

演化式計算應用於投資組合建構之研究

黃華威
輔仁大學資訊管理研究所
研究生
daniel7562@gmail.com

林文修
輔仁大學資訊管理研究所
教授
Wslin1949@gmail.com

摘要

投資組合牽涉甚廣，為 NP-hard 問題，因此持續受到關注。其概念主要是去探討如何投資不同之金融商品以達到分散風險的目的，使投資者能在單位風險下獲得最大之報酬；然而投資組合主要包含兩個部分，其一為選擇所欲投資之金融商品，另一則為針對這些金融商品進行資金之配置。然而演化式計算中的遺傳演算法 (Genetic Algorithm, GA) 與基因表達規劃法 (Gene Expression Programming, GEP) 在組合最佳化以及規則搜尋等問題上皆有傑出的效能，故本研究將 GEP 應用於產生選股準則，而 GA 用於資金配置方面，用以建構一最適投資組合模型。

實驗結果顯示，模型在穩定度方面有良好的表現，在績效方面也能與大盤相當甚至優於大盤，而在適用性方面，本研究之模型適合投資三個月的期間，且在熊市與牛市上皆有良好的表現。

關鍵詞：遺傳演算法、基因表達規劃法、投資組合。

1. 前言

隨著國內物價持續上漲，但國民薪資所得卻停滯不前的情況下，且銀行之存款利息仍處低檔，故投資金融商品便成為國人增加財富的另一個管道。根據中華民國證券投資信託暨顧問商業同業公會統計，目前國內投信業者共有 39 家，基金總數共有 548 支，規模共為 18557 億，其中又以股票型基金 (325 支) 為最多，規模為 6846 億，可見其市場之龐大及競爭激烈。但股票市場價格之波動性難以預測，基金經理人該如何建構一個報酬高風險低的產品，

並對其進行操作，實在為一困難之問題。

投資組合之理論是由 Markowitz 於 1952 年所提出，其概念就是遵循「雞蛋不該放在同一個籃子裡」之觀點，認為投資人應該將資產投資在不同之金融商品上，用以分散風險，因此可知投資組合中之商品彼此間相關性越低，代表該投資組合之風險也越低。

演化式計算為具有搜尋大量解答空間能力，近年來漸次用在解決財務金融等問題上，像如遺傳演算法 (Genetic Algorithms, GA) 及遺傳程式規劃法 (Genetic Programming, GP) 等演算法，常用在建置投資組合及擇時規則等應用上。然而葡萄牙學者 Ferreira (2001) 提出一結合 GA 及 GP 優點之新穎的演算法，稱為基因表達規劃法 (Gene Expression Programming, GEP)，其能透過簡單的編碼方式來解決結構複雜之問題。因此本研究希望利用 GA 與 GEP 之方法來建構一股票之投資組合，輔助基金經理人建構投資組合，並探討其是否能提升基金經理人資產管理之績效，亦即提升投資人之收益甚或是打敗大盤。

投資組合建構之好壞往往影響其投資績效，投資組合主要分為兩部分，分別為選股及資金配置。在選股部分，本研究希望利用 GEP 建模技術演化速度快以及預測能力佳之優點，來建構選股之準則，並利用 GA 在搜尋解答空間上之優勢來找出最適化之投資組合資金配置比例。

2. 文獻探討

基於前述的研究動機，本研究想運用演化式計算之方法建構投資組合模型，幫助基金經理人建構績效良好之股票型共同基金模型，故本研究分為三個部分，闡述相

關文獻。包括 GA、GEP 與投資組合相關文獻，以建構本研究之研究模組。

2.1 遺傳演算法 (Genetic Algorithm)

演化式計算主要是透過電腦科學，以仿生物演化的方式來解決所面臨的問題，其可運用於不同的領域，遺傳演算法是其中的一種方法。遺傳演算法最早是由 John Holland 於 1975 年所提出，其靈感來自於自然界生物中「適者生存，不適者淘汰」的恆理，生物受到環境的變化進而必須演化出適應環境的後代，也就是達爾文所提出的「物競天擇」理論 (Holland, 1975)。主要概念是將所須解決的問題視為一個體，此個體會透過選擇 (selection)、交配 (crossover) 及突變 (mutation) 等生物演化的機制，產生出適應力較佳之後代 (offspring)，而個體之適應力好壞則須由一適應函數 (Fitness Function) 來加以評估，演化之過程直至演化出最佳之個體亦或是達到演化代數後才會停止 (Goldberg, 1989)。

在投資組合資金分配相關研究中，吳詩敏 (2007) 所使用之編碼方式為組合編碼，本研究認為此種編碼方式所產生之資金分配比率不夠細膩，僅適合普通投資人，但本研究之模型使用人為基金經理人，故此種編碼方式較不適合於本研究，然而陳愷瑜 (2008) 的研究所使用之實數編碼方式較能符合本研究之需求。

2.2 基因表達規劃法 (Gene Expression Programming)

基因表達規劃法 (Gene Expression Programming, GEP) 為一種演化式計算之方法，其模仿自然界生物透過演化機制適應環境之方式，來找出所欲解決問題之最佳解，於 2001 年由葡萄牙學者 Candida Ferreira 所提出，其結合了演化式計算中遺傳演算法 (GA) 及遺傳程式規劃法 (Genetic Programming, GP) 之優點。亦即在編碼之基因型 (genotype) 上，採用 GA 固定長度符號編碼的方式，在編碼之表現型

(phenotype) 上，則採用 GP 以樹狀結構來表現，然而這樣的編碼方式使得 GEP 在演化速度及演化結果上，都較 GA、GP 來得佳，總而言之，GEP 之優點在於可透過簡單的編碼方式來解決結構複雜之問題。

Koza (1994) 提出了一自動定義函數 (Automatically Defined Function, ADF) 之概念，主要是將演化過程中較複雜或是較常使用的子樹封裝成一自動定義函數節點，並與遺傳程式規劃一起演化，此法可增加遺傳程式規劃樹的效率，且讓遺傳程式規劃的應用更具有彈性 (陳奕帆, 2010)。而 Ferreira (2001) 也將此種概念加入 GEP 演化的方法中，使得 GEP 之應用更有彈性。

Chen et al. (2007) 與蔡慧菊 (2010) 利用基因表達規劃法來預測股票及期貨之價格，且在預測的準確性上都有不錯的效果，故可知 GEP 能有效的解決預測問題。故本研究將 GEP 應用於預測未來表現佳之股票，以建構投資組合，然而陳玲穎 (2008) 與陳奕帆 (2010) 在 GEP 中運用自動定義函數 (ADFs) 之概念於演化過程中，且其實驗結果皆有不錯之績效，故本研究也將採用自動定義函數 (ADFs) 於選股準則中，並將選股準則分成四種基本面因子之 ADFs 來進行演化。

2.3 投資組合 (Portfolio)

在證券市場中，想要獲得高額的報酬率必須伴隨著高風險，然而要怎麼達到在可接受的報酬範圍內，使風險降到最低，或是在可接受的風險範圍內，使報酬最高的目標呢？這就是投資組合的精神，投資組合理論最早由 Markowitz 於 1952 年所提出，也就是現今常被使用的平均數-變異數投資組合理論，此理論使得投資人可依照個人的風險屬性，來找到最適合之投資組合 (Markowitz, 1952)。

Levy and Sarnat (1970) 研究美國市場中國際性證券組合的潛在利益。其研究發現當投資組合逐漸擴大時，風險會逐漸降低；且在決策投資市場時，往往只比較開發中國家及已開發國家之報酬率，並沒

有考慮到風險的問題，因此低估開發中國家的貢獻。

本研究將採用演化式計算的方法來解決投資組合之問題，然而在適應值的設計上，謝雅涵（2006）所利用之方法為由使用者決定適應值之大小，主要因其為使用者交談式之遺傳演算法之關係，而容軍達（2007）則是採用自行演化之方式，故其適應值設計上為本研究參考之對象，並採用報酬率、Beta 值、標準差等指標於適應函數中，然而 Lai et al.（2006）及 Lin et al.（2007）都是利用兩階段的方式建構投資組合，第一階段為選股，第二階段為資金分配，本研究認為這是不錯之建構方法，但都在選股準則上設計的不夠嚴謹，故想利用 GEP 來演化選股規則，並加以改善。

3. 研究設計

本研究結合基因表達規劃法（GEP）、遺傳演算法（GA），兩種計算智慧演算法來建構出一股票型共同基金資產配置模型，此模型利用混合式的方式將 GEP 與 GA 進行合併編碼以及演化，GEP 負責選股規則之演化，GA 負責資金配置之演化，實驗過程中會透過訓練期來建構出共同基金擇時與投資組合建構模型，並透過測試期來驗證此模型的效果。

3.1 研究架構

本模型主要是由 GEP-GA 投資組合建置模組所構成，在模組中，其中之 GEP 部分主要會選擇幾項基本面的指標來當作模型之輸入變數，以演化出選股準則，而 GA 部分則是針對選股準則所選出之股票來演化出最適化的資金投資比例。本研究的架構圖如圖 1 所示，而本研究的資料來源取自台灣經濟新報資料庫（TEJ）。

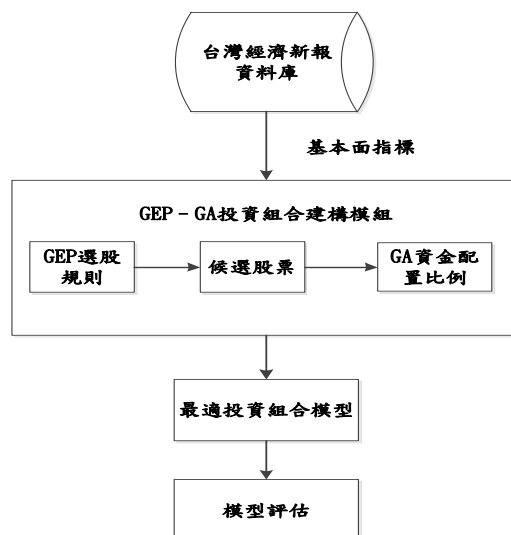


圖 1 研究架構圖

3.2 變數選擇與定義

本節主要針對本研究之 GEP-GA 基本面投資組合建構模型使用之解釋變數包括價值因子、營運績效因子、成長因子與財務風險因子四個構面，詳如表 1。

表 1 變數表

價值因子		營運績效因子	
1.	價格淨值比	1.	營業利益率
2.	股利率	2.	淨利率
3.	價格盈餘比率	3.	毛利率
4.	流通股數	4.	股東權益報酬率
5.	價格營收比率	5.	資產報酬率
成長因子		財務風險因子	
1.	營利成長率	1.	負債比率
2.	營收成長率	2.	流動比率
3.	毛利率成長率	3.	現金流量比率
4.	總資產報酬成長率		

(一)價值因子：

價格淨值比：用以評估股票價格是否被高低估，比率低代表股票價格低於實際價格，比率高代表股票價格高於實際價格，公式

如下所示。

$$\frac{\text{股票價格}}{\text{股票淨值}}$$

股利率：用以評估公司經營穩定度，比率越高代表公司具有穩定的收益能力，公式如下所示。

$$\frac{\text{每股股利}}{\text{股票價格}}$$

價格盈餘比率：用以評估投資該股票之投資報酬率高低，比率越高代表投資該股票之投資報酬率越低，公式如下所示。

$$\frac{\text{股票價格}}{\text{每股盈餘}}$$

流通股數：衡量一間公司可能被交易之潛在股數，通常規模越大的公司其流通股股數也會較高，公式如下所示。

公司流通在外可被交易的股數

價格營收比率：衡量投資者投資該股票之投資報酬率，比率越低即表示投資者每付出一元，所獲得的單位營收越高，投資報酬率也越高，在不同產業會有明顯差異，公式如下所示。

$$\frac{\text{股票價格}}{\text{每股營收}}$$

(二)成長因子

營利成長率：不同於營收成長率，營業利益成長率是與去年同期的營業額計算比例，看是否比去年同時期為佳，公式如下所示。

$$\frac{(\text{單月營業利益} - \text{去年同期營業利益})}{\text{去年單月營業利益}}$$

營收成長率：衡量公司之擴張程度，比率越高代表該公司的業務正處於擴張時期，

長期表現較佳，公式如下所示。

$$\frac{\text{下一期總營收}}{\text{本期總營收}}$$

毛利率成長率：衡量公司之毛利率成長狀況，比率越高，代表公司之產品結構與成本控管有正面改善，長期表現較佳，公式如下所示。

$$\frac{\text{下一期毛利率}}{\text{本期毛利率}}$$

總資產報酬成長率：總資產報酬成長率為「稅前息前折舊前淨利」變動額，占總資產的比值，藉此可衡量公司每單位總資產獲取利潤的成長幅度，公式如下所示。

$$\frac{\text{稅前息前折舊前淨利變動額}}{\text{前期總資產}}$$

(三)營運績效因子

營業利益率：表示公司每創造 1 元的營收所能得到的獲利，為反映一家公司本業獲利能力的指標，比率越高代表該公司獲利績效越好，公式如下所示。

$$\frac{\text{當期營業利益}}{\text{營收}}$$

淨利率：為本期淨利與銷貨收入淨額之比率關係，又稱為純益率，用以測試企業經營獲利能力的高低，比率越高，代表該公司之獲利能力較佳，公式如下所示。

$$\frac{\text{當期淨利益}}{\text{營收}}$$

毛利率：又稱銷售毛利率，是一個衡量盈利能力的指標，比率越高則說明企業的盈利能力越高，控制成本的能力越強，公式如下所示。

當期毛利
營收

股東權益報酬率：本質上結合了一家公司的主要財務結構、經營效率及獲利能力等三大項，比率高之公司具有較高的資本運用效率及較高之償債能力，公式如下所示。

當期淨利
股東權益

資產報酬率：衡量公司的營運使整體資產的報酬運用效率狀況，比率越高，表示公司的營運使整體資產的報酬運用效率越高，公式如下所示。

當期淨利
總資產

(四)財務風險因子

負債比率：衡量公司之長期償債能力，比率越高代表公司之償債能力較差，具有較高之財務風險，公式如下所示。

當期總負債
總資本

流動比率：也稱營運資金比率（Working Capital Ratio）或真實比率（Real Ratio），是指企業流動資產與流動負債的比率。流動比率是反映企業短期償債能力的指標。

流動資產
流動負債

現金流量比率：反映了企業通過經營獲取足夠現金來償還債務和兌現承諾的能力。現金流量比率越高，則表示企業償債能力越好；比率越低，則表示企業短期償債能力越差，公式如下所示。

營業活動淨現金流量
流動負債

3.3 GEP-GA 投資組合建置模組設計

此模組結合基因表達規劃法及遺傳演算法來建構最佳化投之資組合及資產配置比例，在演化的過程中，一開始會隨機產生初始族群，然後針對族群中之每個染色體進行適應值之評估，而適應值之評估是針對每組投資組合及其資產配置比例採取買入持有方式進行報酬率的評估；適應值評估完之後，依各染色體之適應值來判斷是否有滿足終止條件，也就是是否演化出最佳解或是達到最大演化代數，若有的話則停止演化，沒有的話則對染色體進行演化運算子的操作。此模組進行之演化操作分為兩部分，即選股規則之編碼部分進行 GEP 之演化操作，資產配置之編碼部分則進行 GA 之演化操作，分別為選擇、交配、突變等運算子，最後經由演化操作後會產生新的子代，進而再對新子代中之染色體做適應值之評估。依此類推，持續進行演化，直到滿足終止條件為止，而最終演化出之染色體即為最佳化之投資組合及資產配置比例，此模組之架構流程如圖 2 所示。

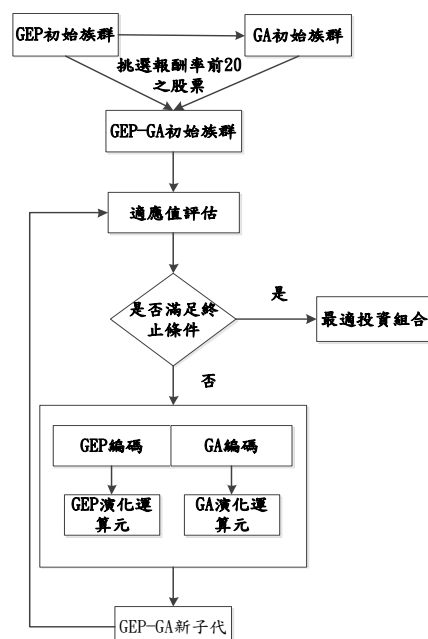


圖 2 GEP-GA 模組架構流程圖

1. 編碼方式：

此模組之編碼方式由兩部分所構成，一部分為 GEP 選股規則之編碼，另一部分為 GA 資產配置之編碼，也就是一條染色體中包含此兩部分，如圖 3 所示：

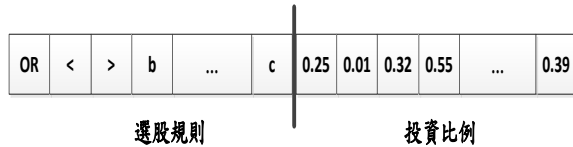


圖 3 投資組合編碼示意圖

本模組將自動定義函數 (ADF) 之方法加入編碼中，也就是將基本面指標所分出之四類因子分別構成四個自動定義函數，而每一代各別的自動定義函數會自我進行演化，並產生新的子代，最後演化出最佳的子樹，自動定義函數之演化如圖 4 所示。

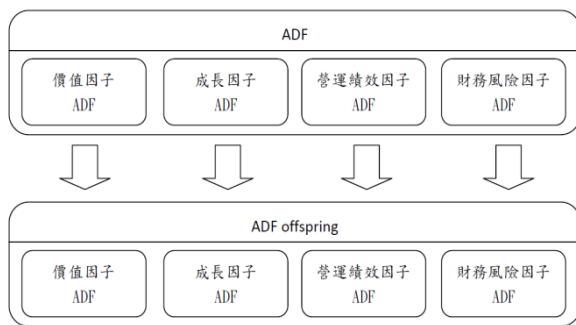


圖 4 ADF 演化示意圖

GEP 染色體編碼主要分為頭部及尾部兩個部分，頭部包含了終端節點與函數節點，尾部則只包含終端節點。此模組所使用之終端節點為股票之基本面指標以及常數，函數節點則包含算數、比較與邏輯運算子。本研究所採用之頭部長度 h 為 6，而尾部長度可由下列公式得到：

$$t = h \times (n_{\max} - 1) + 1$$

其中 n_{\max} 代表函數節點集中所需最多運算元的函數之運算元個數。而本研究所採用之函數集合符號為 { +、-、×、/、>、<、=、AND、OR }，故可知 $n_{\max} = 2$ ，並將 $h=6$ 帶入公式，得到 $t=7$ ，因此單一基因長度為 $h+t=13$ 。然而本模組是使用多基因體編碼方式，也就是一條染色體中包含四組基因體，分別表示四種不同

因子之 ADF，故染色體總長度為 $4 \times 13 = 52$ bits，其中每個 ADF 皆由同源染色體來連接，以形成一選股規則，編碼方式如圖 5 與圖 6 所示。

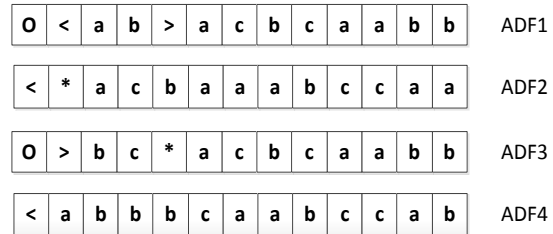


圖 5 GEP 選股準則編碼示意圖

2. 同源染色體：



圖 6 GEP 同源染色體編碼示意圖

3. 選股規則：

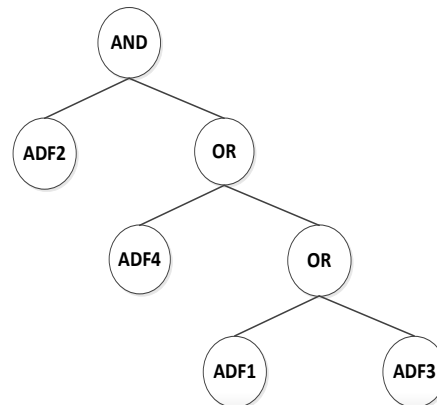


圖 7 選股準則表示樹示意圖

GA 則是用來演化投資組合之資產配置比例，故在其編碼部分，染色體大小設定為 20 個 bits，也就是說不論 GEP 演化出之選股準則選出多少支股票，我們只隨機挑選其中報酬率前 20 支的股票來建構投資組合，針對每一支股票在染色體中具有 1 個 bits，此 bit 代表該股票未轉換前之資金比例，然而在股票代碼之 bits 中是採整數編碼，在資金分配之 bits 中則是採實數編碼，其編碼方式如圖 8 所示。

1	2	3	4	5	6	7	8	...	20
0.52	0.36	0.42	0.33	0.15	0.03	0.76	0.23	...	0.11

各股票未轉換
前投資比例

圖 8 GA 資金分配編碼示意圖

由圖 8 可知，投資組合中第一支股票的投資比例計算方式如下：

$$\frac{0.52}{0.52 + 0.36 + 0.42 + 0.33 + \dots + 0.11}$$

4. 終端節點集合：

表 2 終端節點集合

變數	變數定義	變數	變數定義
X1	價格淨值 比率	X10	營業利益率
X2	股利率	X11	淨利率
X3	價格盈餘 比率	X12	毛利率
X4	流通股數	X13	股東權益報 酬率
X5	價格營收 比率	X14	資產報酬率
X6	營利成長 率	X15	負債比率
X7	營收成長 率	X16	流動比率
X8	毛利率成 長率	X17	現金流量比 率
X9	總資產報 酬成長率		

5. 函數節點集合：

表 3 函數節點集合

名稱	定義
+	加法運算子
-	減法運算子
×	乘法運算子
/	除法運算子
>	大於比較運算子
<	小於比較運算子
=	等於比較運算子
AND	AND 邏輯運算子
OR	OR 邏輯運算子

6. 適應函數

此模組所使用之適應函數是用以評估演化過程中所產生的每個選股規則以及資產投資比例之好壞，而選股規則將選出數支股票以建構一投資組合以進行投資且資金配置比例為投資在各股票之資金，所以投資組合之績效好壞將會受到選股規則及資產配置比例之影響重大，故評估該投資組合之好壞亦可評估選股規則及資產配置之好壞，因此所選用的績效指標包含了報酬率、標準差、 β 係數等指標來組成適應函數，以評估選股規則與資金分配之優劣，其公式如下所示：

$$F = \frac{R}{\sigma + |\beta|}$$

變數定義：

$$R = \sum_{i=1}^n w_i R_i, \text{ 投資組合之報酬率。}$$

R_i ，投資組合中第 i 支股票之報酬率。

w_i ，投資組合中第 i 支股票之投資比例。

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij}}$$

，投資組合之標準差。

σ_i ，投資組合中第*i*支股票之標準差。

w_i ，投資組合中第*i*支股票之投資比例。

$$\beta = \sum_{i=1}^n w_i \beta_i$$

β_i ，投資組合中第*i*支股票之 β 係數。

w_i ，投資組合中第*i*支股票之投資比例。

7. GEP-GA 投資組合模型參數設定：

表 4 參數設定

	GEP	GA
控制項目	控制項目	
族群大小	100	
終止條件	300 代	
基因長度	59	20
選擇方法	菁英法+輪盤法	
突變方法	單點突變	
突變率	0.2	
交配方法	null	多點交配
重組方法	多點重組	null
交配率	null	0.35
基因重組率	0.35	null
IS 轉位率	0.1	null

4. 實驗設計

4.1 資料來源

本研究所使用的樣本資料為臺灣中型 100 指數成份股，主要是希望透過已經篩選過的績優股票當作樣本，用以縮小模型所需搜尋的樣本空間，資料來源取自台灣經

濟新報(TEJ)，資料期間為 2009 年 7 月 1 日起至 2010 年 12 月 31 日止。

4.2 訓練期間

本研究分別對 GEP-GA 資產配置模組進行訓練期與測試期的設定，分別都以六個月為訓練期，三個月為測試期，訓練期是由 2009 年 7 月開始，移動視窗長度為一個月，其示意圖如圖 9 所示

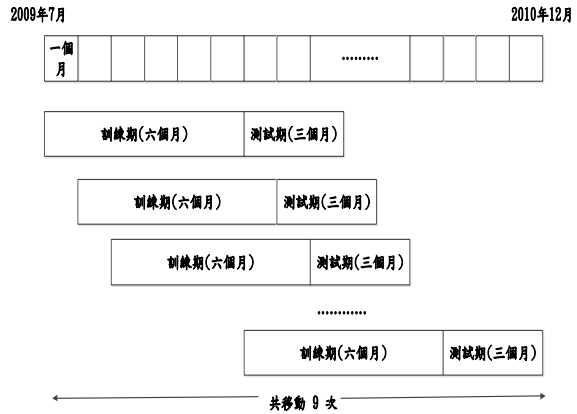


圖 9 GEP-GA 資產配置模組移動式窗示意圖

4.3 實驗說明：

本研究將對 GEP-GA 投資組合建構模組進行績效的評估，主要將模型重複執行五次測驗，並利用此五次的結果分別針對模型的穩定性、效能以及適用性來進行評估。

4.4 實驗一（模型穩定性）：

此實驗分為兩部分來探討，第一部分針對五次實驗的結果，依不同測試期間計算各期間報酬率的平均值，並比較五次不同測試期報酬率差異度，以評估模型之穩定性，其報酬率比較如圖 10 所示：

表 5 五次實驗不同測試期平均報酬率與標準差

	平均值 (%)	標準差 (%)
測試期 1 個月	0.555	1.249
測試期 2 個月	3.117	1.083
測試期 3 個月	4.841	1.467

測試期 4 個月	4.21	0.989
測試期 5 個月	5.455	2.121
測試期 6 個月	6.243	0.418

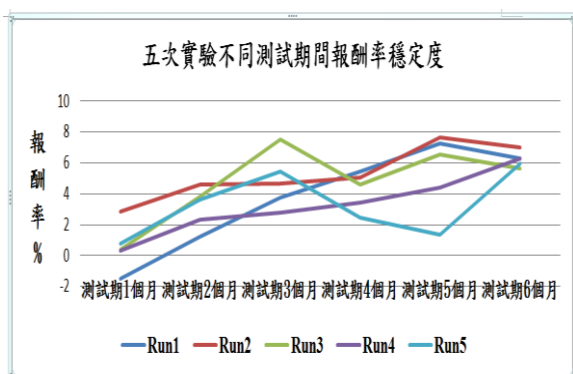


圖 10 不同測試期報酬率穩定度

由圖 10 可知，五次實驗不同測試期間的報酬率，皆呈現一定的趨勢（報酬率介於-1.471%~7.681%），雖然在第三次實驗和第五次實驗中，於測試期三個月及五個月中所產生之報酬率較為極端，並導致其標準差變大，但整體上是趨於一致的，且在不同實驗中在相同的測試期間其報酬率皆相近，如表 5 所示，標準差皆為 1% 左右，並無太大差異。

第二部分則是針對本研究所設定之測試期間去比較五次實驗的報酬率差異度，其報酬率比較如圖 11 所示：

表 6 五次實驗測試期報酬率

	Run1 (%)	Run2 (%)	Run3 (%)	Run4 (%)	Run5 (%)	平均數 (%)	標準差 (%)
測試期 3 個月	3.786	4.691	7.514	2.774	5.439	4.841	1.467

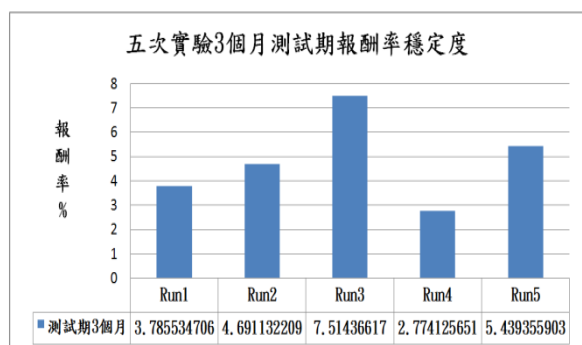


圖 11 測試期三個月報酬率穩定度

由表 6 與圖 11 可知，五次測驗中，測試期三個月的報酬率除了第三（7.514%）及第四（2.774%）次實驗的報酬率有明顯差異之外，其餘皆相近，標準差僅為 1.467%。

綜合兩部分的實驗結果發現，模型在不同測試期間之報酬率成一定的趨勢，雖然在測試期三個月報酬率穩定度實驗中的第三及四次實驗之報酬率有明顯差異，但其皆與五次實驗之報酬率平均值（4.841%）相近，故可說明本研究所設計之投資組合建構模型具有穩定性。

4.5 實驗二（模型績效）：

此實驗將針對本研究所設計之投資組合建構模型與大盤進行績效的比較，然而此實驗各期間的大盤報酬率是以台灣 100 中型指數所包含的股票取其各期間報酬率的平均值來代表，然而大盤與模型各期間報酬率如表 7 所示，其績效比較如圖 12 所示：

表 7 大盤與研究模型測試期間報酬率

	2010 1 月	2010 2 月	2010 3 月	2010 4 月	2010 5 月	2010 6 月
大盤表現 (%)	-6.854	-3.289	9.516	2.480	-6.168	0.470
模型表現 (%)	-9.237	-2.166	8.768	3.101	-2.796	2.666
	2010 7 月	2010 8 月	2010 9 月	2010 10 月	2010 11 月	2010 12 月
大盤表現 (%)	8.372	0.763	10.086	1.913	1.631	5.778
模型表現 (%)	8.008	0.666	10.432	1.619	3.299	7.214

表 8 大盤與模型測試期平均報酬率與標準差

	1 年報酬率平均 (%)	1 年報酬率標準差 (%)
大盤表現	2.058	5.432
模型表現	2.631	5.38



圖 12 研究模型與大盤之績效比較

由圖 12 可知，模型大部分的期間皆與大盤相近，然而在 12 次的期間中，利用模型所建構出之投資組合報酬率共贏過大盤 7 次，勝率達 58%，然而其中雖有 6 次輸給大盤，但幅度大部分皆不會超過 1%；且在 2010 年 5 月、6 月及 2010 年 11 月和 12 月的表現模型皆明顯優於大盤，表 8 中也可看出模型在一年的平均報酬率優於大盤，而標準差則與大盤相近，故可說明本研究提出之模型其績效與大盤相似甚至是優於大盤。

4.6 實驗三（模型適用性）：

此實驗主要分為兩個面向去評估模型之適用性，第一個面向是去探討模型適用的時間長度，也就是模型所建構出之投資組合適合投資多長的時間，第二面向則是去探討模型適合用於股票市場的熊市或牛市。

4.6.1 模型適用期長度

此實驗將五次實驗結果依照不同長度測試期之報酬率進行平均，以作為各長度測試期之報酬率績效衡量，其資料如表 9 所示：

表 9 五次實驗不同測試期長度報酬率

測試期	1 個月 (%)	2 個月 (%)	3 個月 (%)	4 個月 (%)	5 個月 (%)	6 個月 (%)
Run1	-1.471	1.251	3.786	5.421	7.232	6.267
Run2	2.819	4.607	4.691	5.054	7.680	7.033
Run3	0.359	3.795	7.514	4.624	6.558	5.649
Run4	0.321	2.324	2.774	3.458	4.422	6.287
Run5	0.749	3.608	5.439	2.491	1.382	5.977

平均值	0.555	3.117	4.841	4.21	5.455	6.243
年化報酬率	6.663	18.559	19.059	12.434	12.816	12.173

進而計算不同長度測試期的五次實驗之年化報酬率，以代表各長度測試期之績效，各測試期之績效表現如圖 13 所示：

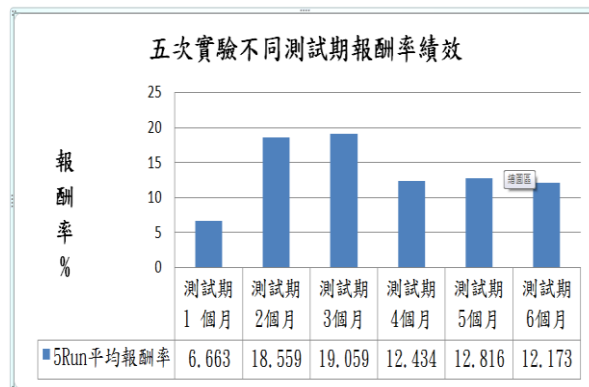


圖 13 不同測試期長度報酬率績效

由表 9 及圖 13 可知，模型建構之投資組合報酬率會隨著測試期間拉長而有所減少，特別是在測試期長度設計在二及三個月時表現最佳，當測試期長度大於三個月時，報酬率會逐漸降低，而報酬率最差的狀況則出現在測試期長度為一個月時，由此可知本研究設計之模型適用於三個月的投資，在短期及長期投資中績效表現較差。

4.6.2 模型適用市場時機

此實驗之結果可視表 7 之資料，本研究主要將表 7 中大盤報酬率為負的期間視為熊市，其餘期間皆視為牛市，然而由表 4 可知，測試期間中共有 3 個期間為熊市，9 個期間為牛市，其中在 3 次的熊市期間中，本研究之模型共有 2 次贏過大盤，勝率達 67%，在 9 次的牛市期間中，模型共有 5 次贏過大盤，勝率達 56%，由此可知本研究提出之模型皆適用於牛市與熊市期間。

綜合以上實驗結果，可以說明本研究設計之投資組合建構模型適用於長期性的投資，而不適合短期操作，並且在股票市場處於熊市與牛市時皆能適用。

5. 結論

投資組合的建構在證券業者中往往是主要探討的議題，如何去建構一報酬高風險低的股票型基金投資組合，常常是許多基金經理人沉重的負擔。然而本研究利用演化式計算中的遺傳演算法與基因表達規劃法等演算法，建構一投資組合模型，可減輕基金經理人之負擔，並針對模型進行穩定度、績效與適用性等實驗。在模型穩定度上，發現五次實驗中，每次相同長度測試期之報酬率大致上皆相近，無明顯差異，具有穩定性。在投資組合績效評估的實驗中發現，模型建構之投資組合針對各期間與台灣中型 100 指數報酬率進行比較，大部分皆具有較高的報酬，而在較低報酬部分，亦與台灣中型 100 個股之平均報酬率相近。

最後在模型適用性實驗中發現，模型在測試期長度為二、三個月時，其報酬率績效表現最佳，然而在一個月時績效最差，且若長度超過三個月，報酬率則會逐漸減少，此現象可說明本研究之模型所建立之投資組合在短期內並不能馬上反映其績效，需投資一段期間才能獲得較高之超額報酬，但若投資期間過長也會造成報酬率的降低；然而也發現，本模型不論在股票市場處於熊市或牛市時皆能適用，像是在熊市時，雖不能獲得正向的報酬率，但卻能降低投資的損失，而在牛市時大部份皆能獲的較佳之報酬。

參考文獻

- [1] 吳詩敏，組合編碼遺傳演算法於投資策略資金分配之應用，國立中央大學資訊管理研究所碩士論文，2006年。
- [2] 容軍達，互動式多目標演化式計算於投資組合推薦之研究，輔仁大學資訊管理系碩士論文，2007年。
- [3] 陳奕帆，演化式計算在股票型共同基金最適資產配置之研究，輔仁大學資訊管理系碩士論文，2010年。
- [4] 陳玲穎，以GEP為基礎的分類規則產生器，元智大學資訊管理學系碩士班碩士論文，2008年。
- [5] 陳愷瑜，共演化遺傳演算法在共同基金全球資產配置模型建置之研究，輔仁大學資訊管理系碩士論文，2008年。
- [6] 蔡慧菊，基因表示規劃法於台股期貨價格發現之研究，輔仁大學資訊管理系碩士論文，2010年。
- [7] 謝雅涵，投資決策風格為基的最適投資組合之研究－交談式遺傳演算法之應用，輔仁大學資訊管理系碩士論文，2006年。
- [8] Chen, Y.H., Qiang, W., and Feng, C., An IP and GEP Based Dynamic Decision Model for Stock Market Forecasting, ISNN'07, *Lecture Notes on Computer Science*, 4491, 2007, pp. 473-479.
- [9] Ferreira, C., Gene Expression Programming: A New Adaptive Algorithm for Solving Problems, *Complex Systems*, 13, 2001, pp.87-129.
- [10] Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, California: Addison-Wesley, 1989.
- [11] Holland, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1975.
- [12] Koza, J.R. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, Cambridge, MA: MIT Press, 1992.
- [13] Lai, K.K., Yu, L., Wang, S.Y. and C. Zhou, A Double-Stage Genetic Optimization Algorithm for Portfolio Selection, *Lecture Notes in Computer Science(LNCS)*, No.4234, 2006, pp.928-937.
- [14] Levy, H. and Sarant, M., International Diversification of Investment Portfolios, *American Economic Review*, Vol.17, Iss.4, September 1970, pp.668-675.
- [15] Lin, C.M., and Gen, M, An Effective Decision-Based Genetic Algorithm Approach to Multiobjective Portfolio Optimization Problem, *Applied Mathematical Sciences*, Vol.1, 2007,

- pp.201-210.
- [16] Markowitz, H. M., Portfolio Selection,
The Journal of Finance, Vol.7, 1952,
pp.77-91.