

# 應用基因表達規劃法於股票交易規則之設計

林文修

輔仁大學資訊管理學系

wslin@im.fju.edu.tw

陳帝豪

輔仁大學資訊管理學系

499346106@mail.fju.edu.tw

## 摘要

本研究是以**基因表達規劃法**(Gene Expression Programming,GEP)強韌的規劃與搜尋能力，巧妙搭配不同天期之技術指標進行編碼，設計一套 GEP 為基的最適股票交易規則決策系統。最主要的目地，期望解決投資人在金融市場中，普遍存在的**過度自信**(Overconfidence)與**處置效應**(Disposition Effect)的非理性投資行為，支援投資人在股票擇時(Timing)策略上的依據。在研究設計上，本研究特別在 GEP 最適股票交易模組中，限定了部分編碼的方式，提升 GEP 染色體之表現型(phnotype)較具有技術指標的評判內涵、可讀性與可解釋性。此外，GEP 適應值的設計，則以資料期間內獲取的累積報酬率做為適應值評估。研究結果顯示，透過本研究建構之 GEP 最適股票交易模組，可以累積獲得不錯的報酬率。

關鍵詞：股票交易規則、基因表達規劃法(GEP)、技術分析

# Application of Gene Expression Programming for stock Trading Rules

Wen-Shiu Lin

Department of Information Management

FU JEN CATHOLIC UNIVERSITY

wslin@im.fju.edu.tw

Di-Hao Chen

Department of Information Management

FU JEN CATHOLIC UNIVERSITY

499346106@mail.fju.edu.tw

## Abstract

In this study ,we use Gene Expression Programming(GEP) powerful answer search capabilities,with different days of the technical indexes coding, design of a GEP optimal stock trading rules.To solve the universal investor overconfidence and disposition effect in the financial markets, To assist the investor for the stock timing on a reference.In GEP optimal stock transaction modle,we limited part of the encoded,and GEP chromosome phenotype will have the letter in the judgment of the technical indicators and with readability and interpretability.The design of our GEP fitness ,we use the data period to obtain the cumulative rate of return as the fitness evaluation.The results show that, through the GEP optimal stock trading modle constructed by this study, can be accumulated to get a good return.

Key words : Stock Trading Rules 、 Gene Expression Programming (GEP) 、 Technical Analysis

## 壹、緒論(Introduction)

### 一、研究背景與動機

長年以來，金融市場之投資理財一直是大眾所關心的議題，藉由投資金融商品獲得超額報酬，期望提升財務自由與生活品質。金融市場中常見的投資標的則有股票、基金、債券、期貨、貨幣、選擇權等，這些投資標的中，最普遍的投資商品則是股票。投資股票吸引投資人的原因，在於股票屬於實體投資與生活相關，因此容易接觸與了解，如果妥適地投資優良公司的股票，更可獲得比無風險利率更為優渥的配股、配息。而投資通路的便利性的提升，以及資訊透明的強化也是重要因素，投資人可藉由上市公司之資產負債表、損益表等經營與財務報表，自行進行分析與評估以決定選股與擇時。

根據文獻發現，金融市場中之投資人在進行決策時，普遍存在著過度自信(Overconfidence)與處置效應(Disposition Effect)的現象。投資人對於金融市場中之公開訊息與私有訊息間，存在著不同反應，經常高估自身擁有之私有資訊精準度，即是過度自信投資人的特徵之一。Shefrin and Statman(1985)認為投資人為了不讓損失實現，而傾向於繼續持有股票，以等待股票反彈，造成投資人在面臨獲利時，傾向於風險規避；在面臨股價虧損時，受到投資人的自尊心、害怕的情緒影響，往往成為風險追求型的投資行為。因此如何利用電腦程式交易訊號的捕捉，輔助投資人有限理性(limited rationality)的投資行為，用以避免投資人過度自信與處置效應的產生，是一個重要的研究議題。

國內的投資人，包含了國外法人、自營商與投信機構等三大法人，更包含了數量最大的一般散戶。不同屬性的投資人，彼此存在著不同的投資策略，而最常使用的分析方法，以基本分析與技術分析為主。基本分析是以上市機構的公開資訊，利用財務分析和整體經濟數據來評估股票價值與預測股票走勢，再根據分析結果決定投資與否。技術分析則以股市的交易資訊衡量各式指標，觀察指標變化來捕捉適合切入的交易時機。然而在技術分析中，可以編製數十種指標，且指標種類與各指標周期組合數量更為巨大，投資人更是無法只使用少數指標評估買賣時機。因此，投資人如何使用適當的技術指標，作為擇時策略之依據，成為重要研究議題之一。

近年來，隨著電腦科技與硬體設備的進步，金融市場透過資訊技術與人工智慧技術的應用，協助處理大量數據與分析，據以提升投資報酬率與風險管理，成為重要趨勢之一。1975年起至今，Hollan (1975)創造屬於人工智慧領域的遺傳演算法(Genetic Algorithm, GA)後，許多學者陸續發展出學習分類元系統(Learning Classifier Systems, LCS)、遺傳規劃法(Gene Programming, GP)、基因表達規劃法(Gene Expression Programming, GEP)等演算法。它們主要以達爾文演化理論中的「適者生存，不適者淘汰」概念所創立，在近期的研究領域中，也被廣泛的應用於金融財務領域中。其中，GEP最早由Ferreira(2001)所提出，其特點在於結合了Holland(1975)提出之遺傳演算法(GA)與Koza(1992)提出之遺傳程式規劃法的優點，創造出效率更高、更益於理解之演化式計算。據此，GEP在股票擇時的運作是否有所不同？是否能解決投資人過度自信與處置效應的非理性行為？這就是本研究採用GEP為建模技術的主要動機。

## 二、研究目的

投資人挑選股票擇時進入與退出時，往往根據著不同的技術指標來評斷，然而部分技術指標的使用，經常出現鈍化的情況，如果只使用單一指標進行評估，很容易陷入迷思當中。再者，現今股票市場中的技術指標已發展多達數十種，各項指標的理論與計算方式也不盡相同，該使用哪些指標來構成合適的擇時訊號也是一項問題。此外，一般指標判別方式皆存在著模糊地帶，例如當 RSI 指標 $<20$  時，為賣超現象，行動則為買進股票，亦即此時在 RSI 為 15~25 時即為一模糊區域，因此本研究利用了 GEP 結合隨機數值常數(random numerical constants, RNC)，探勘各類技術指標的評判準則，作為訊號交錯之間的處理。

另外，在投資心理學中，由心理學教授 Kahneman & Tversky 於 1976 年提出之展望理論，說明了大多數投資人在面臨獲利時都是風險規避的，而在面臨損失時都是風險愛好的，這造成了在投資獲利與虧損的情況下，投資人對於風險承擔的絕對值並非對稱的。因此投資股票市場時，該如何以相同標準來建立一套停利、停損機制，輔助投資人克服心理上的障礙是重要的議題，亦即能以調適性(adaptive)與系統化的客觀的標準，以避免投資人的過度自信問題。

為了解決上述問題，本研究之目的除了透過建構 GEP 最適股票交易規則，建構最佳交易時機策略，提升投資人的報酬率與降低風險。此外，納入了 RNC 機制建構不同指標之最適評判準則，解決演化多樣性問題，提升演化效果。最後，能透過多達 9 組技術指標的複雜設計，並搭配門檻值判定機制，期望提升模型效果。換言之，本研究可依據不同技術指標相對於市場的敏感度不同，建構智慧型的 GEP 最適股票交易模組。

## 貳、 文獻探討

### 一、技術分析 (Technical Analysis)

股市之基本面分析，著重於利用公司公開資訊為分析資料而選股。例如陳旭宏(2001)探討了基本分析於股票超額報酬的研究，研究結果顯示，藉由基本分析之本益比、總資產週轉率、每股盈餘等資訊對於超額報酬有著重要影響能力。此外，技術分析著重於投資時機的掌握。技術分析是藉由過去價格變化與走勢，以及價量等資料來預測價格的變動趨勢與投資策略。技術分析使用各種方法、工具與圖表的解析，亦會尋求投資者的心理指標等因素來操作。

技術分析由 1897 年開始發展，技術分析又可以分為型態技術分析與指標類技術分析，型態類技術分析的分析方式以觀察圖形變動為主，然而利用圖形分析卻缺乏理論基礎，因此，即使分析有效，但一般認為巧合與心理因素占較多層面。而在指標類技術分析方面，此方法將股票價格變動所產生的價格資料，以及成交資料等進行計算與評估，再以技術指標建立股票買賣時機，以及判斷局面為空頭或多頭。基於投資人具有過度自信(Overconfidence)與處置效應(Disposition Effect)等非理性投資行為，因此本研究即以指標類技術分析為主，以協助投資人回歸理性投資行為。

而技術指標種類眾多，使用於不同演算法與解決議題時，單一指標無法有效的支持技術指標之選股時機，因此，近幾年有關技術指標的研究，皆使用了多數技術指標的組合，以避免單一

技術指標無法有效反應市場趨勢而產生的問題。賈偉廉(2011)為避免單一指標不適用於每個時間點上，因此運用了 MA、RSI.....等六項指標組合，透過動態調整門檻值，以符合市場交易之多變性與投資環境適應性。

洪志豪(1999)使用了 WMS%R、KD、MACD、BIAS 等指標搭配使用後，獲得了較高的報酬率，而研究結果也顯示單一指標的決策效果，比兩個指標的混合使用結果較為不佳。而魯秉鈞(2001)以移動平均線與成交量兩種指標的搭配應用研究，資料期間為 1993 年至 2000 年，應用於台股塑膠、電子、金融三種產業個股之上，其研究結果證實，此混合策略可以優於買入持有的策略。

表 1 歷年相關研究者採用之技術指標

研究者	MA	RSI	BIAS	WMS%R	KD	MACD	ROC
方國榮(1991)	○	○	○	○	○	○	
翁龍翔(1994)	○	○	○	○			
董茲莉(1995)	○	○	○	○	○	○	
洪美慧(1997)	○	○	○				
洪志豪(1999)		○	○	○	○	○	
蘇俊輔(2005)	○				○	○	
Jen-Yves Potvina (2008)		○					○
賈偉廉(2011)	○	○	○	○	○	○	

透過上表表示，使用多個技術指標搭配建立之交易策略，大多優於單獨使用單一技術指標。並且透過文獻整理，歸納出近年來國內外學者所使用較多的技術指標，包含了移動平均線(MA)、指數平滑異同平均線(MACD)、隨機指標(KD)、威廉指標(WMS%R)、相對強弱指標(RSI)、乖離率(BIAS)等。據此，本研究將採用這些標以及其他多項技術指標建構一交易規則。

## 二、基因表達規劃法 (Gene Expression Programing, GEP)

基因表達規劃法(Gene Expression Programming, GEP)是較新穎的演算法，為眾多演化式計算之一種。最早由葡萄牙學者 Candida Ferreira(2001)所提出，其特點在於結合了 Holland(1975)提出之遺傳演算法(GA)與 Koza(1992)提出之遺傳程式規劃法的優點，創造出效率更高、更益於理解之演化式計算。GEP 採用了 GA 的固定式編碼，將編碼方式代表為基因型(genotype)，而表現型(phenotype)則採用了 GP 的樹狀結構來表示。透過這種方式，使得 GEP 在演化速度與演化結果中，較以往的 GA 與 GP 來的佳，GEP 即以透過這種簡單編碼的方式，以本身具有的強大解答搜尋能力，來解決各式複雜的問題。

表達規劃法的流程中，首先會隨機產生初始族群，接著將染色體表示出來並評估適應值，評估完適應值後，再判斷是否有達成終止條件，當終止條件達成時，則停止演化機制，而終止條件未達成時則將部分較佳之適應值保留，而剩餘的個體則會透過染色體再製的過程將原本適應值較差的個體取代，再對新產生的染色體表示、計算適應值、評

估是否達成終止條件，一般為當演化代數到達、族群適應值不再改進或是找到最佳解時，演化才會終止。

自 Ferreira 於 2001 年提出 GEP 後，GEP 廣泛的被應用於財務金融各領域與其他分類、預測等問題中。Ferreira(2002)使用 GEP 解決了包含複雜時間序列等三個函數問題，採用了數值常數與無使用數值常數兩種方式進行比較，其結果顯示後者的方式效果較佳，不只精確度較高，且也能有效的縮小搜尋空間。

Heitor & Wanger(2004)提出 EGIPSYS 模型，主要修改了傳統 GEP 的編碼方式、演化運算元等設計上，其研究結果顯示，所提出之 EGIPSYS 模型可以有效改善傳統 GEP 的效果，且可以解決符號回歸之問題。Li, et. al. (2004)利用 GEP 於預測多變量的問題之上，研究結果證實，GEP 在精確穩定性上皆優於傳統遺傳程式規劃法(GP)與線性迴歸(Linear Regression)等方法。

賈偉廉(2011)利用 GEP 建構了一套股票交易規則，運用了六項技術指標結合 GEP 靈活的編碼且利用 ADF 與 Cell 概念完成買賣訊號之捕捉，其結果顯示，使用該模型能再進出場訊號避開風險，且掌握了上漲趨勢的獲利、減低下跌趨勢中的損失。

透過上述文獻探討，將 GEP 演算法中納入 ADF、Cell 概念與模糊理論，皆可以有效的提升 GEP 應用於實務問題的效果與效率上。因此本研究也將在 GEP 中利用 ADF、Cell 等概念，並結合 RNC 對於指標買賣時機之交錯點，據以來建構與改善一套有用的股票交易規則。

### 三、文獻彙總

在技術分析的部分，我們可以發現一般較為常用的技術指標包含了移動平均線(MA)、指數平滑異同平均線(MACD)、隨機指標(KD)、威廉指標(WMS%R)、相對強弱指標(RSI)、乖離率(BIAS)等，而本研究也將採用這些標與納入其他多項技術指標加以計算。而透過文獻分析，自 2001 年 GEP 發展至今已被應用於多項金融領域，且研究結果皆有不錯的效果，因此在建模計算所採用的方法，本研究將利用 GEP 強大的解答搜尋能力建構一交易規則，並將技術指標結合 ADF 與買賣訊號使用 GEP 之 Cell 結構來獲得良好投資的績效。

## 參、 研究方法

### 一、研究架構與資料來源

本研究模型主要由 GEP 最適股票交易規則所建置而成，在 GEP 最適股票交易規則模組中，GEP 會選擇多項技術指標來當作模組之輸入變數。技術指標採用了移動平均線(Moving Average, MA)、乖離率(BIS)、威廉指標(WMS%R)、隨機指標(KD)，相對強弱指標(Relative Strength Index, RSI)、指數平滑異同平均線(MACD)、心理線(Psy)、人氣指標(AR)、動量指標(MTM)共計九項技術指標。研究架構圖如下圖 1 所示。

在資料輸入的部分本研究採用了台灣加權指數，資料期間為 2002/1/1 至 2011/12/31 十年資料，台灣加權指數為台灣證券交易所編製的股價指數，可以視為台灣整體的經濟走勢，且台灣加權指數為其他多數衍生性商品之指標，影響眾多衍生性商品的投資績效。資料來源取自於台灣證券交易所。

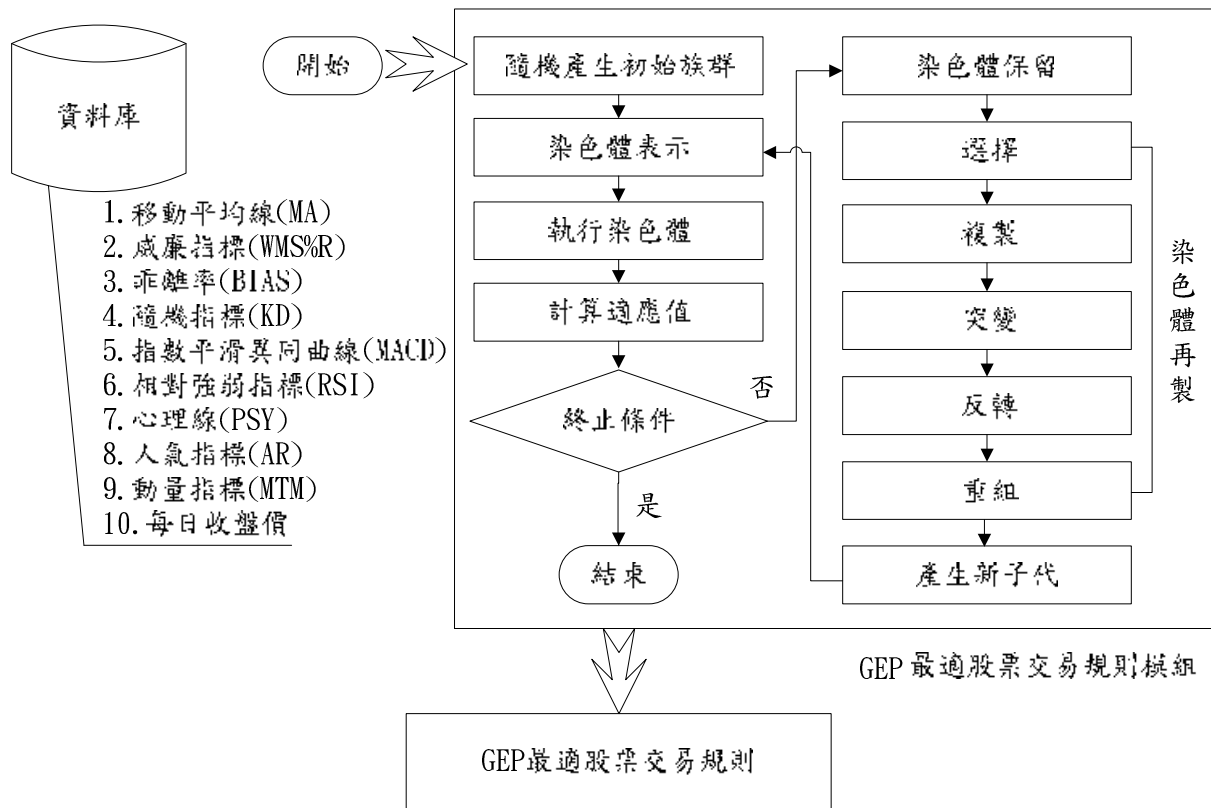


圖 1 研究架構圖

## 二、變數選擇與定義

本研究所採用之技術指標，分別採用了短、中、長期，如下表 2 所示，而下表中所示之 10 組技術指標，同時也為 GEP 最適股票交易規則設計中之終端節點集合。

表 2 GEP 最適股票交易規則模組使用變數

序號	技術指標	期間	序號	技術指標	期間
1	移動平均線 (MA)	5、10、20 日	6	相對強弱指標(RSI)	5、10、20 日
2	威廉指標 (WMS%R)	9、14 日	7	心理線(Psy)	5、10、20 日
3	乖離率 (BIAS)	5、10、20 日	8	人氣指標(AR)	26 日
4	隨機指標 (KD)	9、14 日	9	動量指標(MTM)	26 日
5	指數平滑異同平均線	9、14 日	10	每日收盤價	單日

### 三、基因表達規劃法設計

基因表達規劃法，是仿生物學的基因表達規則，採用固定長度的符號做為編碼，再以樹狀結構來表示規則，本節將介紹 GEP 之染色體編碼、適應值設計、GEP 運算元參數及方法做說明。

#### (一)、染色體編碼

首先在染色體的長度部分，因本研究所採用各技術指標不同天期之數值，再結合運算中所需之數學運算元、布林運算元與邏輯運算元，設染色體頭部長度  $h=9$ ，尾部長度  $t=9+10=11$ 。

染色體終端節點定義，如同上表 2 所示，共含九種技術指標。函數節點整理如下表所示，其中為了染色體之可解釋性、可讀性，選擇了包含了數學運算元、布林運算元與邏輯運算元作為函數節點，並且皆為二元運算子。

表 3 函數節點集合表

序號	種類	名稱	定義
1	邏輯運算元	AND	AND 邏輯運算元
2	邏輯運算元	OR	OR 邏輯運算元
3	布林運算元	>	大於布林運算元
4	布林運算元	<	小於布林運算元
5	布林運算元	=	等於布林運算元
6	布林運算元	>=	大於等於布林運算元
7	布林運算元	<=	小於等於布林運算元
8	數學運算元	+	加法數學運算元
9	數學運算元	-	減法數學運算元
10	數學運算元	*	乘法數學運算元
11	數學運算元	/	除法數學運算元

本研究染色體編碼部分，由九組技術指標分別組合成九組自動定義函數 ADF，單組 ADF 染色體長度如下圖 2 所示，ADF 買賣訊號則為 0 或 1，分別代表賣出與買入訊號。各指標染色體加上其他指標訊號後總染色體長度為  $9*30=270$ ，最後在由 GEP 之 Cell 結構將九組技術指標之訊號以加法函數結合，範圍為 0 至 9，分別代表買賣訊號之強度，最後再將訊號放置於總染色體的最尾端，因此總染色體長度為  $270+1=271$ 。如下圖 3 所示。

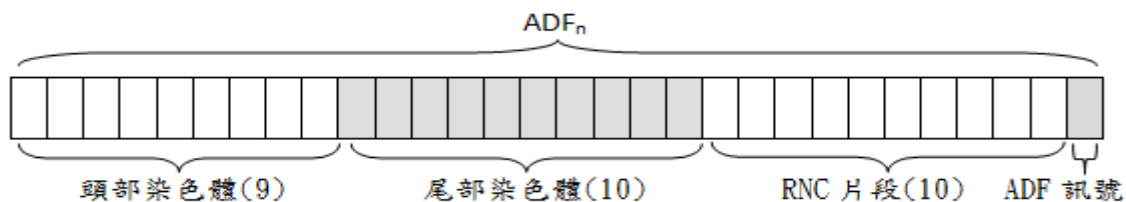




圖 2 個別指標 ADF 染色體示意圖

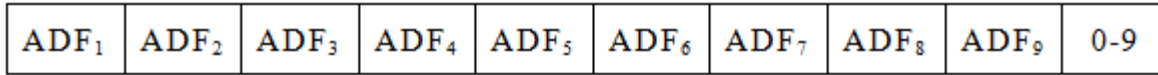


圖 3 總染色體示意圖

在染色體編碼中，本研究使用了 RNC 編碼方式，RNC 的概念為，隨機在染色體中插入以問號“?” 符號的判別字元，將此判別字元隨機對應一數值常數，而此判別字元“?” 則參與 GEP 染色體再製之重製、轉換、突變、、、等運算元。

舉例來說，首先在 GEP 中會先隨機產生初始族群，並在染色體中隨機產生字元“?”，並在尾部後的 RNC 片段隨機產生參照陣列之所引值，如下圖 4，ADF 編碼以 RSI 指標為例：

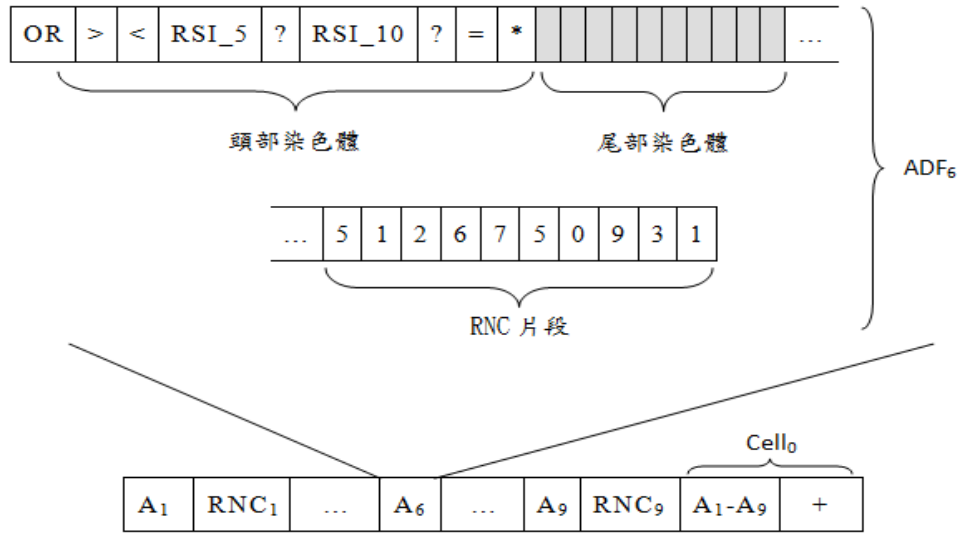


圖 4 染色體範例

各 ADF 運算後輸出值為買入訊號(9~6)或賣出訊號(0~3)，其中 RNC 片段為一隨機亂數陣列之參照索引值，延續上圖 4，一染色體之 RNC 對應如下圖 5 所示：

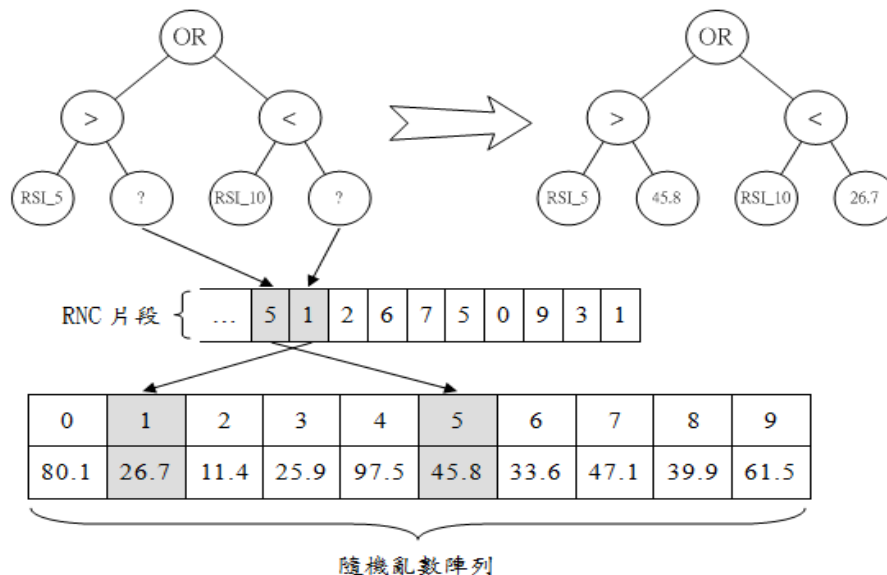


圖 5 RNC 對應示意圖

最後，在本研究中，染色體的初始化必須滿足以下條件，其目的在於使得染色體具有可讀性、可解釋性。

1. 各 ADF 染色體基因型第一位元，亦即表現型樹狀結構第一層根部，必須為 AND 或 OR 兩邏輯運算元所組成，其目的在於使得染色體計算後結果為 True 或 False 兩種，意義分別代表為買賣訊號。
2. 各 ADF 染色體基因型第二、三位元，亦即表現型樹狀結構第二層節點，必須由 >、<、=、>=、<= 五項布林運算元所組成。
3. 各 ADF 染色體第四位元至染色體頭部為止，函數節點的限制為 +、-、\*、/、四種數學運算元所組成。

(二)、適應函數

演化式計算主要靠著適應函數使得解答族群有所改善，一個適應值設計的優劣，影響了演化機制的好壞，因此適應值用來運作判斷個體的優劣程度。本研究所設之適應值以期間內之累計投資報酬率計算，如公式(1)所示。

$$Fitness = \sum_{i=1}^n R_i \quad (1)$$

其中 i=資料期間第一天至第 n 天，而 Ri 則為投資報酬率，投資報酬率 R=(期末資金-期初資金)/期初資金。

(三)、參數設定

在 GEP 演化過程中所需使用的運算元方法有選擇(Selection)、重組(Recombination)、突變(Mutation)、反轉(Inversion)、轉位(Transposition)，整理如下表 4 所示：

表 4 GEP 運算元選擇與參數設定

運算元	使用方法	機率 P
選擇	輪盤法、菁英保留法	0.2
重組	單點重組法	0.7
突變	染色體任意位置	0.1
反轉	隨機選取區段反轉	0.1
轉位	根插入轉換法	0.1
停止條件	100 代	--
族群大小	50	--

四、交易策略設計

在系統買賣訊號強弱部分，可分為 0~9 之常數數值，而依照不同強度之訊號，可以分為買入、賣出與不動作三種交易行動，整理如下表 5 所示：

表 5 交易訊號與交易行動

訊號	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
行動	賣出訊號			不動作			買入訊號			

本研究之交易設為，當系統為買入訊號，而資金充裕時，則以所有資金買入，而持有股票狀態下系統為賣出訊號時，則賣出所有持有股票，整理如如下表 6 所示：

表 6 交易策略表

狀態\訊號	買入訊號 (9-6)	賣出 (0~3)
空手	資金足夠：買入所有 資金不足：無動作	無動作
持有	資金足夠：買入所有 資金不足：無動作	持有股票：賣出所有 未持有：無動作

## 肆、 實驗結果

### 一、實驗結果

本實驗資料期間為 2002/1/1 至 2011/12/31 十年資料，其中分別將資料分為前後五年，前五年 2002/1~2006/12 為訓練期，2006/1~2011/12 為測試期，透過 GEP 最適股票交易模組在期間內之買賣訊號，搭配相對應之買賣策略，計算五年期間之累積報酬率同時也為系統之適應值。而研究限制為，累積報酬率並未考量股票所得稅與交易手續費。下圖 6 為本模型重複實驗五次之迭代圖。

表 7 迭代平均適應值與最佳適應值

	訓練期 平均適應值	訓練期 最佳適應值	測試期 適應值
Run 1	0.2051	1.1324	0.57097503
Run 2	0.2048	1.0216	0.589124
Run 3	0.3599	0.9944	0.730627
Run 4	0.3181	1.1597	0.619493
Run 5	0.1637	0.9944	0.554183

透過研究資料顯示，本研究之 GEP 最適股票交易模組在訓練期五年期間內之累積報酬率，皆有達到 100%，而在測試期五年期間之累積報酬率則介於 55%~73%之間，相較於訓練期間報酬率略為下降。原因是在於訓練期間五年，資料多達一千兩百多筆，在訓練期間過長的情況下，可能造成模組的過度訓練，亦即對於測試期中的市場變動，模組可能較無法適應環境。而在測試期資料中，台灣加權指數的變動較訓練期平穩，也可能造成在測試期間中，最佳報酬率上的限制。

對於模組的演化收斂，可藉由下圖 6 來表示，在五次實驗中，除 Run 4 約莫在 80 代前收斂外，其餘皆在 50 代左右以前收斂，而收斂後的最佳適應值，五年的累積報酬率都可以達到 100%~120%。

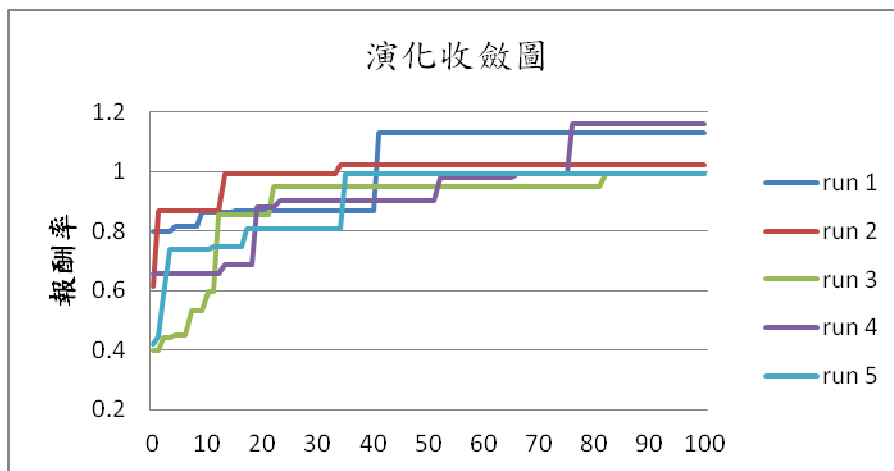


圖 6 演化收斂圖

而染色體代表著所有交易訊號評判之來原，在 run 6 中，訓練期平均適應值為 16.51%，最佳適應值為 95.53%，測試期適應值為 57%。最佳適應值之部分染色體以 ADF<sub>7</sub> 之心理線為例(如下圖 7)，該指標的買賣評判準則是以 20 日 PSY 和 RNC 隨機常數以 < 運算子計算後再與 20 日 PSY 和 5 日 PSY 的 < 運算元取得 & 運算。公式則為，買賣訊號 = (PSY<sub>20</sub><?)&(PSY<sub>20</sub><PSY<sub>5</sub>)，當為 true 時，該 ADF 即為買入訊號，反之即為賣出訊號。

位置	...	180	181	182	183	184	185	186	...
染色體內容	...	AND	<	<	PSY <sub>20</sub>	?	PSY <sub>20</sub>	PSY <sub>5</sub>	...

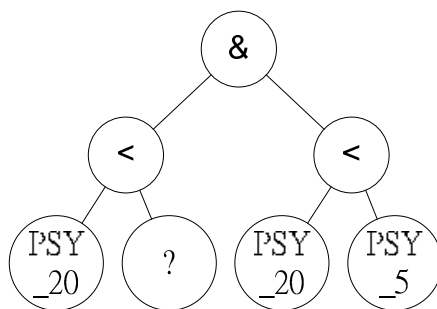


圖 7 最佳染色體各別 ADF 指標訊號規則(以 PSY 指標為例)

而最佳染色體之交易歷史整理如下表 8 中，以本研究之 GEP 最適股票交易模組中，鎖訓練出的交易規則，可以由下表看出不同的兩種型態，在 run6 部分，該交易訊號較為嚴謹，在訓練期 1242 天期間，只產生了 6 次訊號，但訊號產生之時機，都明確的掌握了正確的買點與賣點，使得即使訊號不頻繁，仍然可以藉由訓練出的交易規則來獲取測試期的正向報酬。而最後訓練出的交易規則染色體，部分也如同 run7 所示，在 1242 交易期間內，交易的次數較為頻繁，且在交易的期間內，除了利用各指標的技術指標之原理與意義做為評判原則，同時也多掌握了低點買進，高點賣出的基本原則。

表 8 買賣訊號交易表

Run 6，訓練期平均=16.51%，訓練期最佳=95.53%，測試期=57.10%					
日期	買/賣訊號	當日收盤價	日期	買/賣訊號	當日收盤價
第 203 天	買入	4554.13	第 1058 天	買入	6757.17
第 556 天	賣出	6523.49	第 1242 天	賣出	7823.72
第 661 天	買入	5765.54			
第 1056 天	賣出	6781.94			
Run 7，訓練期平均=11.69%，訓練期最佳=83.29%，測試期=37.30%					
日期	買/賣訊號	當日收盤價	日期	買/賣訊號	當日收盤價
第 15 天	買入	5804.10	第 550 天	買入	6213.56
第 157 天	賣出	4956.49	第 563 天	賣出	6777.78
第 177 天	買入	4429.25	第 583 天	買入	5825.05
第 216 天	賣出	4813.53	第 715 天	賣出	6028.68
第 228 天	買入	4793.93	第 727 天	買入	5893.27
第 264 天	賣出	5078.80	第 853 天	賣出	6192.35
第 284 天	買入	4526.69	第 906 天	買入	6136.55
第 379 天	賣出	5413.87	第 967 天	賣出	6123.52
第 385 天	買入	5402.75	第 1012 天	買入	6532.18
第 412 天	賣出	5691.79	第 1059 天	賣出	6808.5
第 454 天	買入	6045.12	第 1096 天	買入	6730.27
第 506 天	賣出	6274.97	第 1221 天	賣出	7567.72
第 512 天	買入	6275.38			
第 522 天	賣出	6549.18			

## 伍、 結論

### 一、研究結果

根據本研究之 GEP 最適股票交易規則模組，以 GEP 強大的解答搜尋能力，搭配技術分析之不同天期做為編碼依據，綜合了九項技術指標，用於不同市場期間下的買賣訊號敏感度來建構股票較易規則，並且使用 RNC 隨機數值，來做為不同指標的評判準則，打破了傳統寄數指標以既定的標準做為評判準則。並且限制了染色體的頭部函數節點，除了可以縮小龐大的解答空間外，還可使最後結果較具有可讀性、可解釋性，而非一條不合乎人類邏輯之公式，並且可以透過本實驗之 GEP 最適股票交易規則模組獲取良好的報酬率。

### 二、未來研究

在 GEP 最適股票交易規則模組中，系統參數設定往往為影響著成果的重要因素，而在技術指標的部分，雖納入了長、中、短不同天期之技術指標，但其他的技術指標期間仍有用來評估買賣訊號的價值。而一般股票市場中，往往存在著投資上的風險，因此關於本研究之未來研究，整理如下列三項：

- (一)、可以藉由最佳資源配置(OCBA)所提出之方案，結合 GEP 最適股票交易規則模組之參數設定，用以解決實驗模擬次數可能過多之問題。目前 OCBA 已有研究顯示可有效的用於模擬退火(SA)、粒子群優化(PSO)等啟發式演算法之參數設定問題中。
- (二)、以系統動態產生隨機天期之技術指標，再搭配 RNC 的指標評估準則，其投資效果可能會有所改進。
- (三)、將 GEP 最適股票交易規則模組之適應值納入該投資標的相關之風險因子，使得在追求獲利的同時，仍有考量到市場風險的機制存在。
- (四)、透過移動視窗之方式，將訓練期與測試期資料縮減，避免資料過度訓練之問題

### 參考文獻

1. Ferreira, C., Function Finding and the Creation of Numerical Constants in Gene Expression Programming, 7<sup>th</sup> Online World Conference on Soft Computing in Industrial Applications, September 23 – October 4, 2002.
2. Ferreira, C., *Gene Expression Programming : Mathematical Modeling by an Artificial Intelligence*, 2nd, Springer-Verlag, Germany, 2006.
3. Ferreira, C., Gene Expression Programming: A New Adaptive Algorithm for Solving Problem, *Complex System*, Vol.13, 2001, pp.87-129.
4. Heitor, S.L., & Wanger, R.W., EGIPSYS: An Enhanced Gene Expression Programming Approach For Symbolic Regression Problems, *Journal of Applied Mathematics and Computer*. vol.14, No.3, 2004, pp.375-384.
5. Holland, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1975.
6. Kahneman, D. and Tversky, A., Prospect Theory : An Analysis of Decision Under Risk, *Econometrica* ,1979, pp.263-291.
7. Kahneman, D. and Tversky, A., The Framing of decision and the psychology of choice, *Science* ,1981, pp.453-458.
8. Koza, J. R., *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, MIT Press, 1992.

9. Zhou, C., Xiao, W., Tirpak, T.M. & Nelson, P.C., Evolving Classification Rules with Gene Expression Programming, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 7, no. 6, 2003, pp. 519-531.
10. 方國榮，1991 年，證券投資最適決策指標之研究，台灣大學商學研究所碩士論文。
11. 洪志豪，1999 年，技術指標 KD、MACD、RSI 與 WMS%R 之操作績效實證，台灣大學國際企業研究所碩士論文。
12. 洪美慧，1997 年，技術分析應用於台灣股市之研究-移動平均線、乖離率指標與相對強弱指標之評估，東海大學管理研究所碩士論文。
13. 陳伊伶，2011 年，演化式計算於證券投資組合與擇時規則建構之研究，輔仁大學資訊管理系碩士論文。
14. 陳旭宏，2001 年，基本分析運用於股票超額報酬之研究，大同大學事業經營研究所碩士論文。
15. 陳奕帆，2010 年，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。
16. 翁龍翔，1994 年，各國股市技術分析的有效性，台灣大學財務金融研究所碩士論文。
17. 傅光萬，2005 年，遺傳程式規劃為基礎的股票動態交易策略之研究-模糊化技術指標擇時策略之應用，輔仁大學資訊管理系碩士論文。
18. 黃怡婷，2011 年，演化式計算於共同基金投資組合與交易策略推薦模型建構之研究，輔仁大學資訊管理系碩士論文。
19. 黃華威，2011 年，演化計算整合式編碼於最適投資組合建構之研究，輔仁大學資訊管理系碩士論文。
20. 董茲莉，1995 年，由技術分析效果驗證我國股市效率性，中山大學企業管理研究所碩士論文。
21. 賈偉廉，2011 年，基因表示規劃法探勘股票交易規則之研究，輔仁大學資訊管理系碩士論文。
22. 魯秉鈞，2001 年，技術分析於台灣股票市場的運用-移動平均線與均量指標，東海大學管理研究所碩士論文。