0.1374
	統一魔力	2	16.17	0.1306
	京華金融	1	16.08	0.1234
	台灣加權指數		13.82	0.1377

資料來源：工商時報民國八十七年三月十日 15 版「國內共同基金績效評比」

表11：適應值最高之投資組合內容與產業年報酬率

第一組	統一、大統益、台塑、全友、旭麗、金寶					
第二組	味全、台鳳、大統益、大穎、台光、三陽、麗正、大業、台達電、旭麗、金寶、楠梓電、碧悠					
第三組	中日、泰山、台榮、台光、太電、麗正、大業、台達電、旭麗、金寶、神達、日月光、華通、佳錄、大眾、楠梓電、碧悠					
六個產業年報酬率 (86)	食品類 7.86 %	塑膠類 -21.36 %	紡織類 4.16 %	電器類 6.02 %	化學類 8.29 %	電子類 63.48 %

陸、結論

本研究經由文獻探討得知，許多投資組合理論的研究歷史與現況。但是，由於對金融市場本質的新體認，以及傳統的組合運算工具，需要耗費大量的成本與時間，而且多數只限於線性求解模式。而我們採用的遺傳演算法，特別適用於搜尋的

解答空間很大、非線性、複雜、可能有雜訊，而且無法預測可能解時使用，這是傳統決定性最佳化技巧 (deterministic optimization) 或是貪婪法則 (greedy heuristics) 所無法做到的。因此，遺傳演算法成為最具潛力的技術之一。

此外，分析了遺傳演算法在投資組合的一些研究，促使本研究利用遺傳演算法建構投資組合選擇模型。我們採取不同的

適應函數評估模型，以及創新的以使用者需求為導向的選擇模型。實驗結果顯示，遺傳演算法的搜尋組合演算法具有穩定的績效，而且新的適應函數因子，尤其是 sharpe 指標，展現出演算法最佳化搜尋能力，以及在投資組合選股策略上的優越性。另外，在投資組合報酬率上具有相當不錯的績效；從表 10 可以看出第一組實驗報酬率最差的投資組合（20.22 %），仍然較高於國內最差共同基金績效（16.08 %）得到證明。同時，也打敗了市場平均報酬率（大盤指數）。可見本研究在投資組合設計上，具有相當的選擇價值。

使用者導向的選股策略，是本研究新的創意，遺傳演算法的適應函數十分適合支援這種方式。而這種方式符合人類行為模式，更貼近投資人實際投資決策行為。因此，如果在人機界面上加以改進，將具有投資決策支援系統的實用價值。

本研究績效的評比，是以民國 86 年的多頭行情為基礎。當然，在空頭市場的情況下，投資組合選擇模型的績效，尚須驗證。另外，在投資組合選股策略之影響因素，本研究演算法的適應函數影響因子，只挑選 Sharpe 指標、每股盈餘、投資人需求（投資產業類別、產業財務能力）、股票組合數，共五大項做為評估準則，是否適當也尚待驗證。因此，如果遺傳演算法選股策略，以及適應函數分析因子進一步改善，並且以使用者所能承受的風險程度，能再分為積極值、穩健型、保守型不同特質者挑選合適的投資組合，這將使解析的顆粒更為細緻。同時，擴大研究對象的範圍到整體上市公司資料，以改善遺傳演算法選股範圍。而應用遺傳演算法找出各投資組合中，各股票最適當的投資比例，亦是值得嘗試。

總之，冀望後續有更多、更好的相關研究，能進一步豐富遺傳演算法在投資組

合的相關知識，以及改進編碼、評估的技術與策略。

參考文獻

1. 卞志祥，"臺灣加權股價指數投資組合之基因演算法建構模型"，國立交通大學資訊管理研究所碩士論文，民八十五年六月。
2. 李卿企，"以基因演算法探討國際投資組合策略之研究"，國立政治大學國際貿易學系研究所碩士論文，民八十六年六月。
3. 李桐豪，"以基因演算法模擬台灣發行量加權股價指數的可行性"，工作底稿，政大金融系，民八十六年。
4. C. Andrews, D. Ford and K. Mallison, "The Design of Index Fund and Alternative Methods of Replication," *The Investment Analyst*, 82, pp.13-16, 1986.
5. R. J. Bauer Jr., *Genetic Algorithms and Investment Strategies*, John Wiley & Sons, pp103-213, 1994.
6. L. Booker, *Improving Search in Genetic Algorithms*. In L. Davis, Editor, *Genetic Algorithms and Simulated Annealing*, Chapter 5, Pitman, 1987.
7. S. Douma, and H. Schreuder, *Economic Approaches to Organizations*, Prentice Hall, 1992.
8. L. Davis, "Adapting Operator Probabilities in Genetic Algorithms," in *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, pp.61-70, 1989.
9. D. E. Goldberg, "Genetic and Evolutionary algorithms Come of Age," *Communications of The ACM*, Vol.37, No.3, pp.2-3, 1994.
10. D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in*

- Search, Optimization and Machine Learning, Addison Wesley, 1989.
11. J. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1975.
 12. A. Hunter, "Sugal User Manual," <http://osiris.sunderland.ac.uk/ahu/sugal/home.html>, 1995.
 13. A. Hunter, "Sugal Programming Manual," <http://osiris.sunderland.ac.uk/ahu/sugal/home.html>, 1995.
 14. D. J. Leinweber, and R. D. Arnott, "Quantitative and Computational Innovation in Investment Management," *Journal of Portfolio Management*, Vol. 21, No.2, pp.8-15, 1990.
 15. H. Markowitz, "Portfolio Selection," *Journal of Finance*, pp.77-91, 1952.
 16. N. H. Packard, "A Genetic Learning Algorithm for the Analysis of Complex Data," *Complex Systems*, Vol.4, pp.543-572, 1987.
 17. G. Syswerda, "Uniform Crossover in Genetic Algorithms," in *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, pp.2-9, 1989.
 18. M. Srinivas and M. P. Lalit, "Genetic Algorithms: A Survey," *IEEE Computer*, vol.27, pp.18-20, 1994.