

差分演化法在投資組合及資金配置模型設計之研究

林文修

輔仁大學資訊管理學系

Wslin1949@gmail.com

何光正

輔仁大學資訊管理學系

499346120@mail.fju.edu.tw

摘要

本文主要目的是運用**差分演化法(Differential Evolution, DE)**的演化機制，設計一套有效的最佳投資組合與資金配置系統，以提升投資組合報酬率與風險控制的效能。資產配置與投資組合是影響投資報酬的重要因素，但是投資人在建構投資組合及資金配置的議題上，經常存在過度自信(Overconfidence)與有限計算能力的限制，因此如何利用有效的電腦系統，支援投資人有限理性(limited rationality)的投資決策，是一個重要的研究議題。本文將以 Stron & Price(1996)提出的差分演化法(DE)作為有效的建構技術，因為DE已經在解決組合最佳化的問題有良好的表現，但在金融領域的運用卻相對罕見；其次，DE與其他演化式計算相較，具備較少參數設計、高效率等優點。從實驗結果發現，DE在測試期的平均報酬率均為正報酬(報酬率從14.73%~23.94%)，顯示使用基本面指標加入報酬率做為評估標準的DE適應函數設計，能夠讓DE資產配置模組在不同的資料時間下，皆能找出一組不錯的投資組合及資金配置的比率。

關鍵詞：差分演化法、投資組合、資金配置。

Evolutionary computation applied to the investment portfolio and capital allocation design

Wen-shiu, lin

Fu Jen Catholic University Department of Information Management
Wslin1949@gmail.com

guang-zheng, ho

Fu Jen Catholic University Department of Information Management
499346120@mail.fju.edu.tw

Abstract

Use the mechanism of evolution of the differential evolution algorithm (DE), have evolved the optimal portfolio allocation of funds. The asset allocation has been a hot topic, especially the rise in recent years, investment in financial management concepts, but the choice of investment portfolio and capital allocation is a very difficult problem.

There are many ways to construct the asset allocation model, this study by Stron & Price (1996) proposed differential algorithm (DE) to build the model, because the differential algorithm (DE), to solve combinatorial optimization problems in other areas to perform well use in the financial sector is relatively rare compared with other evolutionary computing with less parameter design features, constructed in this study the optimal asset allocation, and experiments to test the ability of the model, experimental results show that DE the best asset allocation model with good profitability.

Keyword : differential evolution 、 Portfolio 、 Capital allocation

壹、緒論(Introduction)

一、研究背景與動機

長年以來，資產配置及投資組合一直都是相當熱門的議題。投資人透過不同金融商品的投資來獲取超額報酬，以及分散金融商品的投資風險，然而根據中華民國證券投資信託暨顧問商業同業公會公告資料顯示，截至 2011 年 10 月國內投信業者共有 39 家，境內基金總數共有 595 支，基金規模為 17853 億元，其中股票型基金就有 361 支，佔了基金總數的 60.6%。由此可見，股票投資是眾多投資人所愛好的投資方式，然而要從股票市場中挑選出高報酬低風險投資組合，確實是一門困難的學問。

眾所周知，在投資金融商品時高報酬必然伴隨著高風險。Markowitz 於 1952 提出投資組合的概念，利用「雞蛋不該放在同一個籃子裡」的比喻，使用分散投資來降低投資商品的投資風險，期望能夠達到報酬最高、風險最低的效果(Markowitz,1952)。

運用投資組合的概念，藉由彼此相關性較低股票所組成的投資組合能夠分散投資風險，因此，投資人為顧及本金的安全，會藉由許多股票組成投資組合，但是投資組合的選擇仍然是困難的問題，若憑藉著投資者有限資訊判定，可能無法保證投資組合的優劣。

近年來，許多演化式計算應用在金融領域，例如遺傳演算法 (Genetic Algorithms, GA)、遺傳規劃法 (Genetic Programming, GP) 及基因表達規劃法 (Gene Expression Programming, GEP) (李佩玲, 2006; Geetha, et al., 2010; 陳奕帆, 2010; 黃華威, 2011)，但是由 Stron & Price(1996)提出的差分演化法(Differential Evolution, DE)，卻較少在金融領域上應用。差分演化法同樣包含突變、重組及選擇的機制，但差分演化法更具備了相對較少的參數設定、高效率等優點；此外，近年來有許多組合最佳化的問題皆使用 DE 求解(王建道, 2006; 鄧長壽, 2010; 楊士杰等, 2011;)，獲致不錯的績效。因此，本研究希望利用差分演化法的特性，建構最佳化的投資組合及資金配置的模型。

二、研究問題與目的

綜合上述背景與動機的描述，資產配置是近年來相當熱門的問題，但使用不同的方法建構的模型，效果與效率都不太相同。然而，DE 在應用在其他領域的組合最佳化的問題上都有很好的效果，所以本研究希望藉由 DE 快速收斂、少量的參數設計等優點，建構投資組合及資金配置模型。而不同的投資組合及資金比率，將會影響投資組合的優劣，如果能透過演化式計算求解的效能，應該可期望創造滿意的利潤，並將風險控制在可以接受的範圍。

投資人不僅僅對於投資組合的績效非常重視，本金的安全對更是重要，而透過投資組合可以分散投資的非系統風險(分散非市場風險)。本研究希望利用 DE 相對少數的參數、快速收斂，以及優異的尋解能力，建構一套投資組合及資金配置模型，試圖找出一組績效優異且風險較低的投資組合，能夠協助投資者解決選股及資金配置問題。因此，本研究目的為利用 DE 相對少數參數、快速收斂及優異尋解能力特性，來建構投資組合及資金配置模型。

貳、參考文獻

本研究目的為利用差分演化法建置最佳投資組合及資金配置，為了解決上述問題，文獻探討分為二小節。第一節為差分演化法(Differential Evolution, DE)、第二節為投資組合(Portfolio)。

一、差分演化法(Differential Evolution, DE)

演化式計算(Evolutionary Computation, EC)，是一種透過模仿生物演化的人工智慧技術。近年來，有許多研究皆用於解決組合最佳化的問題，利用演化後的向量來解釋問題，成效也是相當優異。然而，在眾多的演化式計算中，差分演化法(Differential Evolution, DE)具有快速收斂、較少的參數設計與易實作等特性，受到許多關注。

差分演化法(DE)，是由 Stron & Price(1996)提出。如同遺傳演算法及遺傳規劃法取自於達爾文的進化論「物競天擇，適者生存」，利用生物演化的特性逐漸將適應值較低的個體淘汰，這個部分的個體指的是一個解答或是組合，適應值較高則表示該解答或組合與最佳解距離最短。

差分演化法的主要概念是將問題的各種解答視為一向量，此向量會經過突變 (mutation)、重組 (crossover) 及選擇 (selection) 的生物演化的機制，產生出適應力較佳之子代，再經由適應函數 (Fitness Function) 的評估來判斷這個向量的好壞，透過不斷的重覆上面三個程序，直至演化出最佳個體，亦或是達到演化代數後才會停止。

(一) DE 的編碼規則及三個演化機制。

1. 初始化及編碼：DE 在初始化的部分是採用隨機產生的機制，透過一開始設計的群體大小(Number of population)來決定所要初始化的向量個數。編碼的規則有許多中，而 DE 是採用實數編碼，因為在編碼上的自由，所以 DE 非常容易實作於許多問題上。
2. 突變 (Mutation)：此機制利用生物演化中之基因突變的機制產生不一樣的向量，差分演化演算法透過隨機的方式選擇目標向量(Target vector)、基礎向量(base vector)及差異向量，其中差異向量是指兩組以上的向量相減所得的實數，利用不同的突變方向將向量進行轉換，形成新的向量，主要目的在增加族群之多樣性及跳脫區域最佳解。

Stron & Price (1996)提出了利用五種突變公式 Best1、Rand1、RandToBest1、Best2 及 Rand2 及兩種突變迴圈 Bin、Exp，組合而成的十種突變機制，而公式的名稱是由選取向量、差異向量個數及突變迴圈三個部分組合而成。

以 Best1Bin 為例，Best 表示選取基礎向量為適應值最佳的向量、1 表示引進一個差異向量，而 Rand1Exp 的 Rand 為隨機抽取基礎向量、1 表示引進一個差異向量，Bin 及 Exp 為使用兩種不同的突變迴圈，分別代表 do-while 與 while，這兩種迴圈機制皆是為了讓向量內的基因經過突變動作後會與原始向量不同，利用不同的條件可以讓突變機制至少突變一個基因，以確保基因在後續的重組及選擇流程中能夠順利進行。突變公式及迴圈於如表 1 所示。

表 1 DE 突變公式及突變迴圈

NO	名稱	公式
突變 1	Best1	$V[I] = \text{GenBest}[I] + F \times (R2[I] - R3[I])$
突變 2	Rand1	$V[I] = R1[I] + F \times (R2[I] - R3[I])$
突變 3	RandToBest1	$V[I] = X[I] + F \times ((\text{GenBest}[I] - X[I]) + (R1[I] - R2[I]))$
突變 4	Best2	$V[I] = \text{GenBest}[I] + F \times (R1[I] + R2[I] - R3[I] - R4[I])$
突變 5	Rand2	$V[I] = R5[I] + F \times (R1[I] + R2[I] - R3[I] - R4[I])$
迴圈 1	bin	while (Counter++ < N) { if ((RNG.nextDouble() < Cr) (Counter == N)) 突變公式; I = ++I % N; }
迴圈 2	exp	do { 突變公式; I = ++I % N; } while ((RNG.nextDouble() < Cr) && (++Counter < N));

3. 重組 (Crossover)：此機制類似生物演化過程中交配的動作，在 DE 中這個動作稱為重組，利用經由突變所產生的突變向量與基礎向量(父代向量)各取一部分重組成新的子代向量，其方法有兩種如表 2 所示。

表 2 差分演化演算法重組公式

名稱	公式
重組方法 1	$U[I] \begin{cases} V[I] & \text{for } j = N, N + 1, \dots, N + L - 1 \\ X[I] & \text{otherwise} \end{cases}$
重組方法 2	$U[I] \begin{cases} V[I] & \text{if}(\text{rand}(I) \leq CR) \text{ or } I = \text{rand}(i) \\ X[I] & \text{if}(\text{rand}(I) > CR) \text{ and } I \neq \text{rand}(i) \end{cases}$

4. 選擇 (Selection)：此機制實做「物競天擇，適者生存」的精神，篩選每一代中適應力較佳之個體至下一代，在差分演化演算法中是使用子代向量與父代向量適應值的比較，適應值較佳子代將會取代父代進入下一代的演化，其餘的向量仍由父代持續演化。

(二) DE 研究文獻

楊士杰等(2011)利用 DE 解決非均勻天線最佳化的問題。在主波瓣寬度限制下的限制，期望找天線陣列中找出最佳組合，並使用 DE 與其他演化式演算法相較，DE 且備參數設定數少、強健性、實作容易、高準確性以及收斂快速等優勢。

鄧長壽等(2009)提出一種混合編碼差異演化算法來求解 0-1 背包問題。利用編碼映射的方式混合 HCGDE，將連續型的資料轉換成離散資料，建構混合編碼的 DE 求解的精確度高且收斂數度快，優於文獻中所提出的最佳解，DE 在求解背包問題是相當有效的方法。

李維平等(2011)使用擾動策略與 DE 結合，DE 在求解過程中有可能會遇到陷入區域最佳解的情況，此研究提出擾動策略之 DE，期望透過擾動策略的導入獲得全面性的穩定成效。

許多領域目前皆有 DE 來做為組合最佳化的研究，而且都具備有相當不錯的績效。但在金融領域上，本研究為了一窺之究竟與實用狀況，利用 DE 來建構資產配置或是投資組合的研究都相當少，所以本研究利用 DE 建構投資組合與資金配置。

二、投資組合(Portfolio)

(一) 投資組合理論 (Portfolio theory)

「投資組合」是指投資人以不同資產所組成的財富，如所擁有的資產為有價證券，即為「證券投資組合」(徐俊明，2007)。高額的報酬率必然伴隨著高風險，這是投資不變的道理，投資組合的概念就是將風險控制在可以接受的範圍，使報酬極大化，亦或是將報酬控制在可以接受的範圍，使風險極小化。

Markowitz 於 1952 最早提出投資組合概念，運用他所提出的「效率前緣 (Efficient Frontier)」實作為投資組合的選擇上(Markowitz,1952)，效率前緣有兩個維度利潤與風險，其意義在於風險固定下預期報酬最高的組合，或是預期報酬固定下風險最低的組合，將這些組合所連起來即為效率前緣。其代表意義為：「在總風險相同時，相對可獲得最高之預期報酬率」或「預期報酬相同時，相對上總風險最低」之投資組合所連成的線即為效率前緣，在效率前緣上會有許多種投資組合。

(二) 投資組合相關研究

Orito, et al. (2003) 以遺傳演算法應用於指數型基金建構投資組合，此研究提出較簡便的方法，來建構一個報酬率與股價指數連動的投資組合，使指數型基金能以大約兩百檔上下的投資標的數量，建構出與一千五百多種第一類股指數連動的投資組合。

陳奕帆(2010)以遺傳演算法(GA)結合基因表示規劃法(GEP)，透過遺傳演算法調整核心資產、衛星資產配置比側，並使用基因表示規劃法找到最適之投資準則，此模型可以適應動態的環境變化，且使用 GEP 結合 GA 能夠有較高的報酬率。

Ong, et al. (2005) 說明均異法則也就是所謂的馬可維茲模型，其效能的好壞主要來自期望報酬率預測的準確性，但一般的方法皆無法應用於小樣本空間，故在此篇論文中應用 grey 以及 possibilistic regression 模型，使得能在小樣本空間中預測出準確的期望報酬率，並因為馬可維茲模型為多目標的問題，故使用了多目標演化式演算法(MOEA)來找出投資組合中最佳化的投資比例。

鄭敦維(2011)使用遺傳演算法及模糊理論最佳化之支援向量機選股模型，此論文運用模糊理論與支援向量機對股市進行分析，並且運用遺傳演算法對選股模型作特徵選取

與參數最佳化，結果顯示在實際投資環境下選股模型可提供具備穩健性與可行性的投資策略。

參、研究方法

本研究使用 DE 建置出股票的投資組合及資金配置。使用演化機制優異的求解能力，並透過公司基本面的各項指標及報酬率的歷史資料來訓練模型，建構出最佳的投資組合及資金配置，再以移動視窗的方式，重覆訓練及測試來驗證此模型的效果。

一、研究架構

本研究將以 DE 建構最佳的資產配置模組的機制。資產配置模組包含投資組合及資金配置兩部分，使用候選公司 16 項的基本面指標，並採用買入持有(Buy and Hold)的交易策略計算報酬率，據以成為 DE 之目標函數(適應函數)，評估與找出 DE 模型的優劣。因為投資績效與資金比率息息相關，所以本研究在選擇股票程序時，將配合該股票資金比率來評估該投資組合的優劣，支援使用者找出最佳的資產配置。

資產配置模組內的金融商品為股票，股票選用台灣 50 指數成分股及中型 100 成分股來建構投資組合，因本研究模型欲參考穩定的中長期績效，故以買入持有策略做為交易策略，其中若資料不齊全的股票，將不列入研究對象，股票資料取自於台灣經濟新報資料庫(TEJ)；計算報酬率使用的個股收盤價皆取自於台灣證券交易所。

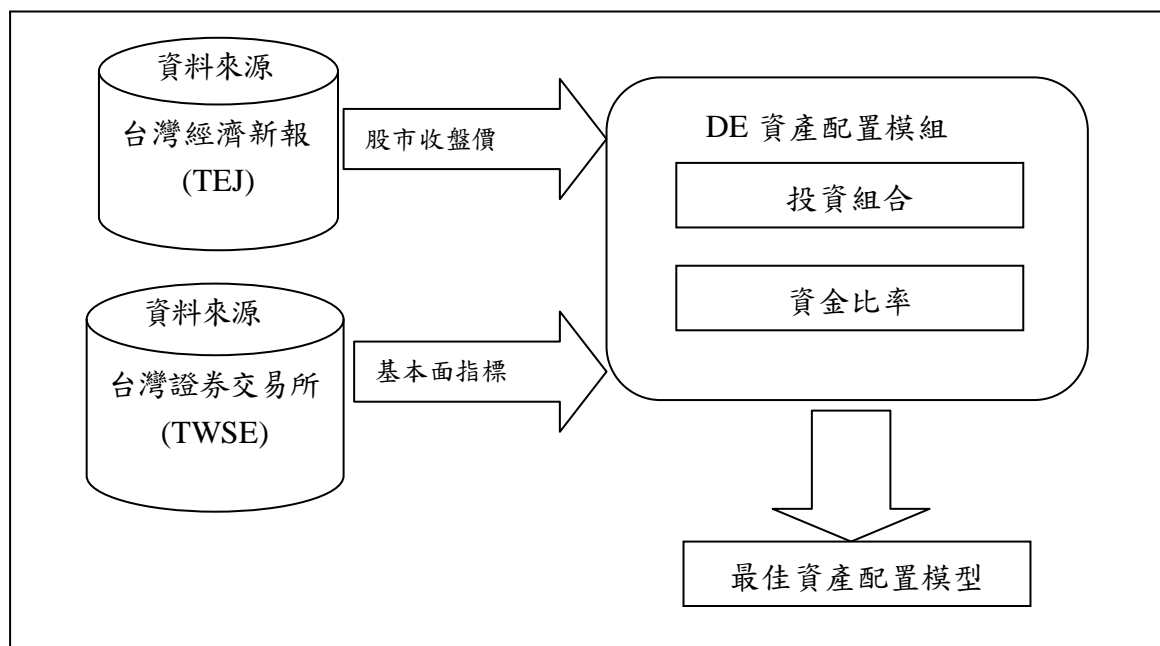


圖 1 研究架構圖

二、變數選擇與定義

本節分別介紹模組內所使用的基本面指標，基本面指標的變數代碼、名稱及趨勢如於表 3 所示，細節將不再贅述。

表 3 財務比率變數

指標	變數	變數名稱	趨勢
獲利能力	A1	每股盈餘(EPS)	↗(越高越好)
	A2	資產報酬率(Return on Assets)	↗(越高越好)
	A3	營業利益率(Operating Income)	↗(越高越好)
	A4	營業毛利率(Gross Margin)	↗(越高越好)
	A5	稅前淨利率(Pre-Tax Income)	↗(越高越好)
	A6	稅後淨利率(Net Income)	↗(越高越好)
	A7	每股淨值(BPS)	↗(越高越好)
經營能力	B8	固定資產週轉率(Fixed Asset Turnover)	↗(越高越好)
	B9	應收帳款週轉率(AR Turnover)	↗(越高越好)
	B10	存貨週轉率(Inventory Turnover)	↗(越高越好)
經營績效	C11	營收成長率(YOY%-Sales)	↗(越高越好)
	C12	稅後淨利成長率(YOY%-Net Income)	↗(越高越好)
	C13	總資產成長率(YOY%-Total Assets)	↗(越高越好)
償債能力	D14	流動比率(Current)	↗(越高越好)
	D15	負債比率(Liabilities)	↘(越低越好)
	D16	速動比率(Acid Test)	↗(越高越好)

三、DE 資產配置模組

本研究將利用 DE 建構出資產配置模組，利用各股 16 項基本面的指標找出投資組合內的投資標的，並依據該投資組合的資金配置進行買入持有的投資，利用基本面的評分與投資組合的報酬率做為評估標準，找出最佳的資產配置模組。

關於 DE 演化的流程，首先會隨機產生初始族群。在 DE 演算法中群體中的每一個體稱為向量，根據族群大小(NP)的設定來決定初始向量的數量。然後，進入評估適應值的流程，依序評估族群中每條向量的優劣，並記錄適應值最佳的染色體，接著進入下一代的演化，依續上述三個動作的順序持續演化，直到滿足終止條件則停止演化。

透過 DE 模組的適應值回饋，訓練出最佳資產配置模型，DE 演化過程如下，架構流程如圖 2 所示。

步驟一：產生初始向量，向量包含各股評分及資金比率。

步驟二：依據 CR 值及 DE 突變規則決定是否進行突變。

步驟三：依據 CR 值及重組規則決定是否將突變向量與原始向量進行重組。

步驟三：計算適應值，評估每條向量適應值，並記錄最佳適應值之向量。

步驟四：依據適應值優劣決定原始向量或突變向量進入下一代的演化池。

步驟五：重覆步驟二至步驟四，直到滿足終止條件。

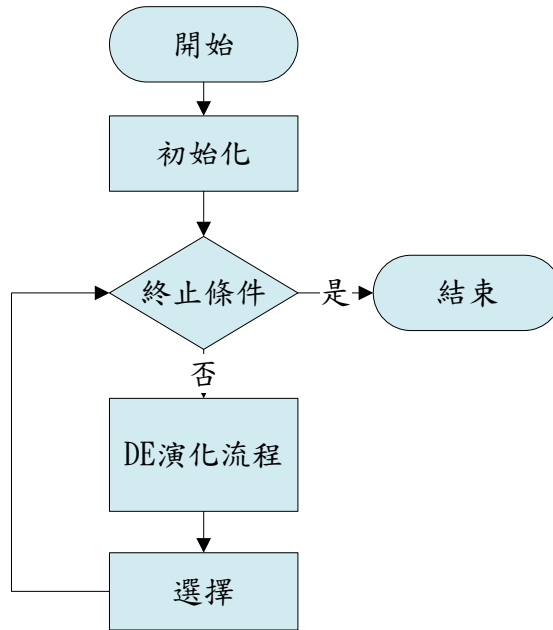


圖 2 資產配置模組架構流程圖

(一) 編碼方式

資產配置模型的編碼方式由兩個欄位組成一個區塊(block)，一個區塊代表一檔股票，內含評分及資金比重。兩個欄位內的資料皆由 0~10 的實數組成，向量的總長度(n)為投資標的數量乘以二，欄位分別為分數與資金比重。在初始化時隨機產生不同的分數與比重，並依據母體大小產生 N 條向量，資產配置模組編碼方式如圖 4 所示。

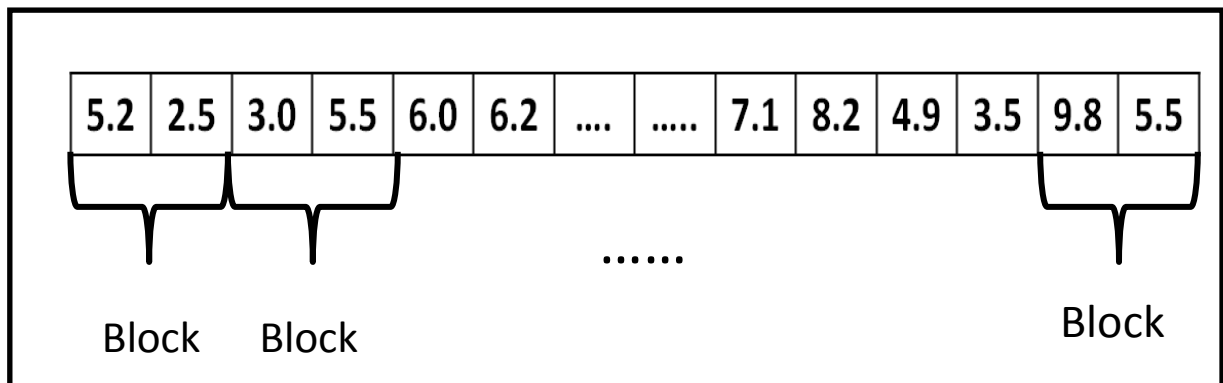


圖 4 資產配置模組編碼方式

本研究 DE 演化，乃透過特殊設計的評分機制決定是否選取該股票。每一個投資組合最多由 15 個投資標的建構而成，若挑選投資組合的股票大於 15 檔則給予適當的懲罰值(penalty)，降低該向量的評分。在評估適應值前將分數以 5 做為基準點，判斷每檔股票分數是否大於等於 5，若是大於等於 5 則選擇該股票，反之則不選擇。確定選擇那幾檔股票後，將該股票對應資金比重經過正規化的計算，將投資組合的總投入資金做為分母，各投資標的資金比重做為分子，計算出該股在總體投資金額中的比率，資金比重範例如圖 5 所示。

5.2	2.5	3.0	5.5	6.0	6.2	7.1	8.2	4.9	3.5	9.8	5.5
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

圖 5 資金比重正規化計算

以第一支股票為例(其評分為 5.2)，計算正規化後的資金比重(w_i)，且只會將分數大於 5 的股票納入計算資金比重，如圖 5 以灰色網底表示的數字(c_i)，計算公式及範例如下所示：

$$W_i = \frac{c_i}{\sum c_i} \quad (1)$$

$$\frac{2.5}{2.5 + 6.2 + 8.2 + 5.5} \approx 0.1116 = 11.16\%$$

(二) 適應函數設計

本研究資產配置模組用於投資組合的選擇及資金配置，所使用的適應函數則為評估投資組合及資金配置的好壞。此模組用於選擇投資組合及資金比率，所以採用基本面指標及買入持有策略下的報酬率來評估投資組合優劣。本研究共有 16 個指標，使用分箱 (binning) 的方式做資料前處理，將 16 個指標依據各指標與樣本平均數間的差異，分別給予 1 至 5 的評分，並依據報酬率的高低給予適應值加分，基本面指標前處理如表 4 所示：

表 4 指標前處理評分

類別	指標評量	X- μ	評分
獲利能力	越高越好	$-\infty \sim -20\%$	1
經營能力		$-20\% \sim 0$	2
經營績效		0	3
償債能力-流動比率		$0 \sim 20\%$	4
償債能力-速動比率		$20\% \sim \infty$	5
償債能力-負債比率	越低越好	$-\infty \sim -20\%$	5
		$-20\% \sim 0$	4
		0	3
		$0 \sim 20\%$	2
		$20\% \sim \infty$	1

將 16 項基本面指標分成四個類別，分別為獲利能力、經營能力、經營績效、償債能力，四個指標類別用 a、b、c、d 表示，利用這四個指標與報酬率所組合而成的適應函數，用以評估投資組合及資金配置的優劣，報酬率也會使用分箱的方式先進行前處理，公式如下所示：

$$F = \left[\sum_i^n \left[\frac{\sum_{i=1}^a A_i}{n_a} + \frac{\sum_{i=1}^b B_i}{n_b} + \frac{\sum_{i=1}^c C_i}{n_c} + \frac{\sum_{i=1}^d D_i}{n_d} \right] * p_i \right] + R \quad (2)$$

n：類別內的指標個數。

A_i 、 B_i 、 C_i 、 D_i ：分別代表第 i 支股票的四項能力指標。

R：為該投資組合報酬率。

四、實驗設計

(一)資料來源

本研究的股票資料來自於 TEJ 台灣經濟新報，股票由台灣 50 指數及台灣中型 100 指數組成。台灣 50 指數是由較具代表性的 50 家企業組成，在股價表現上的波動較小，佔加權指數的市值約有七成；而台灣中型 100 指數是由台股市值前 51 到 150 名的企業所組成，佔加權指數的市值約兩成，與台灣 50 指數相比台灣中型 100 指數波動較大、較不穩定，但兩種股票皆有不錯的地方，所以本研究投資標的選用台灣 50 指數與台灣中型 100 指數合起來 150 檔股票，其中若資料不齊全的股票，將不列入研究對象，個股收盤價的資料來自於台灣證券交易所。資料期間為 2008 年 1 月 1 日起至 2011 年 12 月 31 日止。

(二)實驗方法

根據本研究的目的，希望能輔助投資者選擇股票，建立一個最佳化資產配置模組。運用 DE 納入基本面指標建構投資組合及資金配置模組。為了檢驗模組的績效，進行兩項實驗。實驗一評估模型測試期適用時間長短；實驗二使用買入持有策略評估模型獲利能力。

肆、實驗結果

一、模型適用時間長短(實驗一)

本次實驗採用兩種訓練期及兩種測試期共四種組合，每種組合執行 5 次，結果顯示訓練期 24 個月測試期為 6 個月時能呈現較高且穩定的報酬。由前測結果發現，在不同訓練期間下，測試期為 12 個月時，報酬率都呈現較低的狀況，當測試期為 6 個月時報酬率較高。

實驗一結果顯示訓練期不夠長時，可能會造成模型訓練不足，導致無法適應市場所有狀況。當測試期間由 6 個月轉為 12 個月，會造成報酬率下降，此結果顯示模型對於長期的趨勢預測較不穩定，若將訓練期由 18 個月提升至 24 個月則報酬率也有較好的表現，因為本研究採用買入持有的方式投資，以股票的基本面作為參考的依據，故訓練期長度不宜太短，實驗數據及結果如下所示。

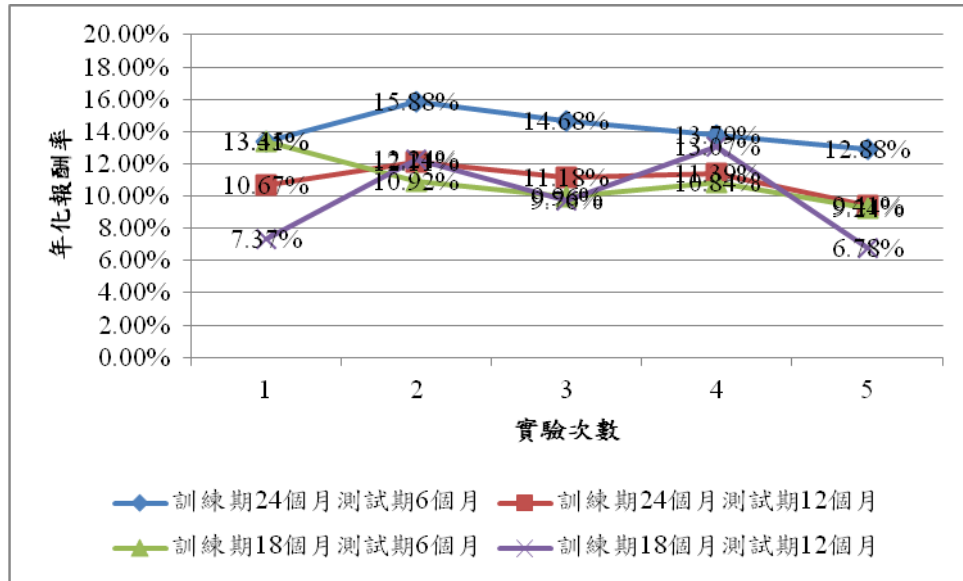


圖 6 實驗一模型報酬率

表 5 模型報酬率(年化報酬率)

	Run1	Run2	Run3	Run4	Run5
訓練期 24 個月測試期 6 個月	13.35%	15.88%	14.68%	13.79%	12.88%
訓練期 24 個月測試期 12 個月	10.67%	12.11%	11.18%	11.39%	9.41%
訓練期 18 個月測試期 6 個月	13.41%	10.92%	9.96%	10.84%	9.24%
訓練期 18 個月測試期 12 個月	7.37%	12.24%	9.76%	13.07%	6.78%

二、評估模型獲利能力(實驗二)

本次實驗採用實驗一的結果，將資料切割為訓練期間 24 個月測試期間 6 個月，使用「移動視窗」的方式將資料切割，移動視窗長度為 24 個月，每次滑動 3 個月，共移動 5 次，利用不同的時間下的股票資料來測試模型是效能，也能夠避險模型陷入舊有的模式當中，實驗結果顯示 DE 資產配置所選出的投資組合及資金配置有不錯的效果，移動視窗期間表及七組資料的報酬率如下所示。

表 6 移動視窗期間表

移動期數	訓練期間(24 個月)	測試期間(6 個月)
一	2008/01~2009/12	2010/01~2010/06
二	2008/04~2010/03	2010/04~2010/09
三	2008/07~2010/06	2010/07~2010/12
四	2008/10~2010/09	2010/10~2011/03
五	2009/01~2010/12	2011/01~2011/06
六	2009/04~2011/03	2011/04~2011/09
七	2009/07~2011/06	2011/07~2011/12

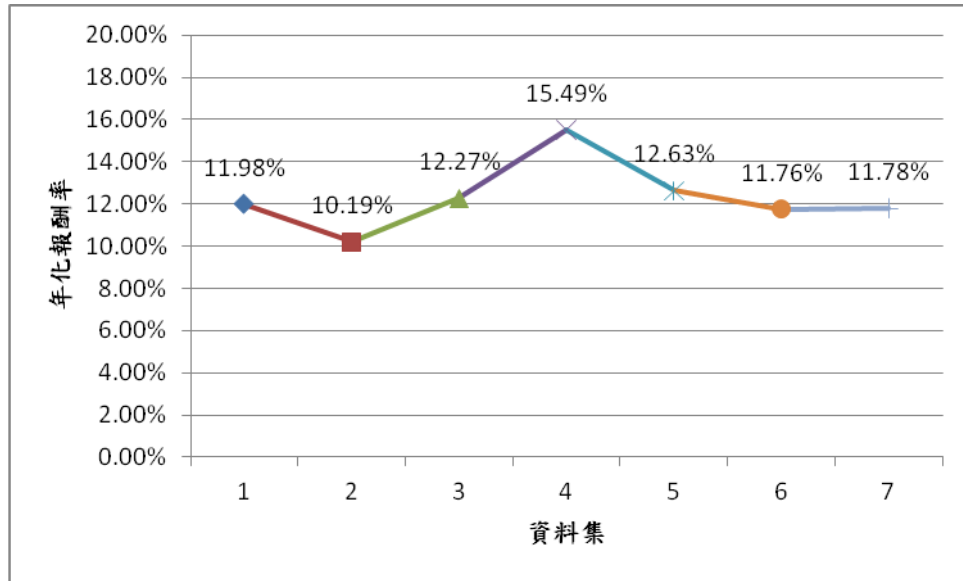


圖 7 實驗二報酬率

資料切割後各期的報酬率如下所示。其中，第四組資料期間的年化報酬率最高為 15.49%，該期選出 16 支股票配合各別的资金比率。將 16 支股票列出後，可以發現股票來自不同的產業類別，由彼此之間相關性較低的股票所組合而成，可以有效降低投資的非系統分險，並保持一定水準的報酬率，各股的资金比率、收盤價及趨勢如表 8 所示。

表 7 不同資料期間報酬率(年化報酬率)

	一	二	三	四	五	六	七
報酬率	11.98%	10.19%	12.27%	15.49%	12.63%	11.76%	11.78%

表 8 期間四股票資料

股票	資金比率	期初收盤價	期末收盤價	趨勢
長興(1717)	13.53%	32.9	34.7	上漲
研華(2395)	10.79%	68.5	91	上漲
國票金(2889)	3.08%	8.35	12.5	上漲
遠百(2903)	3.77%	10.25	16.05	上漲
華亞科(3474)	3.77%	26.6	46.45	上漲
建興電(8008)	0.51%	82.3	90.9	上漲
中環(2323)	2.57%	34.4	46.8	上漲
東陽(1319)	4.62%	58.7	42.3	下跌
瑞昱(2379)	12.67%	86.1	52.8	下跌
正歲(2392)	4.11%	63.5	57	下跌
台中銀(2812)	12.50%	40.95	32.1	下跌
宏全(9939)	13.18%	26	15	下跌
中華電(2412)	10.27%	59.6	52.9	下跌
大立光(3008)	1.71%	8.97	7.12	下跌

伍、結論

從實驗結果可以發現，DE 在測試期的平均報酬率均為正報酬(報酬率從 10.19%~15.49%)，顯示使用基本面指標加入報酬率做為評估標準的 DE 適應值設計，能夠讓 DE 資產配置模組在不同的資料時間下，皆能找出一組不錯的投資組合及資金配置的比率。但因缺乏避險策略及交易策略報酬率可能會產生波動風險，但以整體而言還是能夠獲得不錯的報酬率。

因此，本研究對未來研究建議如下：首先，改進參數設計。雖然 DE 與其他演化式計算方式相比，已經減少了許多的參數，但參數設計仍然是影響效能及效果很大的關鍵，若依靠前測則需花費許多時間，且並非是最佳解。未來可以結合最適計算資源配置(OCBA)，做為參數設計的方法，利用有限的資源找出最適合的參數設計。其次，加入避險資產及避險比率。投資組合可以分散非系統風險，若能加入一些避險資產如期貨、選擇權等，以及配合不同的避險比率，能夠更有效的控制投資風險。最後，結合不同演算法。單一演算法的求解能力較為有限，若能結合其他演算法，可以提升 DE 的求解能力。

陸、參考文獻

1. 王建道，2006，演化式計算應用於數位濾波器設計，樹德科技大學資訊工程系碩士論文。
2. 李佩玲，2006，以混合基因與粒子群演算法求解旅行銷售員問題，中原大學資訊管理學系碩士論文。
3. 李維平、江長育、蔡宛庭，2011/06，搭配擾動策略之差分演化演算，資訊科技國際期刊，第五卷第一期，頁 24-39。
4. 陳奕帆，2010，演化式計算在股票型共同基金最適資產配置之研究，輔仁大學資訊管理學系碩士論文。
5. 張烈堂，2005，基因演算法於建構臺指選擇權投資組合的應用，中央大學資訊管理所碩士論文。
6. 鄧長壽，2009，解 0-1 背包問題的混合編碼貪婪 DE 算法，計算機工程，第 23 期。
7. 鄭敦維，2011，一個基植於遺傳演算法與模糊理論最佳化之支援向量機選股模型，高雄大學資訊工程研究所碩士論文。
8. 賴怡潔，2011，利用最佳資源配置於啟發式演算法尋較佳參數設定，元智大學工業工程學系碩士論文。
9. A. Georgieva, I. Jordanov, Global optimization based on novel heuristics, low-discrepancy sequences and genetic algorithms, *European Journal of Operational Research*, p.413 - 422,2009.

10. Bawa, V.S., Optimal rules for ordering uncertain prospects, *Journal of Financial Economics* 2(1), p. 95-121, 1975.
11. Chen, C.H., Lin, J., Uccesani, E. & Chick, S.E., Simulation Budget Allocation for Further Enhancing the Efficiency of Ordinal Optimization, *Discrete Event Dynamic System*, 10, 2000, pp.251-270
12. Geetha, S. & Poonthalir, G. & Vanathi, P. T., A Hybrid Particle Swarm Optimization with Genetic Operators for Vehicle Routing Problem, *JOURNAL OF ADVANCES IN INFORMATION TECHNOLOGY*, VOL. 1, NO. 4, NOVEMBER, 2010
13. Harris, R.D.F. & Mazibas, M., Dynamic Hedge Fund Portfolio Construction: A Semi-Parametric Approach, *University of Exeter*, 2011.
14. Liu, X., The Dynamic International Optimal Hedge Ratio, Department of Economics, *Emory University*, 2011.
15. Markowitz, H. M., Portfolio Selection, *The Journal of Finance*, Vol.7, 1952, pp.77-91.
16. Ong, C.S., Huang, J.J., & Tzeng, G.H., A novel hybrid model for portfolio selection, *Applied Mathematics and Computation* 169, 2005, pp.1195-1210.
17. Orito, Y., Yamamoto, H., & Yamazaki, G., Index fund selections with genetic algorithms and heuristic classifications, *Computers and Industrial Engineering*, vol.45, 2003, pp.97-109.
18. Storn, R. & Price, K., Differential Evolution - A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces, Technical report, *California: International Computer Science Institute*, Berkeley., 1995.
19. Storn, R. & K. Price. Minimizing the real functions of the ICEC'96 contest by differential evolution. in Evolutionary Computation, 1996., *Proceedings of IEEE International Conference on*. 1996.