

國立交通大學

電機與控制工程學系

碩士論文

應用遺傳程式規劃於尋找台灣加權指數技術交易
法則

Using Genetic Programming to Find Technical Trading Rules
on Taiwan Stock Index



研究生：蔡丞師

指導教授：周志成 博士

中華民國 九十五年 九月

應用遺傳程式規劃於尋找台灣加權指數技術交易
法則

Using Genetic Programming to Find Technical Trading Rules
on Taiwan Stock Index

研究生：蔡丞師 Student: Cheng-Shih Tsai
指導教授：周志成 博士 Advisor: Dr. Chi-Cheng Jou



A Thesis
Submitted to Department of Electrical and Control Engineering
College of Electrical Engineering
National Chiao-Tung University
in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master
in
Electrical and Control Engineering
September 2006
Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十五年九月

應用遺傳程式規劃於尋找台灣加權指數技術交易 法則

研究生：蔡丞師

指導教授：周志成 博士

國立交通大學電機與控制工程研究所

摘 要

近年來遺傳程式規劃在財金領域上的應用備受重視，因其結構上的彈性特別適合解決在股票市場中尋找交易法則這類非線性的問題。

本論文在遺傳程式規劃的要素中引入技術指標，期望能在擴大解空間的優勢下使用代表台灣股市整體特性的台灣發行量加權股價指數以尋找適合應用於台灣股市的技術交易法則；在適存度函數的挑選上本研究使用悲觀性平均報酬率、平均報酬率以及報酬風險比當作引領演化的依據；在演化的過程中為了解決過適現象，本研究透過調整選擇方案的選擇壓力係數來緩和過適的發生；對於每個經由遺傳程式規劃所產生的技術交易法則則是藉由報酬風險比以及模型效率來評估其績效。在考量交易成本的狀況下，本研究發現使用此三種演化方式所得的技術交易法則大都能打敗單獨執行買進觀望策略所得的報酬。

當使用悲觀性平均報酬率為適存度函數時，發現產生的技術交易法則其模型效率相較於以其他兩種適存度函數進行演化所得到的技術交易法則更具有一致性；在使用以平均報酬率為適存度函數的實驗中，證實了使用以超額報酬做為評估適存度的方式並不適合台灣的股票市場；當觀察使用以報酬風險比產生的技術交易法則時，發現其風險與獲利評估標準在各應用期的皆展現較佳的一致性。

關鍵字：遺傳程式規劃、台灣加權股價指數、技術交易法則

Using Genetic Programming to Find Technical Trading Rules on Taiwan Stock Index

Student: Cheng-Shih Tsai Advisor: Dr. Chi-Cheng Jou

Institute of Electrical and Control Engineering
National Chiao-Tung University

Abstract

Recently, Genetic Programming has played major role on financial field. With its flexibility, the merit of tree structure, Genetic Programming has unparalleled ability to solve nonlinear problems, such as finding technical trading rules on stock markets.

In this thesis, technical indicators are introduced into Genetic Programming for the purpose of expanding the search space. When finding technical trading rules on Taiwan stock market, we use TAIEX as the most representative raw data and choose *PROM*, *ROM*, and *RRR* as the fitness functions. In the progress toward evolution, we try to avoid overfitting by conditioning the selection pressure coefficient in the selection scheme. When evolution is over, *RRR* and model efficiency are used to evaluate the performance of each technical trading rule generated by Genetic Programming. Considering the transaction cost, we find that most technical trading rules derived from all of the fitness functions outperform the buy-and-hold strategy.

First of all, when the evolution is led by *PROM*, the model efficiency of technical trading rules we gain are more consistent than those generated by the other fitness functions. Second, when the evolution is led by *ROM*, excess return adopted frequently in other research is not suitable on Taiwan stock market. The last but not the least, when the revolution is led by *RRR*, both the performance standard *RRR* and model efficiency show great consistence in each applied period.

Keyword: Genetic Programming, TAIEX, technical trading rule

誌 謝

謹向我的指導教授 周志成博士致上最高的敬意，感謝他在我最徬徨無助時給予我不只是在研究上的協助，他的悉心指導令我在學識上以及待人處事方面皆有長足的進步，同時感謝我的兩位口試委員楊谷洋教授以及陳永平教授不吝對本論文提出改進的意見，由於你們的指導，使得本研究更佳嚴謹與完備。

感謝我的兄長丞祐在財務領域知識上的指引以及同窗好友建威、達文與學弟任宏、星戎在研究所生涯的陪伴，這段日子以來，大家一同互相砥礪、充滿歡笑與淚水的生活令人回味，此分真摯的情誼我將永銘於心。

最後感謝我的父母以及所有曾經在我求學路上給予我協助的人，由於你們的栽培與拉拔才能有今日的我，此份榮耀願與你們共享。



蔡丞師

2006秋 於新竹交大

目 錄

中文摘要	i
英文摘要	ii
誌謝	iii
目 錄	iv
表目錄	vi
圖目錄	viii
第一章 序論	1
1.1 研究動機與目的	1
1.2 問題特徵與文獻回顧	2
1.3 研究方法系統架構	4
1.4 論文內容概述	5
第二章 遺傳程式規劃	6
2.1 遺傳程式規劃簡介	6
2.2 遺傳程式規劃流程	9
2.2.1 初始化	9
2.2.2 選擇	9
2.2.3 繁殖	11
2.2.4 終止條件	14
2.2.5 總結	14
第三章 使用遺傳程式規劃產生技術交易法則	17
3.1 技術分析	17
3.1.1 技術分析的介紹和特點	18
3.1.2 幾種技術指標的介紹	21
3.1.2.1 移動平均線	22
3.1.2.2 動量變化率指標	24
3.1.2.3 相對強弱指數	25
3.2 技術交易法則的樹狀結構	28

3.3	適存度評估.....	31
3.3.1	過適現象迴避.....	31
3.3.2	適存度函數.....	35
3.3.2.1	悲觀性平均報酬率.....	36
3.3.2.2	平均報酬率.....	39
3.3.2.3	報酬風險比.....	40
3.4	遺傳程式規劃實現策略.....	41
3.4.1	技術交易法則輔助型買進觀望策略.....	41
3.4.2	控制參數及終止條件.....	43
3.4.3	初始化.....	45
3.4.4	選擇方案.....	45
3.4.5	繁殖.....	48
3.4.5.1	交配.....	48
3.4.5.2	突變.....	50
3.5	總結.....	50
第四章	實驗結果與分析.....	53
4.1	資料選用及分割.....	53
4.2	技術交易法則效能評估.....	55
4.2.1	風險評估標準.....	55
4.2.2	獲利評估標準.....	55
4.3	實驗結果.....	57
4.3.1	選擇壓力係數對演化的影響.....	59
4.3.2	以悲觀性平均報酬率進行演化.....	60
4.3.3	以平均報酬率進行演化.....	61
4.3.4	以報酬風險比進行演化.....	61
4.4	實驗結果分析.....	62
第五章	結論.....	72
	參考文獻.....	74
	附錄.....	77

表 目 錄

表3.1	交易記錄表	38
表3.2	<i>PROM</i> 計算結果以及相關參數	38
表3.3	<i>RRR</i> 計算結果以及相關參數	41
表3.4	技術交易法則輔助型買進觀望策略行動狀態表	42
表3.5	遺傳程式規劃控制參數	44
表4.1	各應用期市場獲利潛能	56
表4.2	使用買進觀望策略獲利與模型效率	57
表4.3	長、短期與順、逆勢操作效果	58
表4.4	對照組與實驗組在測試期的效能	60
表4.5	在訓練期以 <i>PROM</i> 進行演化實驗結果統計量	62
表4.6	在驗證期以 <i>PROM</i> 進行演化實驗結果統計量	63
表4.7	在測試期以 <i>PROM</i> 進行演化實驗結果統計量	63
表4.8	在訓練期以 <i>ROM</i> 進行演化實驗結果統計量	64
表4.9	在驗證期以 <i>ROM</i> 進行演化實驗結果統計量	64
表4.10	在測試期以 <i>ROM</i> 進行演化實驗結果統計量	65
表4.11	在訓練期以 <i>RRR</i> 進行演化實驗結果統計量	65
表4.12	在驗證期以 <i>RRR</i> 進行演化實驗結果統計量	66
表4.13	在測試期以 <i>RRR</i> 進行演化實驗結果統計量	66
表a.1.1	在訓練期以 <i>PROM</i> 進行演化實驗結果及效能評估參數	77
表a.1.2	在驗證期以 <i>PROM</i> 進行演化實驗結果及效能評估參數	78
表a.1.3	在測試期以 <i>PROM</i> 進行演化實驗結果及效能評估參數	79
表a.2.1	在訓練期以 <i>ROM</i> 進行演化實驗結果及效能評估參數	80
表a.2.2	在驗證期以 <i>ROM</i> 進行演化實驗結果及效能評估參數	81
表a.2.3	在測試期以 <i>ROM</i> 進行演化實驗結果及效能評估參數	82
表a.3.1	在訓練期以 <i>RRR</i> 進行演化實驗結果及效能評估參數	83

表a.3.2 在驗證期以RRR進行演化實驗結果及效能評估參數.....84

表a.3.3 在測試期以RRR進行演化實驗結果及效能評估參數.....85



圖目錄

圖1.1	研究方法系統架構	4
圖2.1	算式樹：(a) $ax + b(b) \sin(m + n)$	7
圖2.2	輪盤選擇法	10
圖2.3	不同父母執行交配操作	11
圖2.4	相同父母執行交配操作	12
圖2.5	兩種型態的突變：(a)函數或終端節點的改變(b)子樹的改變	13
圖2.6	使用遺傳程式規劃求解要素	14
圖2.7	傳統的遺傳程式規劃流程圖	22
圖3.1	獲利策略	20
圖3.2	技術分析指標—移動平均線	22
圖3.3	技術分析指標—動量變化率指標	25
圖3.4	技術分析指標—相對強弱指數	27
圖3.5	技術指標型交易策略	30
圖3.6	引入條件運算的技術交易法則	31
圖3.7	過適技術交易法則	33
圖3.8	過適現象	35
圖3.9	平均報酬率曲線與超額報酬曲線關係	40
圖3.10	交易訊號	43
圖3.11	隨機抽樣演化過程	46
圖3.12	技術交易法則單點交換子樹	49
圖3.13	技術交易法則單點突變	50
圖3.14	使用遺傳程式規劃求解系統設計流程圖	52
圖4.1	資料分割	54
圖4.2	不同選擇壓力係數對演化影響	59
圖4.3	三種演化方式於各應用期報酬風險比盒鬚圖	67

圖4.4	三種演化方式於各應用期模型效率盒鬚圖	68
圖4.5	三種演化方式於測試期交易次數對模型效率散佈圖	69
圖4.6	悲觀性平均報酬率價格走勢圖：(a)進場後價格走勢(b)退場後價格走勢 ..	70
圖4.7	報酬風險比價格走勢圖：(a)進場後價格走勢(b)退場後價格走勢	71



第一章

序論

1.1 研究動機與目的

近年來，台灣電子業的成就有目共睹，加上國民生活水準提升以及投資理財概念越能廣為大眾所接受的影響下，大量的金融商品應蘊而生，像是債券、基金以及期貨等皆充斥於市面，若要考慮其衍生性商品更是不勝枚舉，然而在眾多標的物當中，以屬於相對高報酬高風險的股票最受台灣投資人的青睞。

投資股票首重進場與退場時機，人人都想要低點買進、高點賣出，如此就衍生出了如何判斷買賣時點的問題，擇時交易的判斷依據眾多，不管是使用機器學習的方法或是人為思考的判斷，其共通處在於必須能夠提供機械化的交易訊號供投資人遵循以決定是否該進場買股或退場賣股。

以往討論股市投資策略時以基本分析與技術分析的應用為大宗，前者是以買進一檔在市場中被低估的股票，等到市場機制發酵，重新認可此檔股票，給予它真正應得的價值時再賣出來獲取利潤；後者是經由蒐集市場所產生一連串時間序列的資料，像是開盤價、收盤價、盤中最高價、盤中最低價和交易量等，並以之當作市場過去及現在的表現，再藉由分析過去的趨勢作為預測未來價格走勢的工具，這些用以研判的數值資料所經歷的時間越久就越具代表性，文獻中有許多相關研究證實技術分析在台灣股市中有其獲利依據[2, 3, 4, 5, 6]，然而在技術分析應用的範疇中，許多技術指標的引數、指標值達到多少才具代表性意義以及如何搭配至今仍無法巧妙的判定，在人為思考總有疏漏之處的考量下，如何隨機取材，搭配適當的技術指標以成為嶄新的交易策略將是本論文的研究重點。

此外，隨著新的時間序列資料的加入就要重新研判投資策略總是費時費力，且人

為判斷總是免不了固定模式，因此尋找一個能夠自我學習、自動求解的方法將是必要的，在必須兼顧提供機械化的交易訊號、消除交易規則搭配偏見以及使用強大計算能量自動求解的需求後，以具備問題特性的原始資料當作輸入後就可依其方法演算步驟獲得一個能夠在台股中創造超額報酬的獲利模型，其在擇時交易的決策上更勝買進觀望策略，進而達到瞭解台灣股市特性的目的。

1.2 問題特徵與文獻回顧

要使用機器自我學習的方法來自動求解總免不了過適現象的發生，其原因來自於機器學習方法的本質，造成在學習過程的某個時間點上開始發生模型將訓練資料獨有的特質記憶住，以致於無法顯現出整體資料一般性特質的一種現象，在目標市場尋找交易法則的問題中，一個經由遺傳程式規劃尋找交易策略的過程，其實就是在建立一個可以在市場中創造獲利的模型，因此在學習過程中必須避免發生過適現象進而學習到目標市場的一般化特性以預期未來將此獲利模型應用到未知資料時也照樣能獲利。

所謂交易法則其實就是將金融市場中存在的各種時間序列的變量經過各種計算或判斷方式轉換為投資訊號的一種過程，一個好的交易法則應該具備可解讀性高與在未知資料中可以穩健表現的特性，前者在於使用者該如何安排樹狀結構節點的組合或施以限制，可解讀性高的技術交易法則更能獲得信賴，但過度限制解的結構將侷限了解的發展；後者則與過適現象有關，有過適特質的技術交易法則會在學習過程中展現出高度獲利能力，但在以測試資料考驗時其表現卻明顯衰退。

在金融市場尋找交易法則屬於非線性的問題，因此在解空間存在要素與組合方式估測不容易的限制下就必須擴大搜尋空間以及容許在求解過程中彈性變換解的結構：過去十幾年來，遺傳演算法在財經領域大行其道，其相對簡單的架構卻擁有強大在可能解空間中搜尋解答的能力，不管是在國內還是國外的資本市場中皆成功解決了不少問題[7, 8, 9, 10, 11, 12]，然而，過去文獻中以遺傳演算法為基礎的研究都是事先將交易策略的模型外框定義好再對內含的參數進行編碼及求解，此模式明顯在求解交易法則時並不適用，因為求解者所要搜尋的目標是一個有條理的規則，而非只是參數。

相較於遺傳演算法使用字串結構使其只能表達數量的概念且在演化過程中無法改變其表示可能解框架的情形下，遺傳程式規劃在解決產生交易法則的問題上提供了一個更具彈性也更完善的樹狀架構以儲存任何可能解組成元素所創造出的多元組合方

式，在具備不只能表達數量概念以及繼承了遺傳演算法自動在可能解空間作廣泛搜尋動作的特性後，遺傳程式規劃實為一個更加適合搜尋技術交易法則的方式，在搜尋解的空間可無限擴充的優勢之下，本研究希望能夠藉由遺傳程式規劃自動求解的特性建立一套準確度高、經得起時間考驗的預測模型以創造穩定超額報酬。

直到1994年起，遺傳程式規劃挾其天性上的優勢逐漸有在發展交易策略的問題上取代遺傳演算法之態勢，此部分使用遺傳程式規劃之國外的研究相較於國內發達許多[1, 22, 24, 25, 26, 45]，文獻中有不少針對美國標準普爾500指數、各國代表性指數以及個股股價的研究[22, 24, 25, 26, 45]，在證實其所對應的資本市場確實存在規律性之特徵且使用遺傳程式規劃也能成功地獲取超額報酬，在這些文獻中以Allen和Karjalainen的研究最具代表性。

Allen和Karjalainen發現其搜尋到的交易法則在考慮交易成本(transaction cost)後[24]，以測試資料考驗並不能獲得穩定一致的超額報酬，其使用計算超額報酬當作個體的適存度；輸入原始資料為標準普爾500指數日資料以及無風險國庫券獲利；在過適現象的迴避方面是把訓練資料切割成五年的訓練期以及二年的驗證期，剩餘的當作測試資料；在演化的學習過程中將每一世代在訓練期適存度最高的個體以驗證期的資料加以考驗，如果此個體表現得比目前為止它所在驗證期遇到的法則都還要好，就把它儲存起來當作輸出解；在其規劃過程限制不多的情形下會有許多冗餘子樹的出現，也就是在評估適存度時這些子樹不影響計算結果，如此現象增加了這些技術交易法則的複雜度，伴隨而來的是交易法則之可解讀性降低以及無法瞭解潛藏在這些交易法則背後的市場特質。

繼Allen和Karjalainen的研究後，Seshadri提出了多種演化策略和複雜度懲罰係數來避免過適現象以及引入根據領域知識加以縮減的運算子數目以增加技術交易法則的可解讀性[22]，同樣以標準普爾500指數當作輸入原始資料，結果發現就算考慮交易成本，其研究成果在為期12年的測試期間持續打敗買進觀望策略。

國內的文獻中也不乏有使用遺傳程式規劃研究台灣股票市場者，林耀堂以台積電當作買賣標的[1]，其研究成果有高達55%以上的獲利水準，在著重台灣整體股票市場特色的考量下，台積電的投資績效並不足以代表台股整體表現，且其在實作過程中為了滿足遺傳程式規劃封閉性的要求，他使用了將實數值與布林值依其規則強制轉型的方式，此舉將造成技術交易法則的可解讀性降低。

1.3 研究方法系統架構

根據問題的特性，本論文在應用遺傳程式規劃之求解系統尋找獲利模型的過程中使用以下的研究流程，如圖1.1所示：

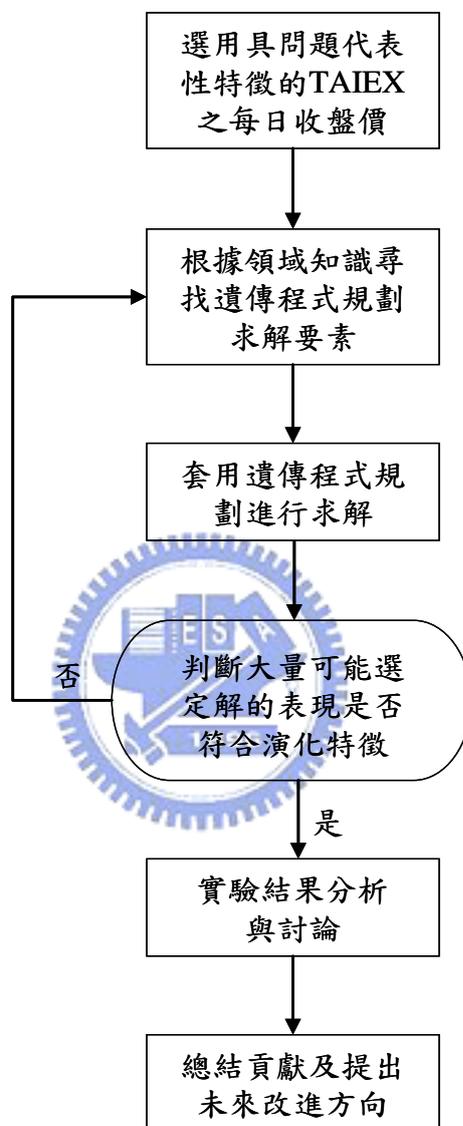


圖 1.1 研究方法系統架構

為了瞭解台股整體的特質，本研究使用最能反映出大環境變遷的台灣發行量加權股價指數，目前雖然沒有此標的可供買賣，但目前市面上已有台灣50指數基金，其走勢相當貼近大盤可供投資人參考。

此外，在研究過程中本論文特別著重在以下幾點。

- 1 在根據領域知識尋找遺傳程式規劃求解要素時，本研究參考文獻經驗選擇

具代表性的技術指標並依遺傳程式規劃的操作組合出技術交易法則。

- 2 在挑選引導演化方向的適存度函數時，本研究發展多種評量方法以尋找具有台股一般性獲利特徵之交易法則所能適應的適存度評估方式。
- 3 在套用遺傳程式規劃進行求解時，藉由在不同選擇狀況下調整選擇方案所使用的選擇壓力係數來緩和過適現象的發生。
- 4 在實驗結果分析與討論時，期望經由使用更仔細的風險及獲利評估方式來客觀地評量本研究產生之技術交易法則的效能以及解讀潛藏在這些交易法則背後的市場特質。

1.4 論文內容概述

本論文共分為五章：第一章為緒論，旨在說明研究動機、目的與研究方法系統架構。第二章為遺傳程式規劃，藉由先介紹遺傳演算法再導入遺傳程式規劃以彰顯遺傳程式規劃的獨特性。第三章為使用遺傳程式規劃產生技術交易法則，旨在說明根據問題特性打造一個能夠套用遺傳程式規劃的環境。第四章為實驗結果與分析，針對找到的技術交易法則以統計的方法觀察其特性。第五章為結論，旨在總結研究成果並提出未來改進的方向。



第二章

遺傳程式規劃

進化型演算法(evolutionary algorithm)是一個使用生物演化機制為其關鍵元素，並架構於電腦上解決問題的系統。在進化型演算法當中，遺傳演算法(Genetic Algorithms)和遺傳程式規劃(Genetic Programming)緊密相關。遺傳程式規劃可視為遺傳演算法的擴張，本章將說明如何藉由應用遺傳程式規劃來尋找給定問題的最佳解。

2.1 遺傳程式規劃簡介

遺傳程式規劃是Koza由遺傳演算法發展出的一套自動搜尋使用者定義問題的最佳解的演算法則，其具有領域獨立的特性[16]，在適當使用的條件下，能在解空間自動產生幾乎完美的規則。既然遺傳程式規劃是承襲遺傳演算法而來，所以大致上運作流程和想法概念是相同的，皆以仿生物演化機制為基礎，唯獨其所重「規劃」的部分，捨棄遺傳演算法當中染色體長度固定、只由0、1字串所組成的單調染色體，取而代之的是可加入元素、架構都更佳彈性的樹狀架構(genotype)[18]，遺傳演算法中的染色體的組成基因可以類比成樹狀架構的節點(node)，樹的節點分為兩類：一類是終端節點；另一類是函數節點。終端節點所能包含元素的集合稱作終端節點集合(terminal set)，通常是函數節點所需要的運算元，依需求可能是變數或常數；函數節點所能包含元素的集合稱作函數節點集合(function set)，其所包含的運算子和函數，依其應用領域的不同，所代表的可以是邏輯運算 (and, or, not)、比較運算 (<、>)、算數運算(+、-、 \times 、 \div 、 $\sqrt{\quad}$)、數學函數 (三角函數、指數函數、對數函數) 以及根據問題特性自行定義的函數。相較於遺傳演算法受限的二元字串，遺傳程式規劃在可表示解的架構與組成元素具有相當程度的彈性，搜尋空間更大更完整，因此也更方便解決問題。

舉例來說，如圖2.1的算式樹(expression tree)就是一個典型在遺傳程式規劃中使用

的表示法，其中圖2.1(a)的 a 、 b 屬於終端集合的常數， x 是終端集合的變數； $+$ 和 \times 是函數集合所能使用的算數運算運算子。圖2.1(b)則稍微複雜， m 、 n 依然是終端集合的常數，唯獨增加了函數集合可使用的元素 \sin 和 \cos ：

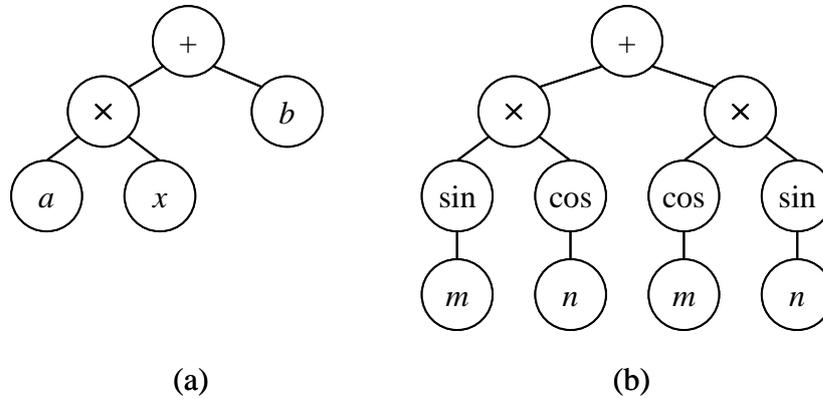


圖 2.1 算式樹：(a) $ax + b$ (b) $\sin(m + n)$

圖2.1(a)的算式樹可用來求線性回歸線；假設存在 n 筆資料 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ ，我們希望求出 y 對 x 的線性回歸線 $y = ax + b$ ，經由最小平方法，就可以找出一組 a 、 b 使得式(2-1)降到最小：

$$\sum_{i=1}^n (y_i - (mx_i + n))^2 \quad (2-1)$$

此題亦可藉由遺傳程式規劃求解，其適存度函數可定為誤差平方和的倒數，如(2-2)所示：

$$\frac{1}{(y_i - (mx_i + n))^2} \quad (2-2)$$

平方效應可用來凸顯誤差及避免回傳負的適存度，如此，能夠使得誤差平方和越小的解就越容易被挑中。

由於遺傳程式規劃所需的計算能量相當巨大，直到1990年代只要都還是只能解決相對解單的問題。然而近幾年來，伴隨著遺傳程式規劃技術的日漸縝密與快速計算所需的耗費降低，遺傳程式規劃應用層面更加廣泛，也更能解決相對艱澀的問題[19]。

如同以上所討論的，要使用遺傳程式規劃來搜尋最佳解，最重要的是要預先定義可能解的組成元素以及評估適存度的計算方式：可能解的終端及函數節點集合若其包

含的元素不夠豐富，自然地在搜尋空間不夠大的情況下不可能找到全域最佳解，反之，若終端及函數節點包含的元素過於複雜，尤其是當複雜的函數或甚至其結合體會使用相當多的節點、族群大小通常也不知該如何因應作調整時的情況發生時，龐大的計算壓力會造成不成比例的時間及金錢上的耗費，另外，解的複雜度提高使得其可讀性降低，我們也無法藉由解的形式來瞭解此問題的特性，在找尋交易法則的事例中，應該也不會有人敢用自己無法理解、和自身經驗扯不上邊的交易法則[22]；評估適存度的計算方式決定了演化方向以及目標，適存度評估是一個人要能夠把他想要的結果恰當地轉換成遺傳程式規劃能懂的程式語言的途徑，因此相當依賴使用者的領域知識和經驗，在不同應用領域中，舉例來說，送貨員所能耗費的時間和油料、圖形辨識的準確度，參數如何最佳化以及電路中控制器的響應，這些問題都要能夠想到一個適當的適存度函數後才能套用遺傳程式規劃，尤其在許多可能存在的條件限制下要準確定義是相當困難的。就實際層面考慮一個工程上的問題，當要設計合成一些類比或數位電路，像是運算放大器、控制器或濾波器時，首先就要先將執行訊號處理的元件的數學模型建構在函數集合中，像是積分器、微分器、相位落後控制器、相位超前控制器、加法器、減法器或是更細節像是電容和電感的數學模型等，當要合成一個特定電路時就必須考慮要把什麼元件和模組引進函數集合中，引進多餘元件和模組徒增等待時間或在最終解中發現莫名的電路組合；若不足則只能落入局部最佳解，之後透過適存度函數得到的結果，可能是所需元件的規格，市場上可能買不到或所費不貲，如此可能又必須回頭琢磨適存度函數。

其餘要決定的還有遺傳程式規劃所需的控制參數和終止條件：前者最重要的就是族群數量，其中一個決定的方法就是取決於我們到底想花多少時間與金錢來求解問題，其餘控制參數還有演化世代數、突變機率、解的最大深度(depth)和節點數以及其他根據特定問題的領域知識來訂定的參數；後者會依問題不同而改變條件，通常要由問題的本質來設計，並沒有一個定論什麼條件一定能用或什麼條件一定不能用。

一旦有了解的樹狀結構及組成元素、適存度函數、控制參數和終止條件，遺傳程式規劃就可以進行其固有的操作模式，經由隨機初始族群，搭配其特有的選擇、交配、突變操作反覆地改進演化其個體，直到全域最佳解產生。

2.2 遺傳程式規劃流程

2.2.1 初始化

遺傳程式規劃的既定進程開始於隨機產生首代可能解候選人的族群，族群大小要根據問題的本性來決定，通常數百至數千都有可能，至於每個個體的大小和形狀幾乎相異，其節點數和深度若有需要則可由使用者限制，節點之間的連結必須是要有意義的，因此必須明確界定任一節點所能挑選的元素集合。由於第零代族群意味著在搜尋空間中盲目隨機地找可能解，因此，一般來說在被適存度函數評估後給定的適存度都是相對差勁的。在領域知識的引導下，我們會盡量在所有可能解存在的空間中灑下希望的種子，期待這些種子能夠茁壯到局部最佳解，之後再經由局部最佳解挑出全域最佳解。

2.2.2 選擇

如同在遺傳演算法當中所討論的，一般來說，我們希望經由選擇的機制選中適存度高的個體（即仿生物界的天擇機制），但是又希望能夠保持基因的多樣性以免陷於局部最佳解，如此心猿意馬的心態就會造成選擇壓力(selection pressure)。選擇壓力定義為已存在群體中到底是多好的個體被選中，如此就會造成可能無法看見全域最佳解的壓力：選擇壓力越大，代表挑中群體中適存度越高的個體，一個極端的例子是如果永遠都只選擇族群中適存度最高的個體，選擇壓力就會變得非常非常大，因為幾乎沒有在其餘搜尋空間中作搜索的動作。選擇壓力的大小是影響基因池(genetic pool)收斂速度的主要原因，越大的選擇壓力會增加過早收斂到局部最佳解的機會，過小的選擇壓力則會花費不必要的等待收斂的時間。換句話說，我們必須要在「向外探索」和「向內取用」間取得一個平衡點；在已有族群中取得適應力高的個體的同時也要向外探頭看看搜尋空間的其餘部分。因為不得不依賴它驅動族群的演化，因此我們需要一個能夠保持族群基因多樣性且提供一定收斂速度的選擇方案(selection scheme)。

一般會將選擇方案分為兩類：一種是和適存度成正比的「適存度正比選擇法」(fitness-proportionate selection)，另一種是「排名依據選擇法」。適存度正比選擇法如式(2-3)所描述：

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{k=1}^P f_k} \quad (2-3)$$

p_i 代表族群中第*i*個個體被選中的機率， f_i 代表族群中第*i*個個體的適存度，在族群數量*P*固定的條件下， p_i 和 f_i 成正比。

由於適存度正比選擇法直接使用原始的適存度(raw fitness)為其選擇依據，因此會造成對適存度評估函數過於敏感且容易產生導致基因池過早收斂的結果，特別當適存度函數傳回一個負數值時，適存度正比選擇法根本就無法使用。輪盤選擇法(roulette-wheel selection)是一個典型且廣為使用的適存度正比選擇方案，依據每個解的適存度佔總適存度的比例來決定各個解佔據輪盤區塊的大小，如圖2.2所示：

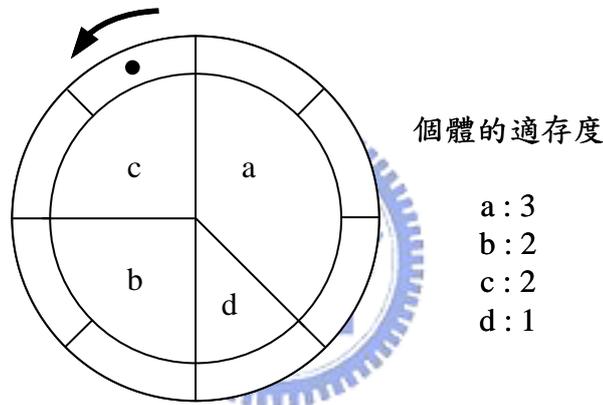


圖 2.2 輪盤選擇法

排名依據選擇法改善了適存度正比選擇法的缺點，其選擇依據並不是靠未經處理的適存度，而是使用個體在族群中的排名，如此一來選擇壓力就不再和適存度密切相關，而是和被選中的個體相對的排序有關。*t*-人錦標賽選擇法(*t*-way tournament selection)就是一種排名依據選擇法，它的運作方式為先從族群中隨機挑選*t*個成員舉辦一場錦標賽，這場錦標賽當中最好的個體被選擇到的機會是*p*，第二好的個體被選到的機會是*p*(1-*p*)，第三好的個體被選到的機會是*p*(1-*p*)²，依此類推，之後被挑中的贏家就獲得交配的機會。觀察此選擇法則運作方式後會發現，當*p* = 1就與隨機選擇無異，通常會選擇*t* = 2，*p* = 0.7，透過調整*t*和*P*就可以輕易改變選擇壓力。錦標賽選擇法在遺傳演算法當中是一個很重要的選擇機制，它的好處在於實作上相單簡單且在有雜訊發生時會顯現其強韌度[20, 21]。

2.2.3 繁殖

下一步就是要經由遺傳程式規劃化中特別的操作方式，交配和突變來產生第一代至此規劃結束前一代的個體。當選到的父母不相同時的交配過程可用圖2.3來說明：

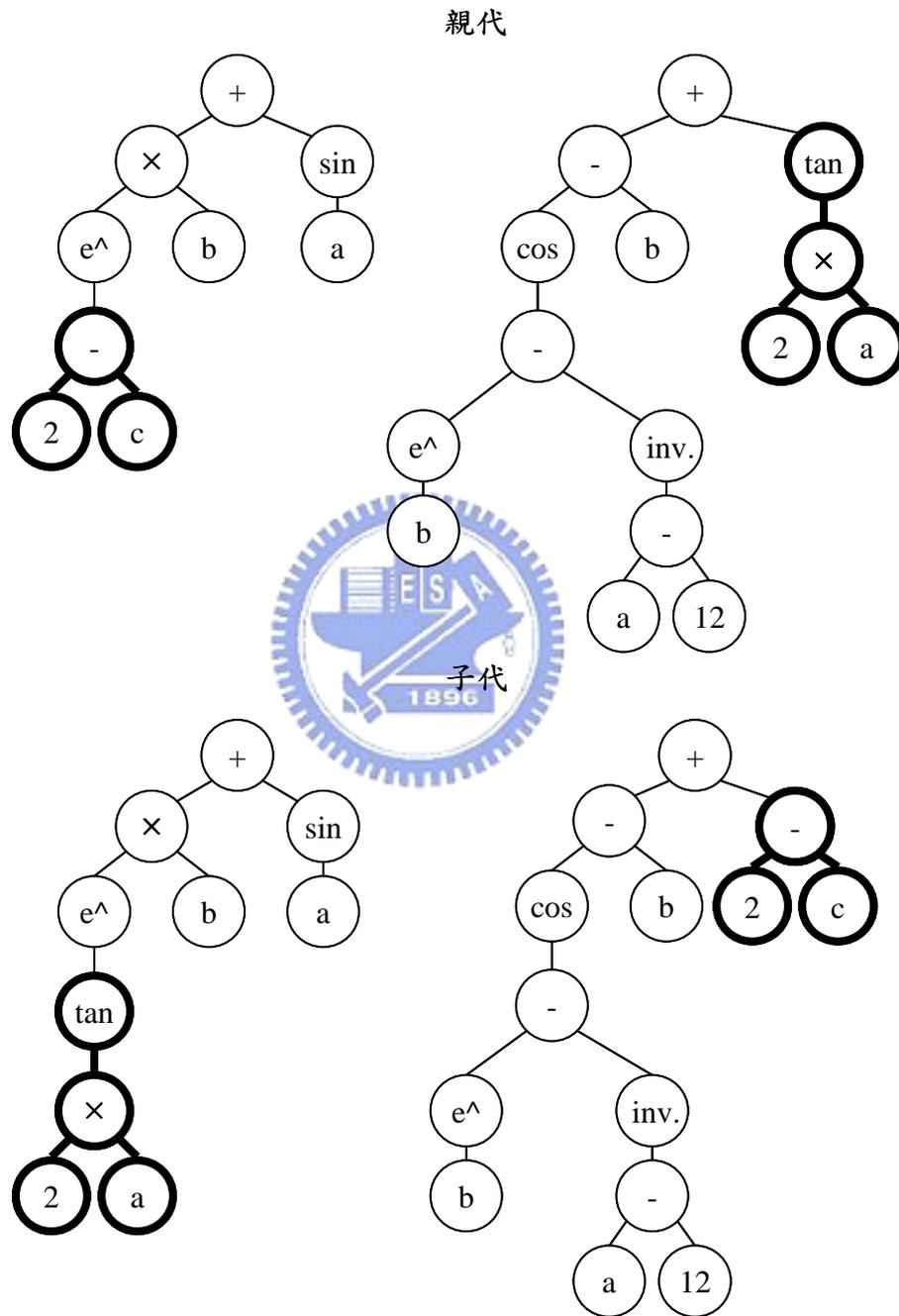


圖 2.3 不同父母執行交配操作。以粗體標明的子樹(subtree)會互相交換以創造下一代

當隨機選定一個交配節點後，交配的動作開始於先除去父親部分的子樹，在接上由母親身上斷裂的子樹，第一個子代於焉產生，第二個子代則是母親的斷裂節點接上父親

的子樹，如此反覆操作，就可藉由互相交換部分的子樹以達到產生新族群的目的。

遺傳程式規劃優於遺傳演算法之其中一處在於遺傳程式規劃賦予個體結構上的彈性，因此可經由交配兩個相同的親代創造出兩個完全不同的子代，在傳統的遺傳演算法當中相同的親代交配會得到一樣的子代，圖2.4說明了此一情況：

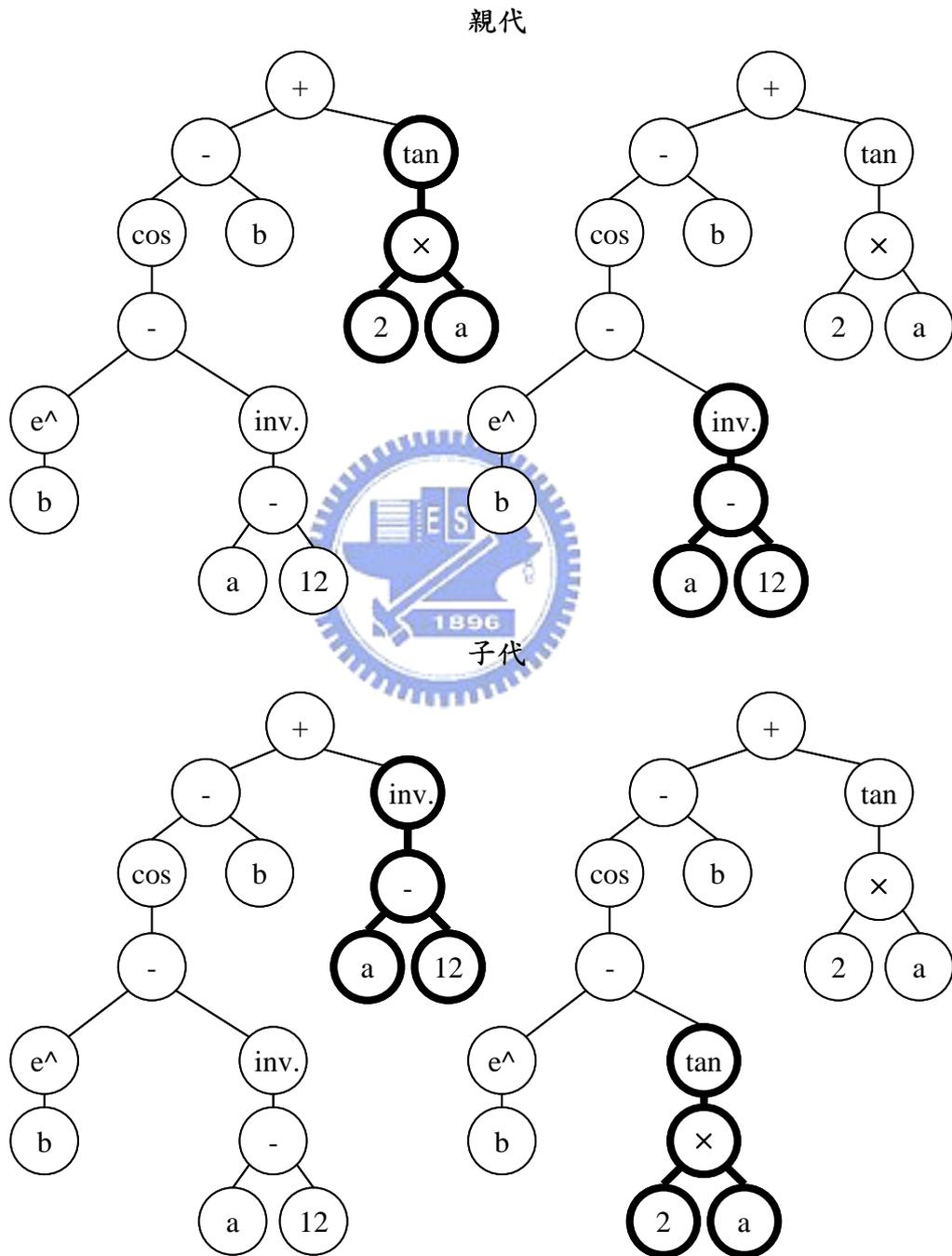


圖 2.4 相同父母執行交配操作

突變是另一個在遺傳程式規劃中相當具有創意的發明，有兩種可能的突變情況：

第一種是終端節點只能變換成終端節點，函數節點只能變換成函數節點，如圖2.5(a)；
 另一種是子樹完全改變成另一種子樹，如圖2.5(b)：

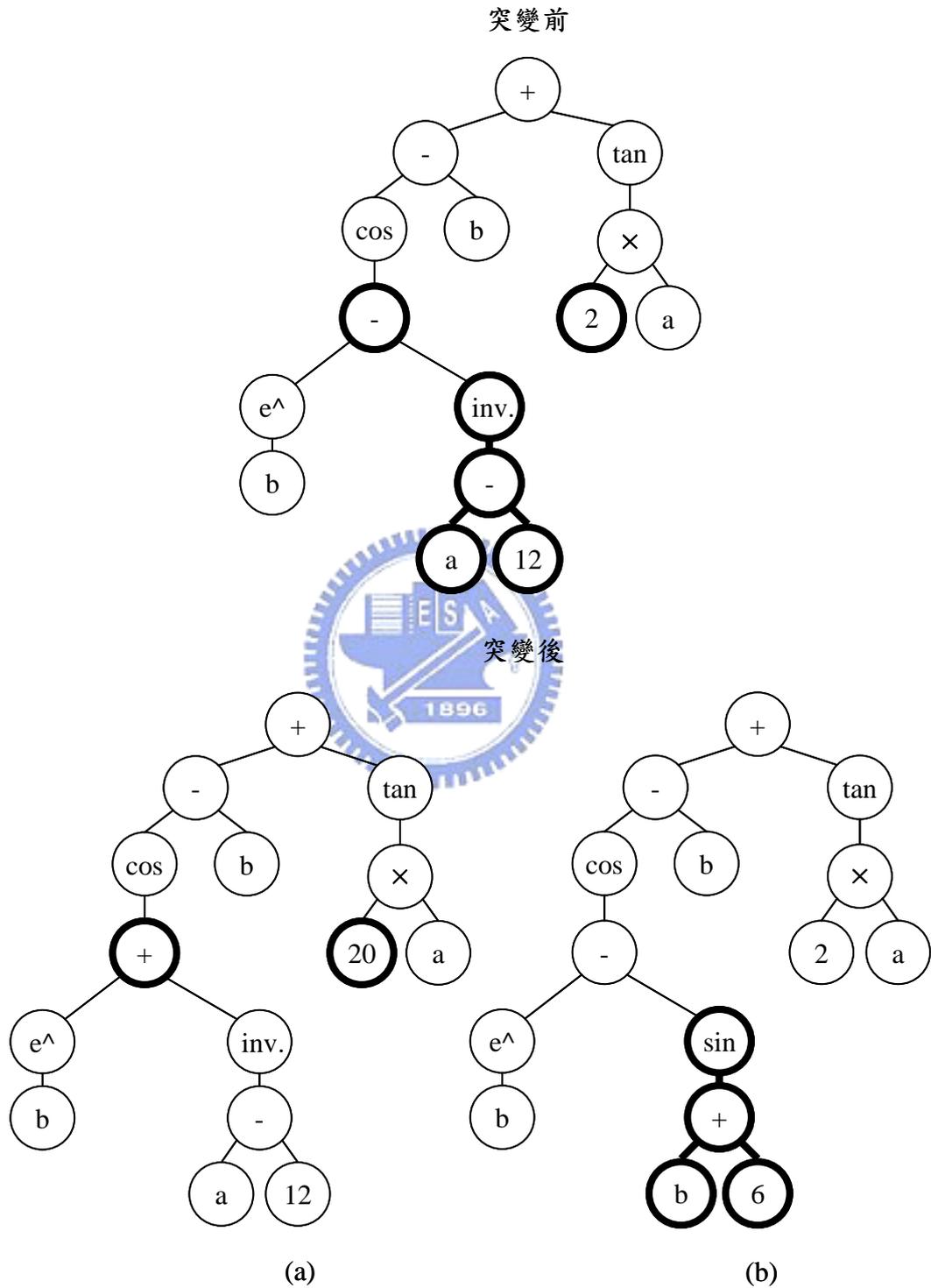


圖 2.5 兩種型態的突變：(a)函數或終端節點的改變(b)子樹的改變

如同遺傳演算法一般，遺傳程式規劃中突變的操作也是要避免過早讓基因池收斂以及

保持個體的多樣性以邁進全域最佳解。利用交配和突變產生的子代擁有親代好的特性，一直到人口數已經充足才又一次評估新世代適應環境的能力。最終，經過幾個世代的天擇，族群中的個體會和第零代的個體差異很多，且適存度的平均值會隨著演化而慢慢上升最終趨於飽和。

2.2.4 終止條件

週而復始的演化過程終止於達到一個使用者設定的條件，以下列出幾個常用的終止條件：

- 演化的世代數達到一定值。
- 已經有個體的適存度滿足設定的最小值。
- 經過連續幾代的演化都無法創造出更好的解。
- 計算所需耗費的時間和金錢已達上限。
- 人工檢查。
- 結合以上數個條件。



2.2.5 總結

欲使用遺傳程式規劃求解必須先準備好以下四樣必須依賴使用者定義的要素：終端及函數節點集合、適存度評估方式、控制參數及終止條件，如圖2.6所示：

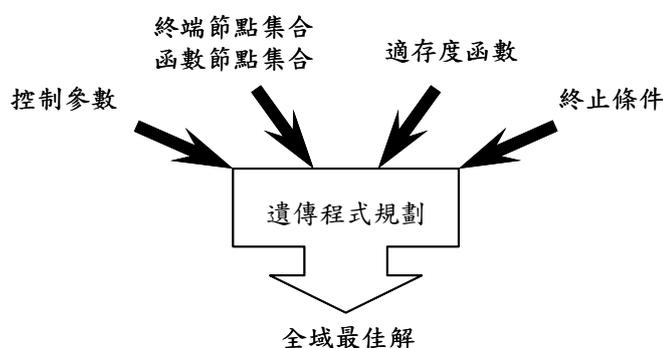


圖 2.6 使用遺傳程式規劃求解要素

終端和函數節點集合的元素以及適存度函數是相對重要的，根據給定問題的不同，此

兩者必不相同但控制參數以及終止條件可能相同，之後再藉由遺傳程式規劃中主要包括適存度評估、天擇和其特有的繁殖操作之三個以世代更替為重點的迴圈，透過天擇以適存度加以考驗後能將優秀的個體挑出，繼而希望經由交配產生更有潛力的個體以達到全域最佳解，另一方面，藉由弱小的個體還是有機會繁衍以及族群中極少部分的個體產生突變，以保持基因的多樣性。

傳統遺傳程式規劃的執行步驟如圖2.7，變數Gen是累計世代數的計數器，Run是視情況而定要讓整個試驗執行 N 次的計數器，Indi是族群大小 P 當中個體的索引標籤。其主要演算綱要概敘如下：

- 1 使用終端集合和函數集合隨機創造第零代族群。
- 2 反覆執行下列世代交替步驟直到特定終止條件達成前：
 - 2.1 根據領域知識估算族群中每個個體的適存度。
 - 2.2 依據選擇方案選擇一或兩個體執行2.3的基因操作。
 - 2.3 根據特定機率執行以下基因操作以創造新個體加入新世代：
 - 2.3.1 複製：選擇一個體複製加入新世代。
 - 2.3.2 交配：選擇兩個體在隨機選擇交配點之後互換子樹創造子代。
 - 2.3.3 突變：從新世代選擇一個體在經由隨機決定的節點或子樹上發生改變。
- 3 在終止條件達成後，遺傳程式規劃出所選定的個體就是此次試驗的最佳個體，如果此次試驗是成功的，此個體就可能是此問題的全域最佳解。

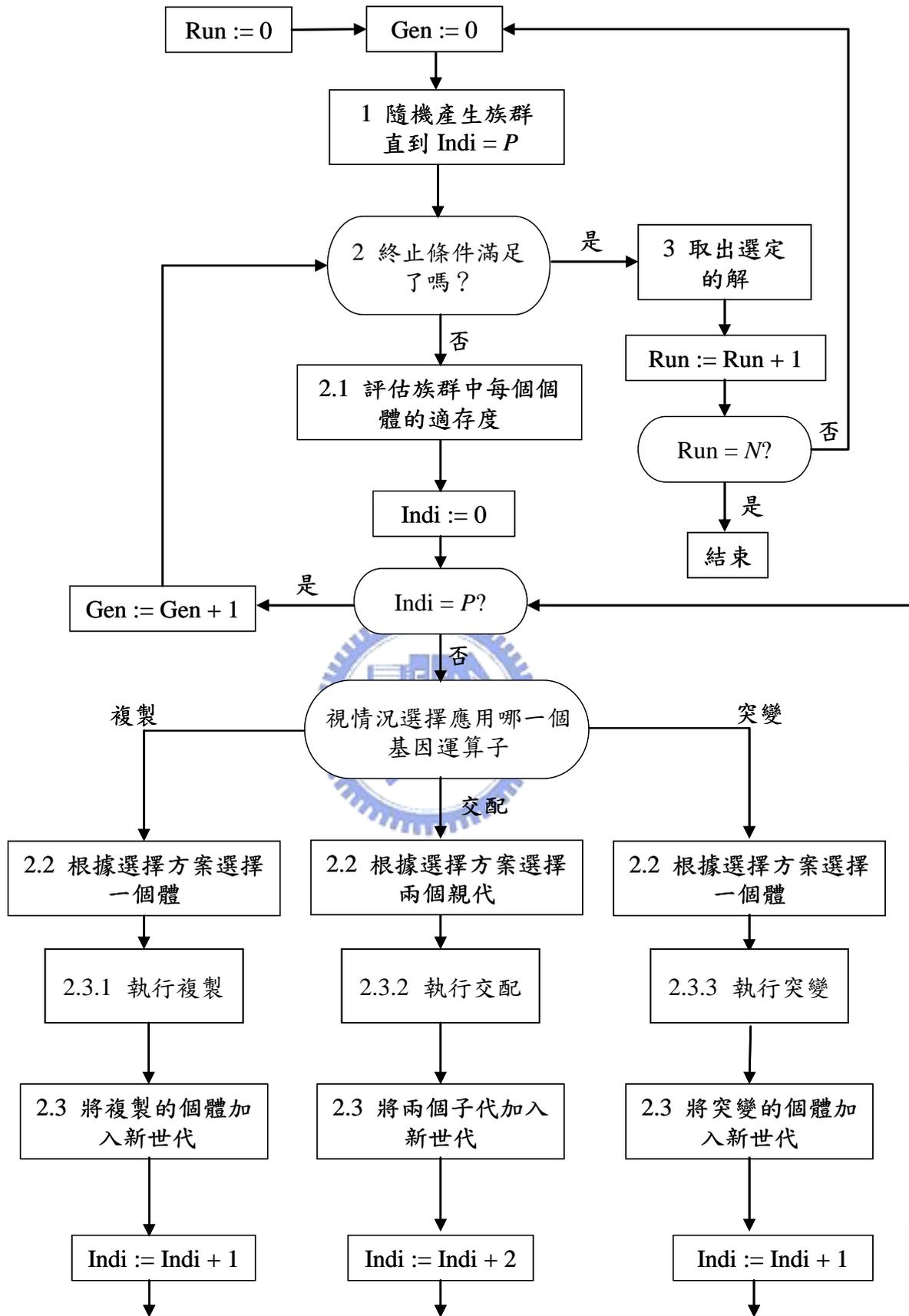


圖 2.7 傳統的遺傳程式規劃流程圖

第三章

使用遺傳程式規劃產生技術交易法則

在實務上，技術分析(technical analysis)早已受到廣泛的應用且已行之有年，其美中不足之處在於目前並無一堅實的學說來支持其理論基礎，儘管如此，就算是在技術分析的範疇，雖然存在使用慣例，許多技術指標(technical indicator)所該引入的參數（通常是日數）和指標值到達多少及其該代表的意義至今仍無法巧妙的判定，舉例來說，像是移動平均線(moving average)和相對強弱指數(relative strength index)該用幾日來評估，相對強弱值高到多少才算超買、低到多少才算超賣，諸如此類的問題目前都還沒有一定的決定標準。

基於上述的問題，藉用遺傳程式規劃可在函數集合中隨機引入技術指標及其計算日數的特性，甚至是搭配其餘函數集合中元素的組合，期望能藉由量化的指標值以及提供機械化買賣訊號的雙重影響下，規劃所得出的結果說不定會有在使用預設值之外出乎意料的發現。本章先介紹技術分析的基本假設和應用概念，引出在遺傳程式規劃中所選用的技術指標，之後再套用遺傳程式規劃中特有的演化能量，希望能在看似雜亂無章的歷史價格資料中推演出讓人坐以待「幣」的交易法則。

3.1 技術分析

用來分析和預測股票市場的方法可以分為兩大類：基本分析(fundamental analysis)和技術分析。前者重在研究市場內在的潛質並以之訂定股票價值，後者相信數字會說話，希望藉由研究市場當下的表現來預測未來走勢。因此技術分析以能夠量化的市場資料為基礎，也是本論文中用以研究的基本根據。

技術分析以「供需法則」的概念為基礎，堅持下列三個原則為其基石[27]：

- 市場行為決定一切。
- 股價變動有一定的趨勢。
- 歷史將會不斷重演。

技術分析的一項重要依據就是技術指標，藉由使用目前和過去的股票價格和成交量來量化市場的表現，另外，為了拓展搜尋空間，本論文援用三種常見的技術指標，包括移動平均線、動量變化率指標(rate of change)和相對強弱指數。

3.1.1 技術分析的介紹和特點

技術分析的研究主要是以觀察由過去價格傾向所繪製成的圖表和技術指標的紀錄來進行，藉由不斷的經驗累積、觀察圖表是否符合過去各式各樣的特定模式後猜測價格曲線會往什麼方向移動。在過去的相關文獻中可以發現在技術分析領域中持續有人提出新的技術分析方法、技術指標和工具[31]，截至目前，光是技術指標就有二十幾種，這些技術分析師都相信價格變化是有固定模式且有跡可尋的，藉由種種推演就可以整理出規則並加以利用[28]。尤其是近幾十年來，拜計算速度的大幅提昇以及越來越廉價之賜，多樣技術分析的工具能夠更有效率地搭配以提醒技術分析師某些模式或趨勢已經悄悄地形成或結束。

技術分析並不打算研究一間公司的財務資料，像是財務報表、紅利、股息等，會關心以上基本面中所有影響股票價格的研究稱作基本分析，技術分析藉由使用過去歷史的價格和成交量資訊而發展出一些有物理意義的計算公式，也就是技術指標，期望能夠科學、客觀地明確量化某種趨勢的程度，進而希望當下次類似趨勢形成時能夠掌握先機進場或退場。當指定了一個 n 日的時間間隔(time window)時，各種技術指標就可以被計算出來。式(3-1)、(3-2)、(3-3)及(3-4)列舉了一些簡單常見的技術指標，依序是乖離率(bias)、動量指標(momentum)、心理線(psychological line)及成交量比率(volume ratio)，通常技術指標習慣以百分率表示。式(3-1)的分子稱作乖離，若以兩百日移動平均線當作判斷標準，在圖3.2中，將當日收盤價減去兩百日移動平均價就稱為乖離，乖離率是依靠計算股價波動和移動平均線偏離的程度來預測可能的回檔或反彈；動量指標用以反映股價波動的速度，一般而言當其由正轉負時為賣出時機，反之則為買進時機；心理線是人氣指標的一種，用以觀察一段時間內投資者的心理是傾向買方或是賣

方，作為研判此時股市是處於超買或是超賣；成交量比率是根據衡量買賣氣勢的強弱來預測之後股價可能繼續上揚或下跌。如同其餘預測機制，技術分析也不保證其預測結果是百分之百正確，它只是嘗試提供最有可能發生的結果[29]，信與不信，端看使用者的經驗與智慧。儘管看似神奇，自技術分析發展以來還是有不少死忠支持者堅信其中可能蘊藏微乎其微預測未來的能量。

$$\frac{\text{當日收盤價} - n\text{日移動平均價}}{n\text{日移動平均價}} \cdot 100 \quad (3-1)$$

$$\text{當日收盤價} - n\text{日前收盤價} \quad (3-2)$$

$$\frac{n\text{日內大盤上漲天數}}{n} \cdot 100 \quad (3-3)$$

$$\frac{\frac{n\text{日內上漲日總成交量} + \frac{n\text{日內平盤日總成交量}}{2}}{n\text{日內下跌日總成交量} + \frac{n\text{日內平盤日總成交量}}{2}} \cdot 100 \quad (3-4)$$

所謂基本分析是相對於技術分析而言，基本分析看重大至國內外總體經濟政治局勢的外部因素，小至目標公司的員工薪水、業務拓展、財物表現、每股紅利、市佔率與經理人的監督管理風格等其他相當「基本」的營運狀況，並以此為準則來訂定此公司股票的價值；相反地，技術分析只重外觀表象上價格曲線的移動，所有該是基本分析討論的影響市場價格的因素，以及是消息面與心理面的潛在效應等都會忠實的在股票交易的「值」與「量」上表現出來，因為股票的市場價格完全由供需關係來決定，當要預測股價的趨勢時，只需觀察供需關係本身，而不必再對會影響供需關係的因素加以討論[30]。

綜合上述技術分析與基本分析的特性：技術分析可以預測短期股價漲跌傾向以及新、舊趨勢的開始或結束，但要決定應購買哪一檔股票，甚至是要預測其長期走勢就要使用基本分析，成功的股票投資人會看重技術分析對近期資訊較敏感的特性並以之作為短期內選擇買賣時機的依據；另一方面利用基本分析著重於一間公司遠景的描繪，藉由判斷目前股票價位是否合理再選擇長期持有或儘快拋售股票。簡而言之，基本分析用以長期選股，而技術分析用以決定短期買賣時點，此近乎完美的獲利策略如下頁圖3.1所示：

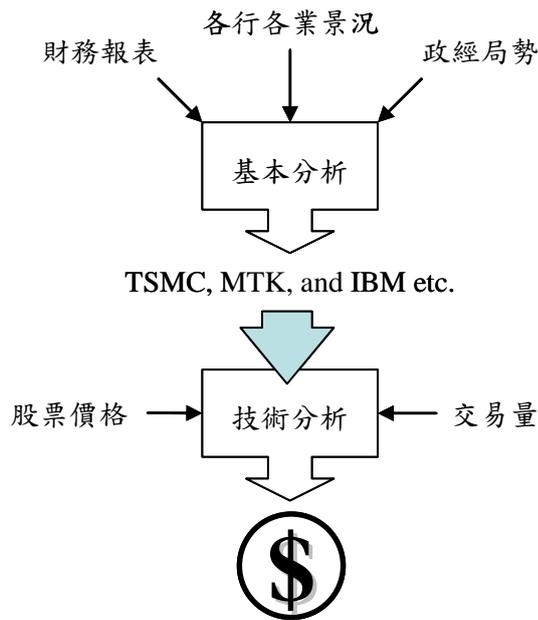


圖3.1 獲利策略

本論文因針對短期的買賣時點作探討，故選用技術分析當作交易規則的組成元素。

總結來說，技術分析的理論奠基於下面三項假設[32]：

- 1 市場行為決定一切，既然價格由供給與需求決定，則所有影響供給與需求關係的因素，包括消息面、基本面與心裡面，都會反映在價格上，所以只要專心研究價格波動就已足夠。
- 2 股價變動有一定趨勢，而且會持續一段時間，因為市場無法對影響供給與需求的因素立即反應，而是需要一段時間緩緩適應，因此也給予投資人擊敗市場的機會。
- 3 歷史將會不斷重演，技術分析師相信投資者的心態和行動都會前仆後繼地循著前人的腳步，假如台積電股價有機會重回四十元的關卡，在大環境沒什麼改變的條件下，投資者會相信一間曾經讓先前投資人賺錢的企業的技術水準還是會持續不斷創新研發，股價一飛沖天指日可待。儘管可能是心理層面的一廂情願，甚至是不理性的，但是這些導因於人的特質所造成的影響確實存在，也很難精準地量化。

數十年來許多文獻中對技術分析是否真能從目標市場獲利多有探討，通常不同市場就可能會得到不同的結論，不過其中就算聲稱有獲利的，其測試步驟也還是存在一些問

題值得探討[34]。

然而，技術分析的假設條件卻和其他市場投資理論，像是(efficient market hypothesis)和隨機漫步理論(random walk hypothesis)有所出入：在財經領域中，所謂消息，或說是任何會影響市場價格的因素，是隨機出現且事先不可能知道的，效率市場假說主張金融市場對消息的反應是極度具有效率的，市場價格都會很快速的充分反映所有可獲得的資訊[35]，一個人除非靠內線消息或天生好運，否則是無法藉由目前公諸天下的訊息獲得超額報酬，當然也就不可能持續地擊敗市場[36]。

除了效率市場假說以外，隨機漫步理論是另一個和技術分析的理論基礎背道而馳的學說，隨機漫步理論主張儘管每天都有新的消息流入市場，在大家都接觸相同訊息的條件下，買賣雙方都相當聰明機智，因此價格會在一個合理的價位上作布朗運動(Brownian motion)，這些價格波動是隨機變化、不受過去價格影響的。假如此理論成真，那麼技術分析派所主張的圖表樣式趨勢論就應聲瓦解，當然也就不可能預測未來走勢。簡而言之，根本就沒什麼方法可以戰勝市場，因為一切都是隨機變化，股價不會照你預期的變動，擲骰子決定你的投資組合都有可能打敗專業的建議。

總括來說，技術分析學派贊成市場中絕對不是全部都由如同在效率市場假說中所陳述的近乎理性的投資者所組成，股價波動也絕對不會和之前的走勢完全無關。冥冥之中就會有趨勢存在的概念一直是技術分析學派最不可動搖的基石。文獻中有不少針對台灣股市為目標市場的研究，結果發現技術分析並不是全無用武之地[1, 2, 3, 4, 5, 6]，因此利用遺傳程式規劃中隨機取材的特性，並搭配適當的技術指標以成為嶄新的交易策略將是本論文的研究重點。

3.1.2 幾種技術指標的介紹

時至今日，多種技術分析方法甚至是技術指標如雨後春筍冒出，當然，不同的技術指標各有其擅場的領域及應用方法，唯其共通點皆主張要充分瞭解其特性並累積經驗後才能選到正確當用的技術指標。既然技術分析在台灣股市是有發揮餘地的，因此選取何種技術指標就成了一個很重要的課題。在過去學者研究中發現，在不同的個股、不同期間選用不同的技術指標都會有不同的績效表現[2, 3, 4, 5]。至於要搭配幾種技術指標才會有最好的效果，文獻中並沒有明確答案[2, 6]。但可以預期的是，就如同技術分析所陳述的，一定要搭配多種指標，靠彼此間相輔相成才有預測的功效。

本研究憑藉國內、外學者在其目標市場的成功經驗[22, 37]以及在實務界的廣泛使用程度選擇了三樣具代表性的技術指標：分別是移動平均線、動量變化率指標和相對強弱指數，茲將此三者特性介紹如下：

3.1.2.1 移動平均線

在技術分析的領域中，移動平均線是一種被廣為使用，以達到分析時間序列資料目的的技術指標線，其中最常被拿來計算股票價格。藉著統計若干日的股價再加以平均，希望能以公平的方式觀察過去這一段時間以來價格波動的均勢。在數學上，移動平均線就是一個簡單卷積運算(convolution)的結果；在訊號處理領域中，移動平均的運算本身就有低通濾波器(low-pass filter)的功用，因此當價格產生劇烈震盪的時候，從移動平均線是看不太出來的。當計算的日數越多，移動平均線就越顯得平滑；反之則會越像原本的時間序列資料，如圖3.2所示：

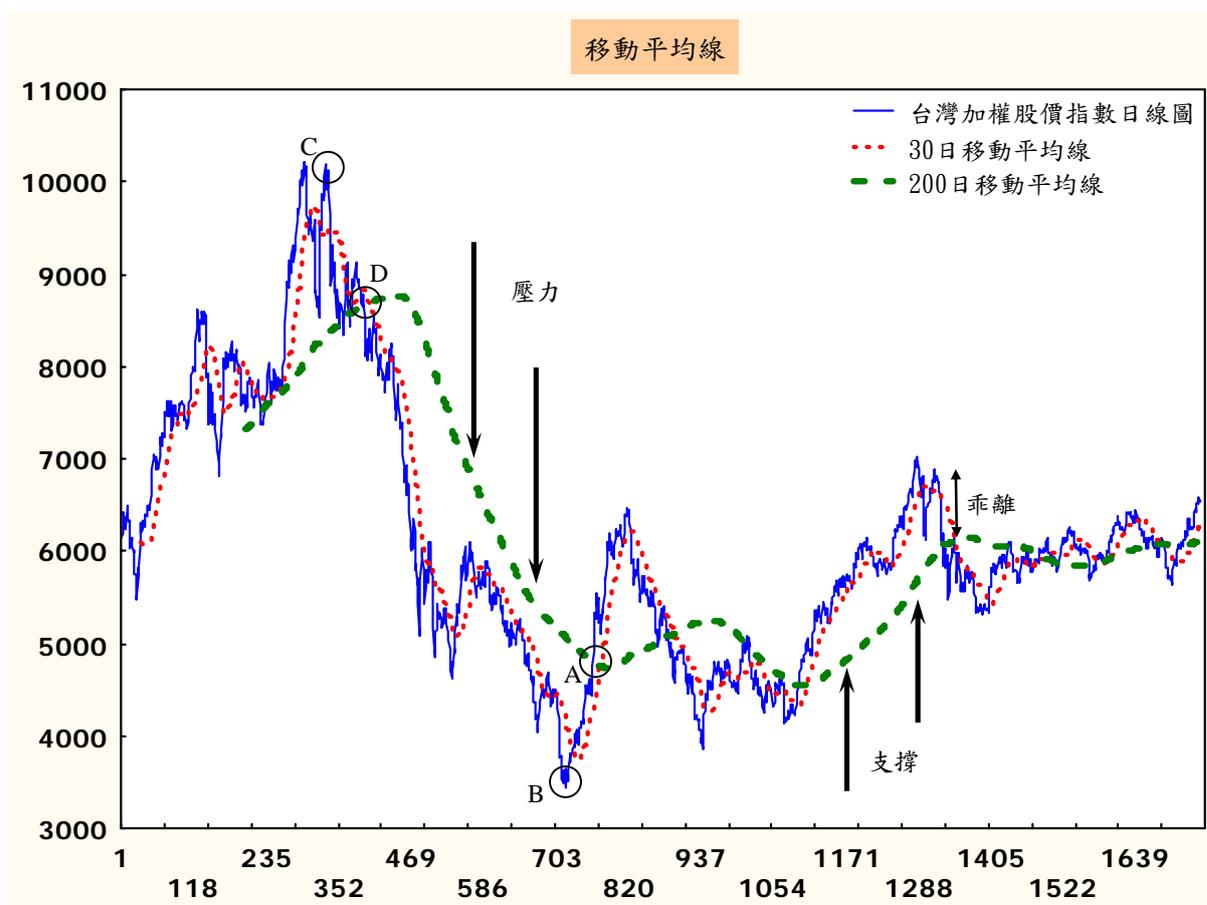


圖 3.2 技術分析指標—移動平均線

當要繪製移動平均線時，第 $n+1$ 日的前 n 日移動平均，表示成 $MA_{n+1}(n)$ ，的計算方是

就是將前 n 日蒐集到的 n 筆價格，也就是第一日收盤價 p_1 、第二日收盤價 p_2 …到第 n 日收盤價 p_n 全部加總後再加以平均，如式(3-5)所示：

$$MA_{n+1}(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i \quad (3-5)$$

隨著時間間隔的移動，當要計算連續的移動平均時，並不需要將過去全部 n 日重新加總在平均，只要引入最新一日的價格，移除最舊一日的價格就可以，如式(3-6)所示：

$$MA_{n+2}(n) = MA_{n+1}(n) + \frac{p_{n+1} - p_1}{n} \quad (3-6)$$

在某個特殊情況下移動平均線會失效：當時間序列的資料有週期性變化的特性時，因為時間間隔總是包括整個週期，引用移動平均反而會看不到資料變化的資訊，但是好顯在財務金融領域中鮮少有如數學中規律週期的情況發生。

因為計算方式，移動平均有緩和近期價格波動的效果，所以它可以用來代表長期的趨勢，至於時間間隔要取多長才能表現出長期趨勢則沒有定見，西方社會視200日移動平均線為一個相當程度可以代表長期走勢的投資依據，行情價格若在長期移動平均線之上屬於多頭市場，反之則為空頭市場。對照日期後，若以兩百日移動平均線當作判斷標準，台灣股市在2003年6月到2004年4月代表多頭，2000年7月到2001年11月代表空頭。不過過於長期的移動平均線會使得投資者無法掌握目前即將形成的高峰或低谷以把握退場或進場時機，當把時間間隔取越短，移動平均線對近期的股價波動就越敏感，代表繪製者看中的是較短期的趨勢，同樣地，取多少代表短期則看應用而定。一般而言，取10日代表短期、90日代表中期、200日代表長期。

技術分析學派也常靠價格與移動平均線的消長程度來判斷買進或賣出：以200日移動平均線當作判斷標準，圖3.3中的A點稱為黃金交叉，此時價格向上突破移動平均線，代表趨勢即將向上攀升，為買進訊號；B點乖離極大，因此預期將出現谷底反彈，為買進訊號；C點漲幅過大，可能創歷史新高，短時間內將出現賣壓，預期價格將向下修正，因此為賣出訊號；D點稱為死亡交叉，此時價格向下突破移動平均線，代表趨勢即將反轉，又之前創歷史新高，增加此區為逃命波段的機會，因此為賣出訊號。此外移動平均線可視作上升趨勢的支撐(support)，或是下跌趨勢的壓力(resistance)，當有突破(breakout)發生時，代表下跌趨勢壓力的移動平均線就會轉變為支撐，反之亦然。

3.1.2.2 動量變化率指標

動量變化率指標是由動量指標而來，動量指標的計算方式為當日收盤價減去*n*日前收盤價，如式(3-7)所示：

$$MTM_{n+1}(n) = p_{n+1} - p_1 \quad (3-7)$$

當計算出動量指標後再除以*n*日前的收盤價就可以更仔細觀察出股價波動的比率，如式(3-8)所示：

$$ROC_{n+1}(n) = \frac{MTM_{n+1}(n)}{p_1} = \frac{p_{n+1} - p_1}{p_1} \quad (3-8)$$

在式(3-7)和(3-8)中， $MTM_{n+1}(n)$ 以及 $ROC_{n+1}(n)$ 代表第*n+1*日的*n*日動量指標及第*n+1*日的*n*日動量變化率指標，若與移動平均的計算方式相結合，會有如(3-9)的關係：

$$MA_{n+2}(n) - MA_{n+1}(n) = \frac{MTM_{n+1}(n)}{n} \quad (3-9)$$

觀察(3-9)可發現動量指標其實可由移動平均線圖表求出，等號左邊代表隔日移動平均線的斜率，因為移動平均線指標選用越多日會使得移動平均線的斜率越小，當兩條移動平均線隔日的斜率相同時並不表示此*n*日中動量指標相同，而是要乘以*n*才能知道此*n*日中價格的動能變化。因此當移動平均線出現波峰時，動量指標會由正轉負；當移動平均線出現波谷時，動量指標會由負轉正，移動平均線走勢越抖，代表這段時間價格變化的動能越大。

一般而言，動量變化率指標代表一股價格持續變化的動能，當觀察短期市場表現時，若漲勢形成，動量變化率指標為正；跌勢持續時，動量變化率指標為負。舉例來說，以虛線繪製的為50日的動量變化率指標，以右邊縱軸為其尺度；以實線繪製的為1999年到2005年台灣加權股價指數日線圖，以左邊縱軸為其尺度，如下頁圖3.3所示：

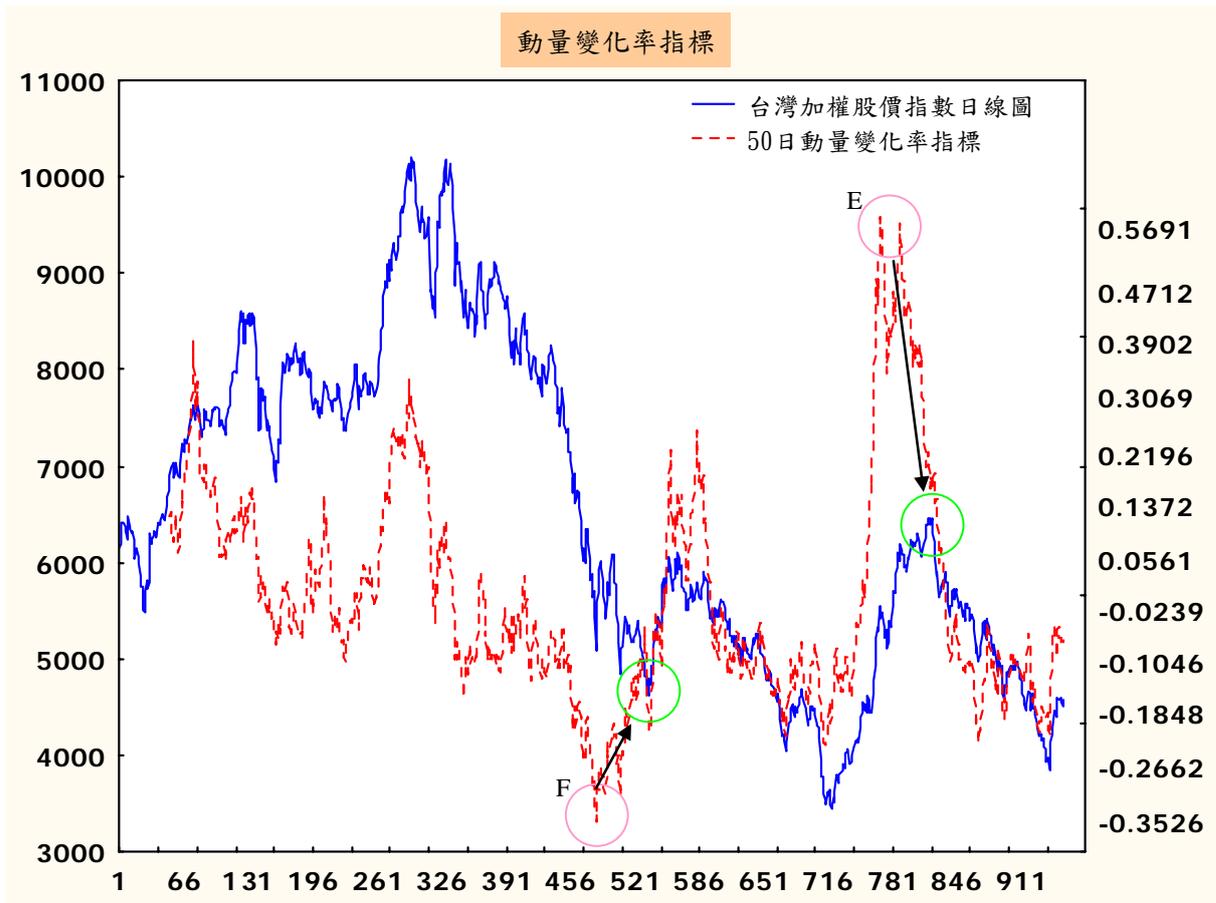


圖 3.3 技術分析指標—動量變化率指標

在圖3.4中，在相對高點形成前，動量變化率指標恆正但遞減，代表反轉趨勢形成前股價上升動能減低，此時為賣出訊號，如圖3.4的E點，當此上升動能消失後若有下降動能形成，股價就會應聲下挫，此時動量變化率指標由正穿越零交界轉為負值；在相對低點形成前，動量變化率指標恆負但遞增，代表反轉趨勢形成前股價下降動能減低，此時為買進訊號，如圖3.4的F點，當此下降動能消失後若有上升動能形成，股價就可攀升，此時動量變化率指標由負穿越零交界轉為正值。因此動量變化率指標可視作未來價格趨勢的先驅，當股價趨勢反轉前，此股動能的趨勢就該先反轉，價格趨勢反轉的越強烈，動能改變的趨勢也就越強烈。

3.1.2.3 相對強弱指數

在實務上，相較之下相對強弱指數是一種偏向輔助性質的技術指標，用以衡量目標市場是否有過熱或過於冷淡的現象，在一定時間內目標市場可進出資金為定值的假設條件下，當過多資金進場買進股票，也就是所謂的超買現象，意味著之後投資者可

能已無力加碼造成賣壓湧現，股價隨之有回檔的空間；當投資者持有現金過多以致於過少資金投入市場，也就是所謂的超賣現象，意味著之後可能出現買壓，股價隨之有反彈的可能。

相對強弱指數可以表示出買賣雙方互相拉扯的力道，當股價出現漲幅時視為買方力道，出現跌幅時視為賣方力道，當此兩股力量達到平衡時股價就會趨於穩定。假設第二日收盤價高於第一日，第三日收盤價低於第二日…第 $n+1$ 日收盤價高於第 n 日，則 $U_1 = p_2 - p_1$ ， $D_1 = 0$ ； $U_2 = 0$ ， $D_2 = p_2 - p_3$ … $U_n = p_{n+1} - p_n$ ， $D_n = 0$ ，定義 $SU_{n+1}(n)$ 為第 $n+1$ 日，前 n 日中隔日若出現漲幅，則把所有漲幅加總的和，如式(3-10)所示：

$$SU_{n+1}(n) = \sum_{i=1}^n U_i \quad (3-10)$$

$SD_{n+1}(n)$ 則代表第 $n+1$ 日，前 n 日中隔日若出現跌幅，則把所有跌幅加總的和，如式(3-11)所示：

$$SD_{n+1}(n) = \sum_{i=1}^n D_i \quad (3-11)$$

因為當隔日出現漲幅時， $U_{n+1}(n)$ 往上累加但 $D_{n+1}(n)$ 不變；當隔日出現跌幅時， $D_{n+1}(n)$ 往上累加但 $U_{n+1}(n)$ 不變，再引進移動平均的概念， $MAU_{n+1}(n)$ 代表上漲點數的移動平均，也就是第 $n+1$ 日的前 n 日上漲點數平均值，同理 $MAD_{n+1}(n)$ 代表下跌點數的移動平均，也就是第 $n+1$ 日的前 n 日下跌點數平均值，因此買方與賣方力道的比，也就是相對強度(relative strength)，可以用式(3-12)來描述：

$$RS_{n+1}(n) = \frac{SU_{n+1}(n)}{SD_{n+1}(n)} = \frac{MAU_{n+1}(n)}{MAD_{n+1}(n)} \quad (3-12)$$

式(3-12)中分子、分母可消去共同因子 n ， $RS_{n+1}(n)$ 即代表第 $n+1$ 日的前 n 日相對強度。當要計算相對強弱指數時，通常會將其原本介於0~1之間的數值乘上100以對應到0~100的尺度，如式(3-13)所示：

$$RSI_{n+1}(n) = \left(1 - \frac{1}{1 + RS_{n+1}(n)}\right) \cdot 100 \quad (3-13)$$

$RSI_{n+1}(n)$ 代表第 $n+1$ 日的前 n 日相對強弱指數，將其整理後就可以得到式(3-14)：

$$RSI_{n+1}(n) = \frac{SU_{n+1}(n)}{SU_{n+1}(n) + SD_{n+1}(n)} \cdot 100$$

$$= \frac{MAU_{n+1}(n)}{MAU_{n+1}(n) + MAD_{n+1}(n)} \cdot 100 \quad (3-14)$$

考慮一個極端的狀況，當某檔股票呈現全面上揚的局勢時，相對強度會趨近無窮大，相對強弱指數會趨近一百，數值越大，代表買方力道越強，市場行情出現大多頭；相反的，當盤勢收黑一片慘綠時，相對強度會趨近零，相對強弱指數也會趨近零，數值越小，代表賣方力道越強，市場行情出現大空頭。相對強弱指數需視不同目標市場訂定不同標準，一般來說市場行情多介於30到70之間，且通常定80以上為超買，20以下為超賣。

一般來說，投資者常使用14日的相對強弱指數來當作參考依據，以右邊縱軸為其尺度並以虛線繪製；實線依舊代表1999年到2005年台灣加權股價指數日線圖，以左邊縱軸為其尺度，如圖3.4所示

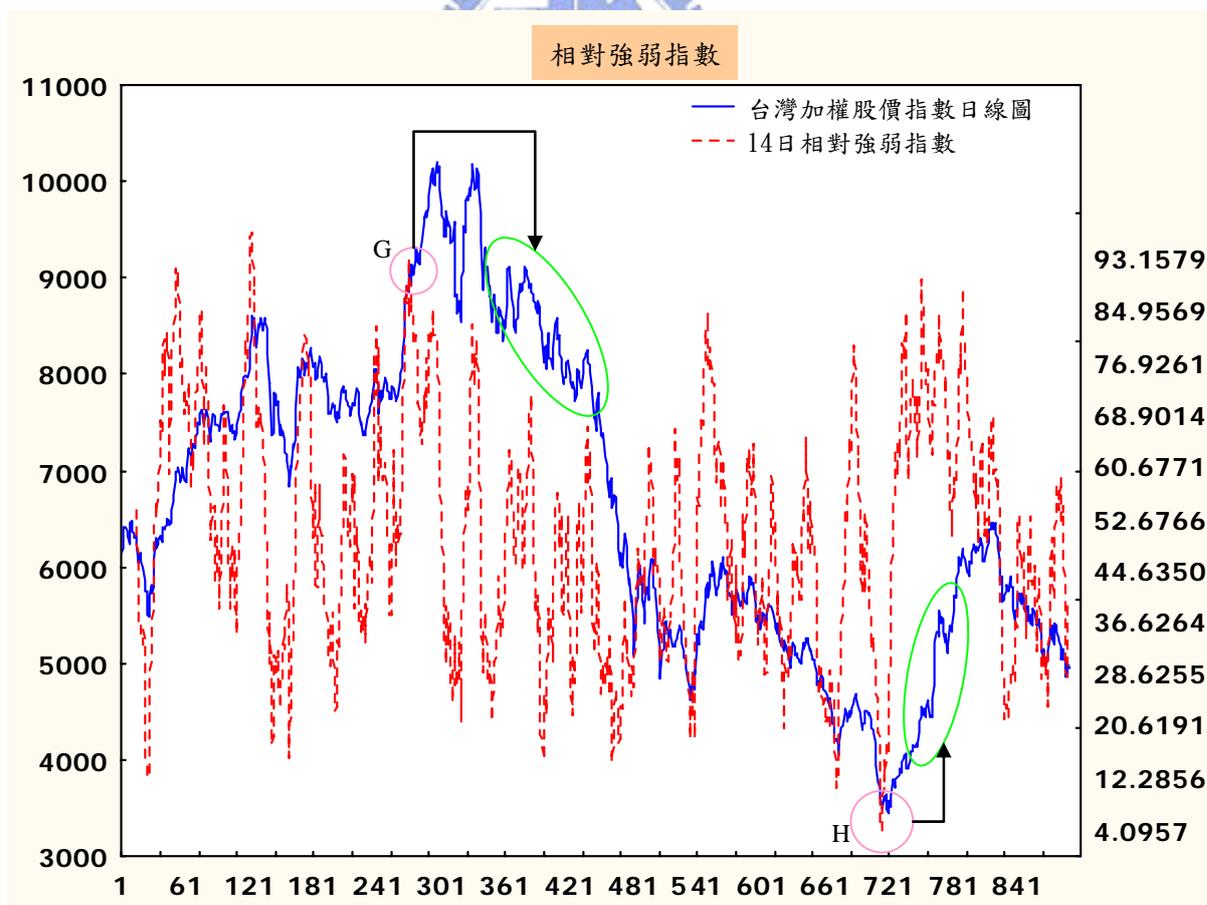


圖 3.4 技術分析指標—相對強弱指數

當超買發生但股價反而下跌就是一個後市可能急跌的訊號，如圖3.5的G點；當超賣發生但股價反而上漲就是一個後市可能止跌回升的訊號，如圖3.5的H點。超買和超賣訊號通常是用作警訊，尤其是當處在一個價格劇烈波動的市場中，根本就無法以相對強弱指數來當作進場和退場的依據。

3.2 技術交易法則的樹狀結構

樹狀結構的細部構造是影響遺傳程式規劃能否正確運作的兩大關鍵因素之一，如同2.2節所討論的，靠著遺傳程式規劃獨特的樹狀結構可以大大地拓展解的搜尋空間，在必須滿足封閉性(closure)的條件下[13]，規劃者必須適當地安排終端節點和函數節點的組合才能得到一棵有意義的樹，在本問題中一棵樹就是代表一個技術交易法則，隨之在樹林中，給予指引演化方向的適存度函數，如此遺傳程式規劃就可以自動求解。

樹狀結構的組成元素散佈在終端節點集合以及函數節點集合當中，終端節點集合的元素都是具有問題特性的變數或使用者定義的常數，這些運算元用作函數節點集合元素的輸入，因此可視為遺傳程式規劃中的主要輸入元素，因此如何挑選足以代表目標問題獨特性的變數以及符合問題尺度的常數是非常重要的，例如在尋找交易法則的問題中就可以引入開盤價、收盤價以及成交量；函數節點集合的元素則直接影響遺傳程式規劃後所得到結果的好壞，挑選關鍵性的函數和運算子不僅可以拓展搜尋空間，更可以幫助我們瞭解問題的特性，例如在尋找交易規則的問題引入技術分析指標，反之若引進太多非必要函數反而讓整個搜尋解的過程猶如大海撈針，相當沒有效率，例如引入過多技術分析指標，此點通常可藉由經驗累積來避免。

本研究中以樹狀結構來代表一個交易策略，透過終端和函數節點集合元素的交互配合讓遺傳程式規劃得以運作，茲將本研究使用的終端和函數節點集合敘述如下：

終端節點集合

- 日數常數：隨機在5~250間，以5為間隔取樣，也就是說5、85和195都有可能被挑中。
- 隨機常數：隨機在0~2取樣，以小數點兩位為原則，例如0.97、1.68。
- 布林常數：「True」和「Fals」。
- 收盤價變數：「Pric」。

函數節點集合

- 算數運算：「ADD」、「Abst」、「Mult」和「Over」。
- 實數函數：「Norm」、「Max」、「Min」、「Lag」、「Avg」、「ROC」和「RSI」。
- 邏輯運算：「AND」、「OR」和「NOT」。
- 比較運算：「More」和「Less」。
- 條件運算：「B_if」、「R_if」。

在終端節點集合中，日數常數用作實數函數中除了「Norm」以外的引數，代表引入函數所需計算的日數，由於考慮到實務上技術指標類的函數經常被引用的日數，所以訂定250為其合理上限；隨機常數是算數運算以及「Norm」會使用的運算元，由於參考經過調整後本研究的資料範圍，所以將隨機常數範圍訂為0~2；布林常數是邏輯運算以及條件運算中都有可能出現的運算元，「True」和「Fals」被取樣的機會各半；收盤價變數為本研究中唯一引入代表問題特性的變數，由於原始收盤價並不符合本研究所能接受資料的尺度，因此把當日收盤價除以前30日收盤價的移動平均值後得到的資料就是「Pric」，當選用的日數越多，「Pric」曲線會和原始收盤價曲線差異越大，其散佈在1以外的範圍也越大。

函數節點集合的元素依其特性不同可能需要一至三個引數或敘述，這些敘述可以是算數運算或邏輯運算的子樹。算數運算的「ADD」、「Abst」、「Mult」和「Over」依次代表加法、減法、乘法和除法運算，通常以隨機常數或輸出為實數的子樹為其運算元。當加法、減法、乘法和除法運算的結果超出0~2的範圍時就回傳0或2，唯獨在除法運算中當除數為0就回傳被除數，也就是把除數當作1；實數函數中的「Norm」會回傳以隨機常數或輸出為實數的子樹為其運算元的兩數的絕對值，「Max」、「Min」、「Lag」、「Avg」、「ROC」和「RSI」以日數常數為引數，搭配收盤價輸入，就可以依次得到數日中收盤價的最大值、數日中收盤價的最小值、數日前的收盤價、數日如式(3-5)定義的移動平均、數日如式(3-8)定義的動量變化率指標以及數日如式(3-14)定義的相對強弱指數，另外為了統一尺度，在「ROC」的計算中會把(3-7)計算出的值會再加上1，在「RSI」的計算中會把式(3-13)用以改變尺度的100換成2；邏輯運算中的「AND」、「OR」需要兩個運算元，其運算元可以是以布林值為

輸出的邏輯運算、比較運算、條件運算、或布林常數，「NOT」只需要一個運算元，其運算元可以是任何以布林值為輸出的子樹或是布林常數；比較運算需要兩個運算元，其運算元可以是任何以實數值為輸出的子樹或是隨機常數，特別的是比較運算的輸出是布林常數，因此常用作實數值與布林值溝通的橋樑；條件運算需要三個運算元，其運算元組成較具彈性：「B_if」以布林值為輸出，其三個運算元必須是以布林值為輸出的子樹或是布林常數，當上層敘述為真，「B_if」會回傳中層敘述所計算出的布林值，否則回傳下層敘述所計算出的布林值；「R_if」的運作原理和「B_if」極為相似，差別在於中層和下層的敘述為回傳實數值的子樹或隨機常數，當上層敘述為真，「R_if」會回傳中層敘述所計算出的實數值，否則回傳下層敘述所計算出的實數值。

顯然地，如果不加以限制，終端和函數節點集合的元素在交錯搭配下必定會違反遺傳程式規劃中必須滿足封閉性的假設，也就是說邏輯運算的運算元不可以是回傳實數值的算數運算，算數運算的運算元也不可以是布林常數，因此為了避免生成一個不合邏輯也沒有意義的樹，規劃者就必須多費心思巧妙地安排終端和函數節點集合元素的組合方式。因為樹的輸出為布林值，因此大致上可以觀察出算數運算和實數函數處於樹狀架構的較低層級，邏輯運算和條件運算中的「B_if」位於樹狀架構的較高層級，甚至位於根節點，比較運算和條件運算中的「R_if」則居中協調。

根據上述定義的終端和函數節點集合的元素就可以表示出實務上廣為使用的技術交易法則，舉例來說，當黃金交叉發生時，會有一個關鍵子樹表示移動平均價小於當日收盤價，如圖3.5(a)；或是需搭配當日收盤價創60日新高才能做出判斷，如圖3.5(b)：

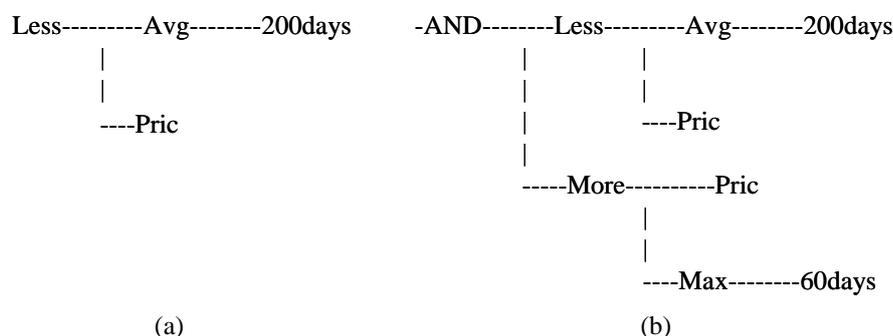


圖 3.5 技術指標型交易策略

更複雜的情況如圖3.6所示，搭配條件運算後使得技術交易策略更為縝密：

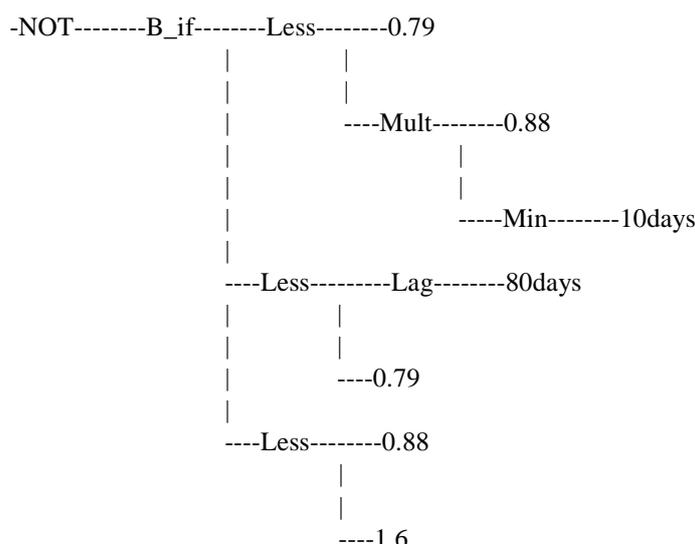


圖 3.6 引入條件運算的技術交易法則

3.3 適存度評估

遺傳程式規劃中最主要是靠適存度函數來執行天擇的動作，在決定個體優劣的過程中，往往由於機器學習(machine learning)演算法的本質而產生過適現象(overfitting)，本研究中主要使用交叉驗證(cross validation)的方法來避免過適現象的出現，另一方面，適存度函數的計算方式必須建立在技術交易法則輔助型買進觀望策略(technical trading rule assisted buy-and-hold strategy)之上，節3.3.2先介紹適存度函數，技術交易法則輔助型買進觀望策略將留待在節3.4.1中作介紹，如此在遺傳程式規劃最具畫龍點睛與代表性的要素就已兼備。

3.3.1 過適現象迴避

過適現象之於遺傳程式規劃，就像過度學習(over learning)或過度訓練(over training)之於資料探勘(data mining)與類神經網路(neural network)，是一種導因於機器學習方法的本質而在某個時間點之後產生所用模型將訓練資料(training data)獨有的古怪特質記憶住，以致於無法顯現出非訓練資料，或說是整體訓練目標一般性特質的一種現象，換句話說，在目標市場尋找交易法則的問題中，一個經由遺傳程式規劃尋找交易策略的過程，其實就是在建立一個市場可獲利部分特性的模型，因此我們希望藉由訓練資料學習到目標市場的一般化特性以預期未來將此獲利模型應用到以後不可見的資料時也照樣能獲利。在自然生存法則中，產生過適現象的個體將不可能長期存活，舉例來

說，長頸鹿的脖子越長固然可以吃到越高樹木的葉子，但萬一其固有的棲息地遭遇旱災以致於族群必須遷徙時，假若新的棲息地遍布小型樹木，此時高個長頸鹿必定面臨另一種層面的考驗。

過適現象發生的原因常常是由於訓練資料不夠多、學習期過長或甚至是演算法使用不當所導致，前二者通常可藉由調整訓練資料與測試資料(test data)的比例以及靠經驗反覆執行學習過程以找到一個合理的學習期，但即使是夠多的訓練資料仍免不了為些許的過適現象所苦；後者可能是導因於演算法本身，舉例來說，在使用遺傳程式規劃找尋技術交易法則的問題中，就有可能發生選擇壓力調整不當而使得選定的交易法則落在局部最佳解上，也就是此樹過度記住了訓練資料局部最大(local maximum)的特徵而沒有生成能夠預測未來獲利能力一般性的結構，當過適現象發生時，技術交易法則會顯現出結構太複雜或節點數過多的特徵，其中由於遺傳程式規劃隨機創造或接上子樹的特性，因此可能免不了有一些在評估此樹的過程中根本不會被使用到的樹枝，如下頁圖3.7所示：



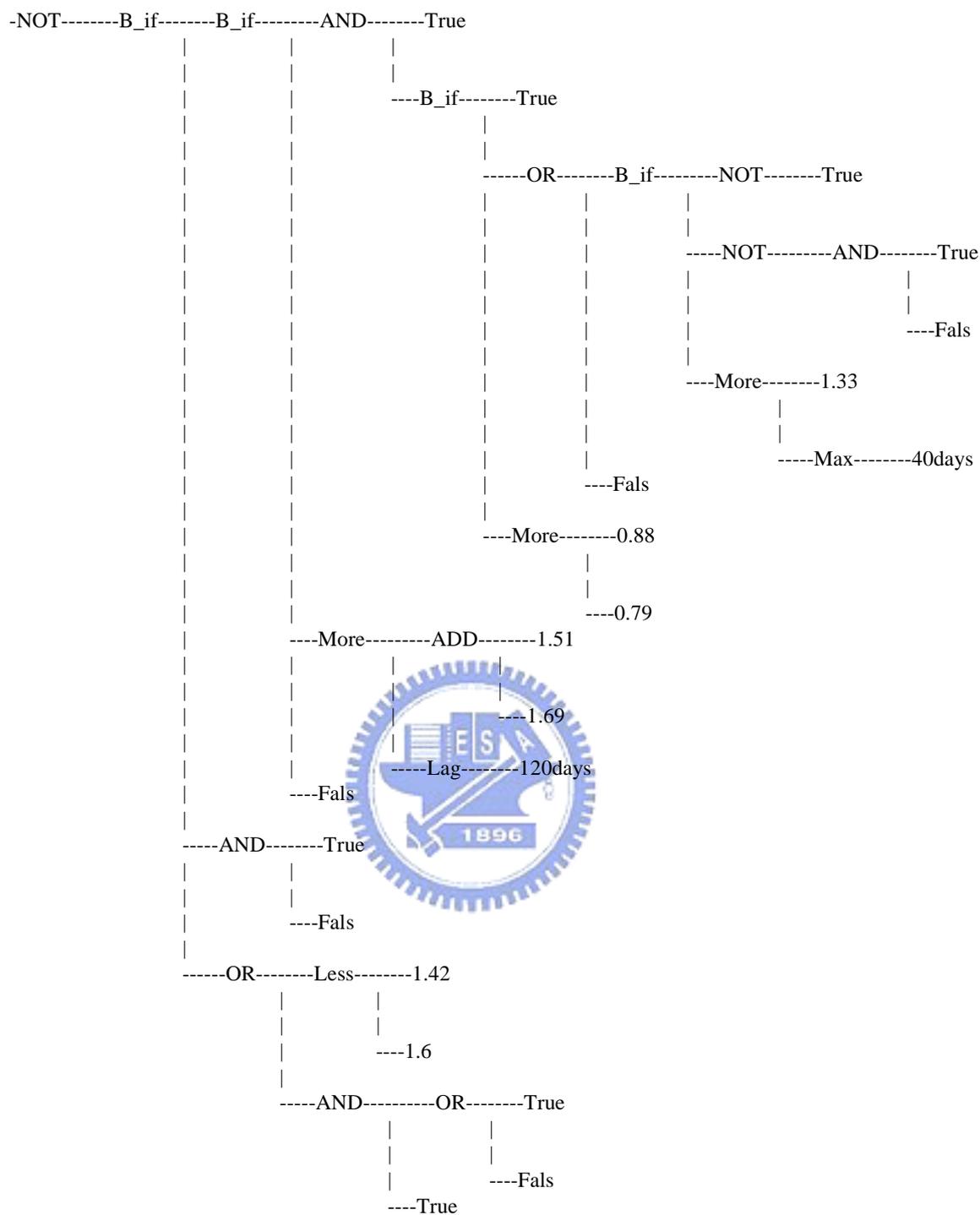


圖 3.7 過適技術交易法則。深度：10，節點：42

深度定義為從根節點出發不折返所能經過最多的節點數，有過適特質的技術交易法則會在訓練資料上展現出高人一等的獲利能力，但應用在測試資料時其表現卻明顯衰退。

既然有過適特徵的樹具有高度複雜的結構以致於形成一個巨大的樹使得可讀性大

大地降低，那難道反而是相對矮小的樹可以達到在未來市場獲利的目標嗎？直覺上，一個歷史悠久的目標市場必定具有一定的成熟度，因此在遺傳程式規劃中所訓練出具有預測未來能力的模型樹免不了是結構適中的，過小不足以將其獲利的一般性拓展到未來，過大則明顯是過適現象，換句話說，樹的複雜程度或大小要和獲利能力成比例才有意義。在文獻中，有許多決策樹(decision tree)在經過修剪後，其正確性並不會因此降低，在某些例子表現反而更好[38, 39]。更有些論證本於奧卡姆剃刀(Occam's razor)原則（排除不必要的假設性思考元素以把論題簡化的思考模式），認為相對簡單的模型有更強表現出一般化特性的預測能力且與實際模型的誤差也更小[40, 41]。

然而，有些學者對上述論證本著懷疑的態度，Domingos舉出一些以經驗法則為基礎的研究，說明相對簡單的模型是比預期表現差勁的[42]，繼Jensen和Cohen之後，Domingos認為是所使用模型的數量導致了過適現象的發生，而非其在學習過程中可能產生的複雜結構[43]。

綜合以上所述，在遺傳程式規劃中可藉由以下方法來迴避過適現象：

- 1 盡可能蒐集訓練資料，越多越好。
- 2 去除資料中和問題屬性不相關的雜訊。
- 3 限制演化世代數以避免學習期過長。
- 4 對結構複雜的樹施以懲罰條款來降低其適存度。
- 5 將族群數量以經驗訂定一個合理的大小。
- 6 使用交叉驗證法。

在第二個方法中，產生過適現象的技術交易法則可能會著重在描述市場非獲利部分的特性，但要去除雜訊相當不容易，因為在一般不瞭解目標市場的情況下是不會有足夠的訊息讓我們去辨別哪些資料和市場獲利部分相關，哪些不相關，因為正這是我們希望藉由遺傳程式規劃找到的。第四個方法可藉由當某棵樹的深度超過限制值時，並非盲目限制其深度及節點數，而是將其原始適存度 f_{raw} 乘上限制深度 d_{max} 和實際深度 d_{actual} 的比例當作用以繼續演化的適存度 f_{adj} 的方法來實現[22]，如式(3-15)所示：

$$f_{adj} = f_{raw} \frac{d_{max}}{d_{actual}} \quad (3-15)$$

此方法在本研究並沒有顯著的效果，因為在未使用方法四時，規劃所得的技術交易法則在過適特徵方面並不明顯。第六個方法是本研究中最主要用來避免過適現象發生的方法，交叉驗證法是將訓練資料分為兩部分，一部份稱為訓練期(training period)，另一部份稱為驗證期(validation period)，後者用以驗證模型樹在訓練期的表現是否貨真價實，一個在訓練期獲利能力好上許多的技術交易法則會因為在驗證期表現不佳而遭到捨棄，此時即為過適現象發生，如圖3.8所示：

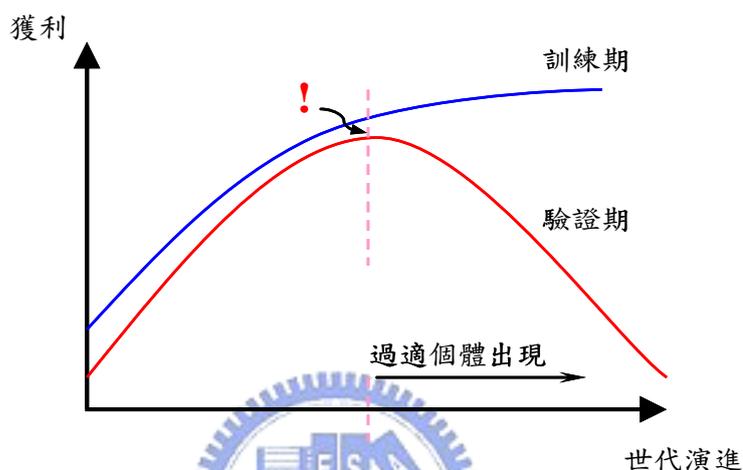


圖 3.8 過適現象

反之，一個在訓練期表現稍嫌不佳的技術交易法則還是有可能因為在驗證期展現相較其餘競爭對手更好的獲利能力而被挑中，由於輸家著重在記憶訓練期資料的古怪特質，因此付出了無法辨別目標市場一般性規律的代價。在使用交叉驗證法的學習過程中，學習終點的判定並不是技術交易法則在訓練期的獲利能力到達飽和，而是在驗證期的獲利能力開始出現走下坡的趨勢且持續一段時間時，此外，交叉驗證法的操作同時也具有方法三和方法四的效用，因為只要學習終點一出現就可以避免學習期過長，當然也減少了出現複雜結構的技術交易法則的機率，懲罰條款也就無用武之地。實際上，技術交易法則在驗證期的曲線可能存在不少局部最大的獲利點，因此可藉由將學習期，也就是演化的世代數拉長，再將所有資料以人工判定的方法來決定何者為所要的技術交易法則。

3.3.2 適存度函數

不同的適存度函數可以將演化導引到不同的方向，本研究使用的適存度函數有三

種，分別是悲觀性平均報酬率(pessimistic return on margin)、平均報酬率(return on margin)、報酬風險比(reward-to-risk ratio)[44]，以此三種標準來評估究竟哪一種方法最適合在台灣股市中謀取最大利潤，投資人也可以自身經驗來評估其結果是否符合台灣資本市場的特質再加以參考，如此才可避免陷入人云亦云的窘境。

3.3.2.1 悲觀性平均報酬率

傳統上在使用遺傳程式規劃找尋技術交易法則的問題中，都會在訓練期使用超額報酬(excess return)當作適存度函數，也就是在訓練期結束後計算所得的平均報酬率減掉依據訓練期開始和結束的收盤價計算所得的報酬率來當作演化的基礎，但這樣做往往會造成無法看出此技術交易法則在這段期間的平均表現，也就是說，平均報酬率可能來自極少次數的交易所造就的龐大獲利，這樣的技術交易法則是無法通過測試資料的考驗而得到一致結果的，此可能不是大賺就是大賠的不穩定現象並不是一個我們所期待的投資方式。

為了要避免上述現象，本研究不僅在評估某技術交易法則的表現時都是以年度表現來考量以緩衝爆起暴跌的現象，在使用悲觀性平均報酬率當作適存度函數時更加進打敗市場和被市場打敗的次數來當作評估技術交易法則表現的要素，藉由故意強調輸的次數、看扁贏的次數來悲觀地衡量此技術交易法則在訓練期的表現，期望在訓練期被綁手綁腳的技術交易法則能夠在測試資料中展現解開束縛後的獲利能力，進而創造贏的更多，輸的更少的局面。

本研究所使用的第一種適存度函數是悲觀性平均報酬率，其運作方式是藉由將某技術交易法則在訓練期打敗市場的次數扣掉其平方根再乘上平均獲利來當作調整後看似變差的獲利能力；至於被市場打敗的次數則要加上其平方根再乘上平均虧損來當作調整後看似更加慘澹的虧損，如式(3-16)所示：

$$PROM = \frac{AW(NW - \sqrt{NW}) + AL(NL + \sqrt{NL})}{mgn_{ini}} \quad (3-16)$$

其中PROM代表悲觀性平均報酬率，AW代表平均獲利，以正值表示，NW代表打敗市場的次數；AL代表平均虧損，以負值表示，NL代表被市場打敗的次數，mgn代表放在受託證券商的保證金，在本研究中將保證金初始值mgn_{ini}定為1000且每次交易都將保證金全數投入股票市場中，第n次交易的賺賠比如式(3-17)所示：

$$FMR_n = \frac{p_{sell,n}(1-t_{sell})}{p_{buy,n}(1+t_{buy})} - 1 \quad (3-17)$$

其中 FMR_n 代表第 n 次交易的賺賠比，計算所得為正代表此次交易賺錢，計算所得為負代表此次交易賠錢； NW 即為一段期間中統計賺賠比為正的次數， NL 則為一段期間中統計賺賠比為負的次數， $p_{sell,n}$ 代表第 n 次交易根據技術交易法則行動的賣出價格，也就是賣出當日的收盤價， $p_{buy,n}$ 代表第 n 次交易根據技術交易法則行動的買進價格，也就是買進當日的收盤價，由於買賣有價證券皆需支付千分之三的證券交易稅，且在賣出時須繳納給受託證券商千分之一點四二五的手續費（考慮其上限無折扣之狀況），因此 $t_{sell} = 0.004425$ ， $t_{buy} = 0.003$ ，假設第 n 次交易賺錢，第 m 次交易賠錢，則計算第 n 次交易賺的錢、第 m 次交易賠的錢、第 n 次交易後的保證金和第 m 次交易後的保證金如式(3-18)、(3-19)所定義：

$$\begin{aligned} win_n &= mgn_{n-1} \cdot FMR_n \\ loss_n &= 0 \end{aligned} \quad (3-18)$$

$$\begin{aligned} mgn_n &= mgn_{n-1} + win_n \\ win_m &= 0 \\ loss_m &= mgn_{m-1} \cdot FMR_m \\ mgn_m &= mgn_{m-1} + loss_m \end{aligned} \quad (3-19)$$

假設一段期間後交易了 k 次，因為共贏了 NW 次、輸了 NL 次，因此平均獲利和平均虧損如式(3-20)、(3-21)所示：

$$AW = \frac{1}{NW} \sum_{i=1}^k win_i \quad (3-20)$$

$$AL = \frac{1}{NL} \sum_{j=1}^k loss_j \quad (3-21)$$

不管賺或賠，第 $l+1$ 次交易的保證金皆能以式(3-22)表示：

$$\begin{aligned} mgn_{l+1} &= mgn_l (1 + FMR_{l+1}) \\ &= mgn_l \frac{p_{sell,l+1}(1-t_{sell})}{p_{buy,l+1}(1+t_{buy})} \end{aligned} \quad (3-22)$$

搭配圖3.10該技術交易法則所給予的交易訊號以及上述相關算式的運算就可以得到交易

紀錄表，如表3.1所示：

表 3.1 交易記錄表

Buy Date	p_{buy}	Sell Date	p_{sell}	FMR	win or loss	mgn
20010801	4354.52	20011205	4924.56	0.1225	122.54	1122.54
20020701	4969.32	20020703	5047.82	0.0083	9.29	1131.83
20020722	5043.50	20020723	5159.23	0.0154	17.40	1149.23
20020724	5039.48	20030122	4993.27	-0.0165	-18.97	1130.26
20030127	4972.59	20030128	5015.16	0.0011	1.24	1131.50
20030206	4833.58	20030418	4658.30	-0.0434	-49.10	1082.39
20030421	4648.12	20030530	4555.90	-0.0271	-29.33	1053.06

在所需的訊息都可以靠交易紀錄表提供的條件下，接著就可以計算平均獲利 AW 、打敗市場次數 NW 、平均虧損 AL 以及被市場打敗的次數 NL 各項數值，最終就可以得到我們所需引領演化方向的悲觀性平均報酬率，所有計算悲觀性平均報酬率所需的參數如表3.2所示：

表 3.2 $PROM$ 計算結果以及相關參數

mgn_{ini}	1000
AW	37.62
NW	4
AL	-32.47
NL	3
$PROM$	-0.0784

至此已求得圖3.5(a)的技術交易法則的悲觀性平均報酬率為-0.0784，緊接就以此值當作與其他技術交易法則匹敵的基礎。此技術交易法則在應用期間只獲利53.06元，在與買進觀望策略（只在2001年8月1日以4354.52買進，2003年9月30日以5611.41賣出，經計算獲利為279.10元，平均報酬率0.2791）相較之下遜色不少，此外，悲觀性平均報酬率的強健(robust)特性來自於將技術交易法則的表現分解為平均獲利、打敗市場次數、平均虧損以及被市場打敗的次數的因子[44]，因此計算所得為負值並不代表虧損，若為正

則代表此交易法則相對來講具有較高潛力。

3.3.2.2 平均報酬率

與悲觀性平均報酬率相比，平均報酬率不考慮悲觀因素，即打敗市場的次數不需扣掉其平方根；被市場打敗的次數也不需要加上其平方根，只單純考慮在應用期間累計的獲利與虧損，稱為累計報酬，以 NP 表示，在經過 k 次交易後，計算方式如式(3-23)所示：

$$\begin{aligned}
 ROM &= \frac{NP}{mgn_{ini}} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^k win_i + \sum_{j=1}^k loss_j}{mgn_{ini}} \\
 &= \frac{mgn_k}{mgn_{ini}} - 1
 \end{aligned} \tag{3-23}$$

ROM 代表應用期間的平均報酬率，因為只單純考慮累計報酬，所以分子部分也相當於將第 k 次交易完結的保證金 mgn_k 減去保證金初始值 mgn_{ini} 。在考慮稅賦以及所需手需費的因素後，與悲觀性平均報酬率相較，其計算所得若為正就代表賺錢，反之則為虧損，經過計算，圖3.5(a)的技術交易法則的平均報酬率為0.0531，接著就以此值在遺傳程式規劃中當作適存度進行天擇。

與傳統以超額報酬當作演化基礎的方法相較，平均報酬率的方法相當接近超額報酬，唯其少扣除經由買進觀望策略所得的報酬率，在本研究中，在應用期固定的條件下，使用買進觀望策略的獲利當然固定，因此對所有由遺傳程式規劃產生的技術交易法則而言，其經由平均報酬率計算所得的適存度只不過是超額報酬的平移：當買進觀望策略報酬率為負，將超額報酬曲線下移即得平均報酬率曲線；當買進觀望策略報酬率為正，超額報酬曲線上移即得平均報酬率曲線，如下頁圖3.9所示：

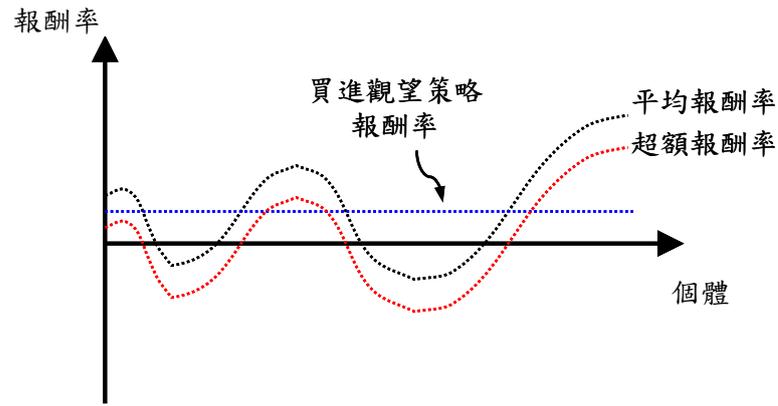


圖 3.9 平均報酬率曲線與超額報酬曲線關係

正由於此一平移現象，在本研究使用的選擇方案的特性下，個體被挑中的機率並不會因為是使用平均報酬率還是超額報酬來進行演化而有所不同，因此在減少耗費計算能量的考量下，本研究以平均報酬率來進行演化並以之當作傳統演化方式的比較基準。

3.3.2.3 報酬風險比

在某些具有高風險的目標市場中，投資者在基於留得青山在，不怕沒柴燒的考量下，追求的是一個能夠有高獲利同時兼顧風險的交易策略，因此本研究在規避風險的考量下以報酬風險比當作其中一種適存度函數，如式(3-24)所示：

$$RRR = \frac{AP}{MD} \quad (3-24)$$

RRR 代表應用期結束後的報酬風險比，此處的報酬使用年度報酬，以 AP 表示，假設應用期經過了 T 年，則 AP 如式(3-25)所定義：

$$\begin{aligned} AP &= \frac{NP}{T} \\ &= \frac{mgn_k - mgn_{ini}}{T} \end{aligned} \quad (3-25)$$

因此 AP 為正值代表應用期結束後此技術交易法則可創造獲利；反之則代表虧損。風險定義在應用期間某次交易造成的最大虧損量，以 MD 表示，如式(3-26)所定義：

$$MD = -[\min(loss_1, loss_2, \dots, loss_k)] \quad (3-26)$$

\min 代表取出共 k 次交易中 $loss$ 最小值的函數，在經過變號後 MD 必為正值。在如此定義

之下，報酬風險比計算所得越大代表越是符合投資者期待的技術交易法則，也就越能在眾多的競爭者當中存活下來。唯獨此定義有一缺點，當年度報酬為負值時會造成演化上孰優孰劣挑選上的混亂，所幸此現象在本研究使用的選擇方案下影響不大，在大多數情況下，報酬風險比為正值的技術交易法則更能獲得選擇方案的青睞。

由表3.1可計算出圖3.5(a)的技術交易法則的報酬風險比，其結果及所需的參數如表3.3所示：

表 3.3 *RRR* 計算結果以及相關參數

<i>T</i>	2
<i>AP</i>	26.53
<i>MD</i>	49.10
<i>RRR</i>	0.54

3.4 遺傳程式規劃實現策略

此節說明其餘在本研究中遺傳程式規劃相關的實現策略，在技術交易法則的樹狀結構以及適存度的評估方式都介紹完之後，剩下相對重要的還有技術交易法則輔助型買進觀望策略、選擇方案和繁殖方式；選擇方案重視選擇壓力的調配，繁殖則必須滿足遺傳程式規劃封閉性的條件。

3.4.1 技術交易法則輔助型買進觀望策略

技術交易法則輔助型買進觀望策略是由買進觀望策略而來，買進觀望策略是股神 Warren Buffett 終身奉行的投資基本原則，買進觀望策略的主要精神在於長期投資、慎選企業，在奉基本面為規臬的情況下，相當嚴謹且理性地以各種角度判斷以及鎖定心中的潛力股，就算價格稍高，一旦決定買進還是會持有相當長的一段時間，無論這段期間市場價格行情如何波動。

由於台灣股市本身投機性較強，長期持有到最後可能變成一場空，要做到像 Buffett 研究基本面到面面俱到程度的可能不多，某些眼光獨到的投資者就算在十幾年前就買進台積電或聯發科，也不太可能都不受外界誘因持有到現在，此外文獻中不乏

靠技術分析指標獲取利潤的研究，此部分已在節3.1討論過，因此本研究試圖將買進觀望策略稍作修改，在與技術交易法則交互搭配下形成技術交易法則輔助型買進觀望策略，期望在藉由技術交易法則提供合理買賣交易訊號的情況下，在台灣股市創造獲利。

在技術交易法則提供買賣訊號的切割下，投資者在市場中的狀態可分為進場和退場，進場的定義為在退場狀態下，在技術交易法則引領一個買的訊號後就買進股票形成進場狀態，此時會期望在下個退場時間點前賺進大把鈔票，不過當然也可能是賠錢的；退場的定義為在進場狀態下，在技術交易法則引領一個賣的訊號後就賣出股票形成退場狀態，此時可能把錢在下個進場時間點放進受託證券商的現金帳戶享受毫無風險的利息收益，由於利息收益在比例上相對來講微不足道，因此本研究暫不考慮退場時期的利息所得。

至於買、賣時機如何掌握呢？根據技術交易法則的樹狀架構，每天都會根據此架構的組成元素作運算，由於根節點一定輸出布林值，在定義買的訊號為假，即布林值0；賣的訊號為真，即布林值1的條件下，就會得到一長串不是1就是0的時間序列的訊號，因此，若目前狀態是退場且遇到技術交易法則傳回一個假的訊號就隨之買進股票，若還是接收到真的訊號就持續觀望持有該股票；若目前狀態是進場且遇到技術交易法則傳回一個真的訊號就隨之賣出股票，若還是接收到假的訊號就持續觀望持有該股票，所有應蘊技術交易法則提供訊號而生的行動如表3.4所示：

表 3.4 技術交易法則輔助型買進觀望策略行動狀態表

布林值 狀態	真	假
進場	賣	持有觀望
退場	持有觀望	買

舉例來說，當在遺傳程式規劃的過程中產生一個如圖3.5(a)的技術交易法則時，此法則意味著若當日價格大於過去200日的移動平均時就回傳一個真的訊號，布林值1；若當日價格小於過去200日的移動平均時就回傳一個假的訊號，布林值0，此交易法則在2001年8月到2003年9月每日產生的交易訊號線如下頁圖3.10所示：

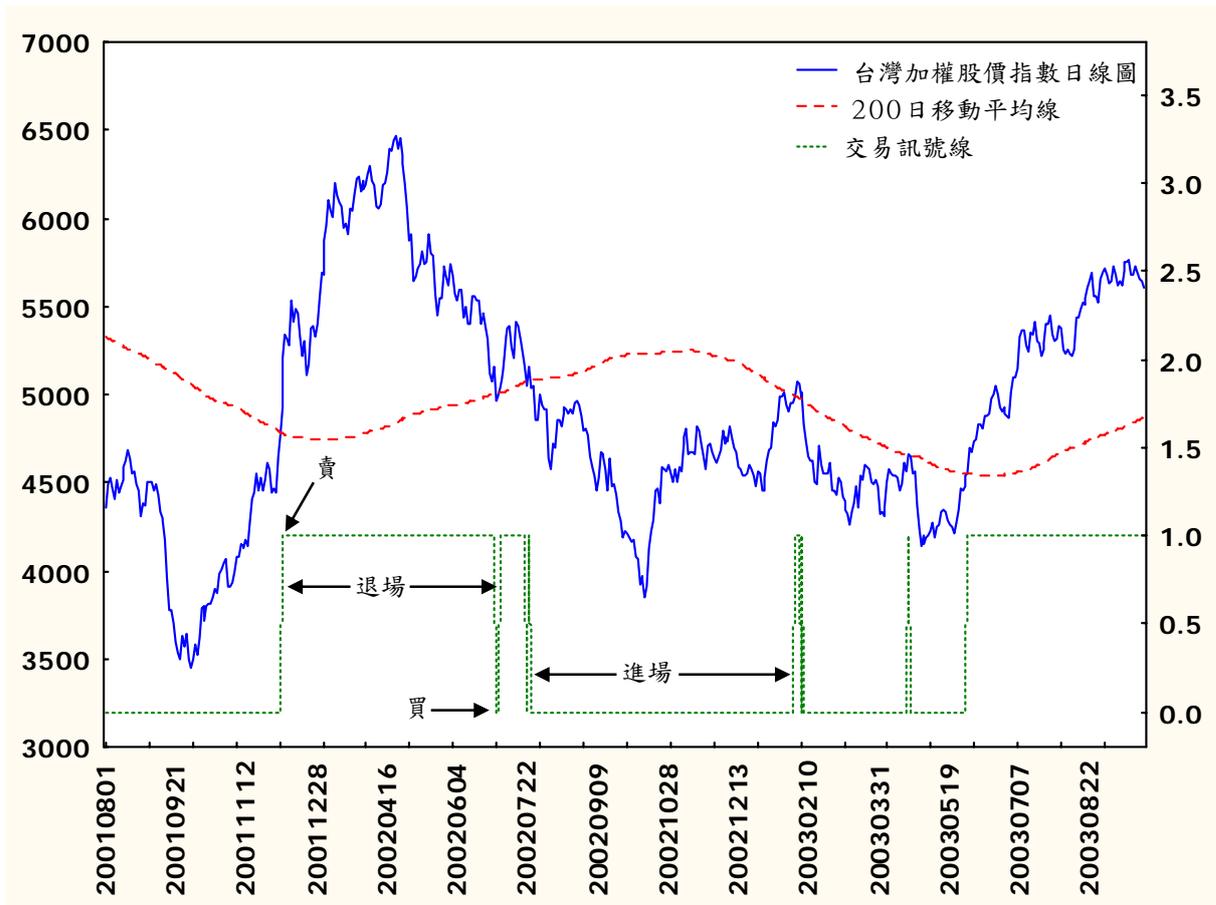


圖 3.10 交易訊號

在程式中定義先買後賣的原則下，若投資者一開始手中並無持股，則他會在2001年8月1日買進股票，直到2001年12月5日技術交易法則傳回真的訊號才賣出股票，此後呈現退場狀態；直到2002年7月1日才又因為收到技術交易法則傳回假的訊號買進股票，此後呈現進場狀態，在此例中，當出現上升緣的時候就代表完成了一次買賣交易。

3.4.2 控制參數及終止條件

在本研究中，遺傳程式規劃所使用的控制參數並沒有進行最佳化的調整，在以經驗觀察本問題的實驗過程以及結果之後訂定的適當參數如下頁表3.5所示：

表 3.5 遺傳程式規劃控制參數

族群數量	500
演化世代數	70
樹的最大深度	10
突變機率	0.01

茲將各控制參數說明如下：

- 族群數量：在考量個體在搜尋空間中所需的差異性，即初始化時越多的樹才越有可能維持基因池的多樣性以及電腦求解速度的雙重考量下，設定每個世代有500個技術交易法則為其合理數值。
- 演化世代數：在反覆觀察實驗結果，根據世代交替後族群當中500個技術交易法則的平均適存度、最大適存度以及最小適存度三條曲線大約收斂在一起時就訂為演化該結束的時候，此三條曲線收斂速度越快，演化終點世代數就可以設定越小，反之可以設的越大，學習期過長也會導致過適現象發生，本研究設定演化70代為其合理演化終點。
- 樹的最大深度：隨著技術交易法則的深度遞增，樹的複雜度會增加以致於降低其可讀性，且過深的技術交易法則通常潛藏過適現象發生的危機，體積越大的樹會讓某個節點成為交配點或突變點的機率降低，在越不容易靠近根節點進行執行繁殖操作的情況下，就會造就個體間的差異越來越小。本研究中大部分的函數節點集合的元素依需要兩個引數或敘述為其下層節點，在設定樹的最大深度為10層的情況下，一個技術交易法則最多可以有 $2^{10} - 1 = 1023$ 個節點。
- 突變機率：在任一世代當中的任一個技術交易法則都有0.01的機會發生突變，突變機率不宜過高，否則及失去演化的意義，不過當然也可能出現百年難見的天才。

在終止條件方面，在本問題中設定在訓練期中每個世代被選中的最佳個體在驗證期的表現持續20代沒改善或演化終點到達時就停止規劃，因此若希望演化完整跑完70代以觀察是否出現過適現象時，就可以把此數值設定為大於70。

3.4.3 初始化

在隨機初始化第零代的500個個體時，樹的生長有兩個維度：一個是深度，代表所能允許的樹枝可以有多長；另一個是寬度，代表能有幾根樹枝。由於第零代個體並不需要龐大的體積，因此在本研究中限定第零代個體的最大深度為四層，當樹已經生長到第三層且第三層的節點屬於函數節點集合的元素時，就會迫使該函數從終端節點集合中挑選出能夠對應的元素，以達到最大深度為四層的要求；寬度部分則不設限，因為函數節點集合的元素不可能老是挑到能夠輸出對應資料型態的函數以成就繼而形成的子樹，唯獨每根樹枝的長度還是受限於最大深度的限制，因此研究此問題所發展出的樹狀結構偏向楓葉葉脈的形狀，只會有二、三條路徑達到最大深度。

此外，由於必須滿足遺傳程式規劃封閉性的要求以及因應本問題求解的特性，樹節點的遞迴組成主要應該遵循以下四項原則：

- 樹的根節點一定要從邏輯運算、比較運算和條件運算中的「B_if」挑選。
- 一旦決定了根節點，其下層節點就可以從布林常數、邏輯運算、比較運算以及條件運算中的「B_if」當中挑選。
- 以上若挑到比較運算，其下層節點就可以是隨機常數、收盤價變數、算數運算、實數函數以及條件運算的「R_if」。
- 當挑到除了「Norm」以外的實數函數節點時，其下層節點應該從日數常數當中挑選。

3.4.4 選擇方案

天擇中最關鍵的因素就是選擇方案的選用，透過選擇方案不但可以進行適者生存、不適者淘汰的動作，也可以保持個體間基因的多樣性，一個好的選擇方案造就的選擇壓力應該適合理適中的，根據族群中每個技術交易法則的適存度就可以計算出當遺傳程式規劃需要做出選擇動作時個體被選中的機率，本研究使用的選擇方案以指數函數為構成要素，如式(3-27)所示：

$$\begin{aligned}
p_i &= \frac{e^{sle \cdot f_i}}{\sum_{i=1}^{cad} e^{sle \cdot f_i}} \\
&= \frac{e^{sle \cdot \Delta f} e^{sle \cdot f_i}}{e^{sle \cdot \Delta f} \cdot \sum_{i=1}^{cad} e^{sle \cdot f_i}} \\
&= \frac{e^{sle \cdot (f_i + \Delta f)}}{\sum_{i=1}^{cad} e^{sle \cdot (f_i + \Delta f)}}
\end{aligned} \tag{3-27}$$

p_i 代表所有候選人當中第*i*個候選人被選中的機率， f_i 代表所有候選人當中第*i*個候選人的適存度，使用此選擇方案的一個明顯好處在於適存度可以是負值，候選人數量*cad*在依選擇發生時的候選人數量而定，在本問題當中不是2就是500，*sle*代表選擇壓力係數，可以是正值或零，當其為負值時會造成選擇上判別孰優孰劣的錯亂，因此本研究不考慮選擇壓力係數為負值的情形。由於指數函數的特性，選擇壓力係數越大所造成的選擇壓力會以指數成長，當選擇壓力係數為零就相當於隨機挑選，不管適存度再大都無法增加或降低被選中的機率，因此在本問題中就沒有演化的效果，隨著世代演進，族群個體的平均適存度曲線會如同雜訊一般，如圖3.11所示：

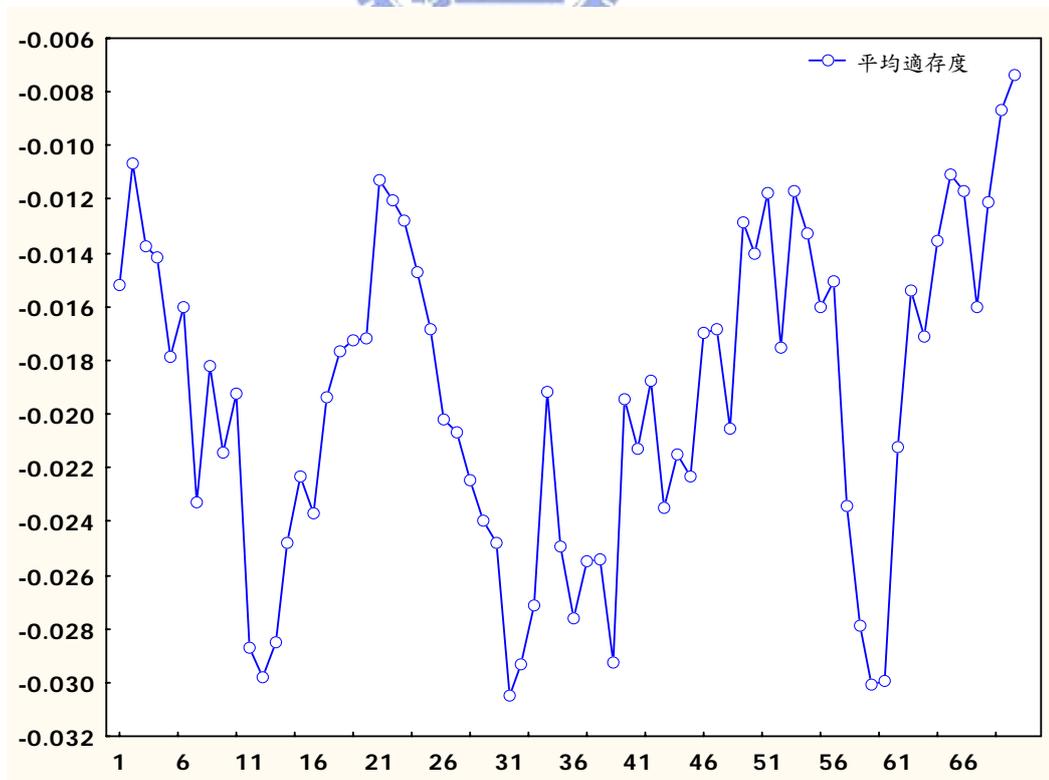


圖 3.11 隨機抽樣演化過程

當選擇壓力係數趨近無窮大就會使得候選人中排名第一的個體被選中的機率極接近1；同理，若候選人之間適存度相差無幾，或說是 $sle \cdot f_i$ 的值越趨近負無窮大，此時就可以將選擇壓力係數增大以加強選擇壓力，如此就可避免像是在作隨機抽樣，反之當候選人中出現少數鶴立雞群的個體時，或說是 $sle \cdot f_i$ 的值越趨近無窮大時，就可以把選擇壓力係數縮小以降低選擇壓力，如此就可避免老是選中一樣的個體造成基因池過早收斂而陷於局部最佳解。 Δf 在本問題中可視為買進觀望策略報酬率，為正值代表買進觀望策略報酬率為負，為負值代表買進觀望策略報酬率為正， $f_i + \Delta f$ 即超額報酬，在式(3-27)中證明只要候選人的選擇壓力係數以及應用期固定的條件下，買進觀望策略報酬率是不會影響候選人被挑中的機率的。

在本研究中一共有三個情況會用到選擇方案，因此得依需要設定不同的選擇壓力係數，大致上來說演化前期選擇方式首重隨機性，後期則重視以選擇壓力凸顯個體差異：

- 1 挑選親代時：在500個個體中挑選親代用以交配時，在必須兼顧適者生存以及保持個體間基因多樣性的雙重考量下，選擇壓力係數不宜隨世代數增加而改變，在此狀況下選擇壓力係數設定為5，式(3-27)的 $cad = 500$ 。
- 2 保留親代之一時：當親代交配完成時，為了保留親代良好的基因，因此選擇親代之一複製到下一個世代，此時偏重適者生存的考量以及預期未來世代中親代差異將逐漸縮小，因此隨著演化進入下一世代，選擇壓力係數就增加0.3以增加選擇壓力，此狀況下，設定選擇壓力係數初始值為0且以0.3等速度增加，式(3-27)的 $cad = 2$ 。
- 3 挑選子代之一時：當親代交配完成產生兩子代時，雖然承襲了親代良好的基因，但是由於交配點為隨機產生且再交互取代子樹後未必能有好的搭配，因此預期兩子代的表現差異較大，此時偏重適者生存的考量以及預期未來子代間的差異將逐漸縮小，因此為了挑選子代中較適存者，設定選擇壓力係數初始值為0且以0.3等速度增加，式(3-27)的 $cad = 2$ 。

在第二種情況中為了避免在演化後期持續選到一樣的親代複製到下一代，在某個個體以親代身份被複製到下一代時就會給予標記，以避免在下一世代中有「複製人」的現象出現，但在同一世代身為親代候選人的資格不受影響，因為其經由交配又得到和上

次交配所得子代相同的機會太低，簡單來說，經由一次交配後，最多有兩個個體經由選擇方案保留到下一代，但至少也有一個，直到下一代湊滿500個個體時約略需要三百多次的交配動作。

3.4.5 繁殖

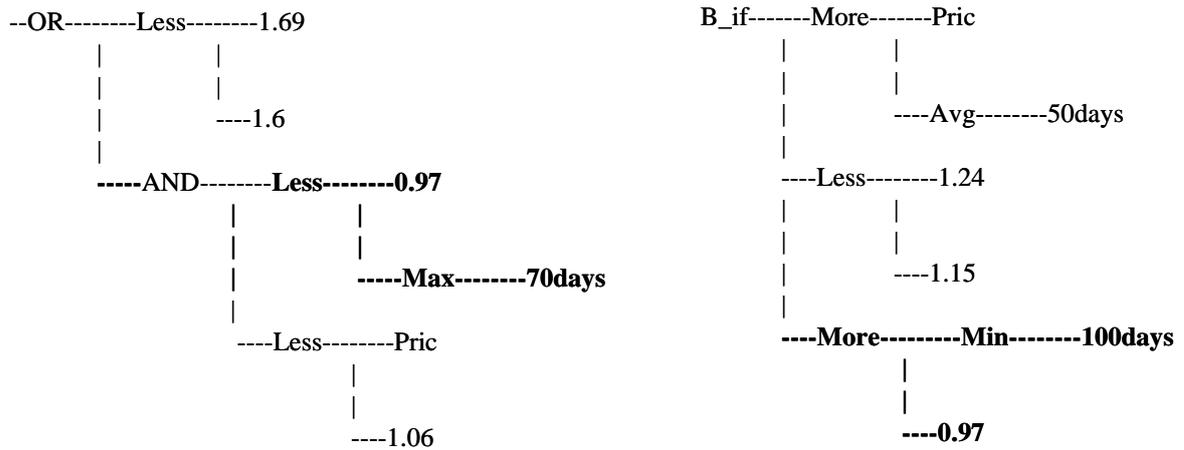
許多傳統的繁殖方法在本問題中並不適合直接使用，考量到必須滿足封閉性以及讓技術交易法則有意義地進行演化，因此在本研究中必須以為問題為導向在傳統繁殖方法上加以修正和限制以符合本問題特性。

3.4.5.1 交配

傳統的交配操作幾乎可以直接套用在本問題上，在根據選擇方案挑出親代後，隨機在兩親代上挑選一交配點，隨著樹的深度以及節點數的增加，在大部分的狀況都是以互換子樹的動作完成交配，如下頁圖3.12所示：



親代



子代

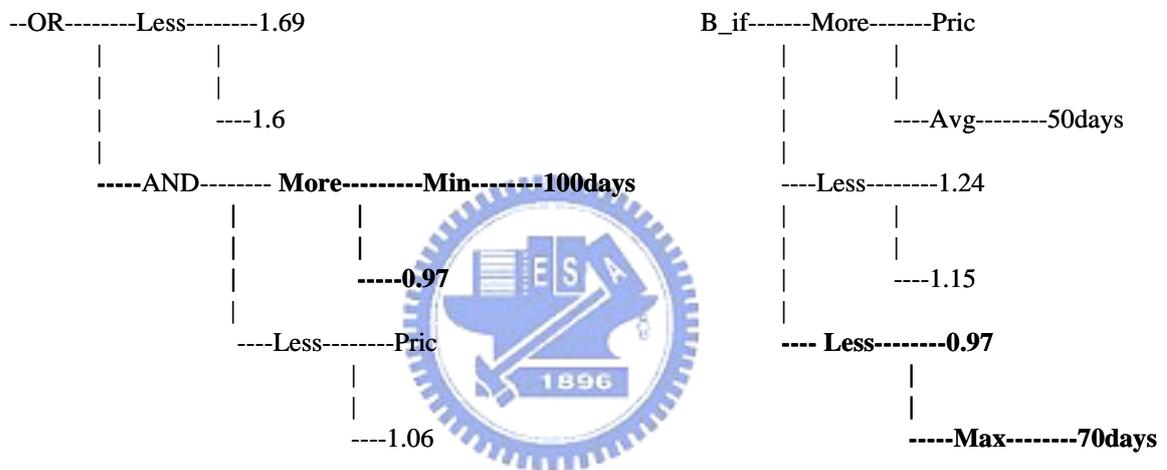


圖 3.12 技術交易法則單點交換子樹。以粗體標明的子樹互相交換

本研究在挑選親代互相搭配的交配點時必須注意要挑選資料型態相同的節點，否則可能會創造出無法滿足封閉性的子代，在進行交配動作時使用以下的演算法控制交配流程，當在極少數的情況發生某親代只有布林型態的節點時，演算方式就要稍加修正：

- 1 根據選擇方案挑選兩親代。
 - 1.1 隨機在親代之一挑選一交配點並確認其資料型態。
 - 1.2 隨機在另一親代挑選一交配點並確認其資料型態。
- 2 如果此二者資料型態不同就回到1.1，若挑超過50次還是無法選到相同的資料型態則回到1。

3 執行交配動作。

3.4.5.2 突變

與交配動作相較之下，突變動作在實作上相對不容易，因為屬於相同資料型態的節點未必是可以直接置換的，因此在判斷是否相容時必須格外小心。舉例來說，實數函數的「Norm」就不能與其餘實數函數的節點置換，必須突變成算數運算或比較運算，此外，在本問題中，置換子樹可能引發摧毀獲利模型的不良後果，因此本研究只選用單點突變的方式來進行突變操作，其可能是終端節點或函數節點發生改變，如圖 3.13 所示：

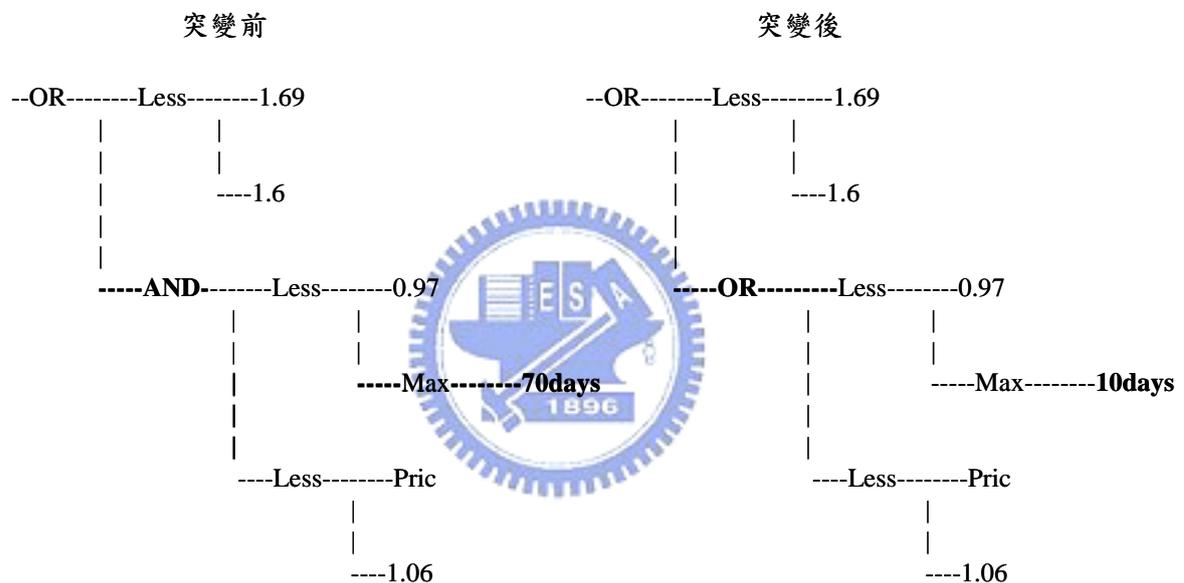


圖 3.13 技術交易法則單點突變

在本研究中控制參數限定之下，在湊滿新世代的500個個體後，每棵樹都有0.01的機會在某個節點上發生突變，因此約略會有五棵樹發生突變，當發生突變時，為了使突變後的個體有意義，一些限定條件是必要的，舉例來說，當比較運算是在進行收盤價變數與技術指標的比較時，此時突變發生在技術指標的引數或技術指標的種類是較具意義的，若將收盤價變數突變成隨機常數則有待商確。

3.5 總結

在本研究中，用以尋找台灣股市中潛藏獲利模型的遺傳程式規劃的細節都已建構完畢，每次尋找技術交易法則的流程都開始於隨機創造500個最大深度為4層的法則開

始演化，之後各世代的法則以10層為限，當被選中的法則在驗證期的表現連續20代都沒改善或共計演化了70代就終止規劃，每次流程都開始於重新創造500個法則。完整的演算流程整理如下：

- 1 隨機在第零代創造第一個法則。
 - 1.1 根據技術交易法則輔助型買進觀望策略和選用的適存度函數計算其在訓練期的適存度。
 - 1.2 重複以上步驟500次才進行到2。
- 2 將此500個法則當中適存度最高者以驗證期的資料加以考驗，將此法則儲存且稱為「可能選定解」，記錄其在驗證期之適存度當作之後比較的基準。
- 3 在500個法則中根據選擇方案挑出兩個親代執行單點交配後保留親代。
 - 3.1 根據選擇方案將親代之一保留，標記被保留者。
 - 3.2 計算兩子代在訓練期的適存度繼而根據選擇方案將子代之一保留。
 - 3.3 在新世代充滿500個法則完成取代舊世代的動作前回到3，否則進入4，但在3.1中若又挑到曾經被保留的法則就不允許複製到新世代
- 4 計算世代中500個法則在訓練期的適存度，將適存度最高者以驗證期的資料加以考驗得到驗證期的適存度。
 - 4.1 若此適存度高於「可能選定解」的適存度，就以此法則取代原本的「可能選定解」，之後進到5。
 - 4.2 若此適存度低於「可能選定解」的適存度，就直接進到5。
- 5 回到3開始的流程，直到「可能選定解」的適存度連續20代都沒改善或共計演化了70代才終止規劃。
- 6 輸出規劃所得的「可能選定解」，也就是經由演化所得的技術交易法則。

整個使用遺傳程式規劃尋找技術交易法則的求解系統之設計流程如下頁圖3.14所示：

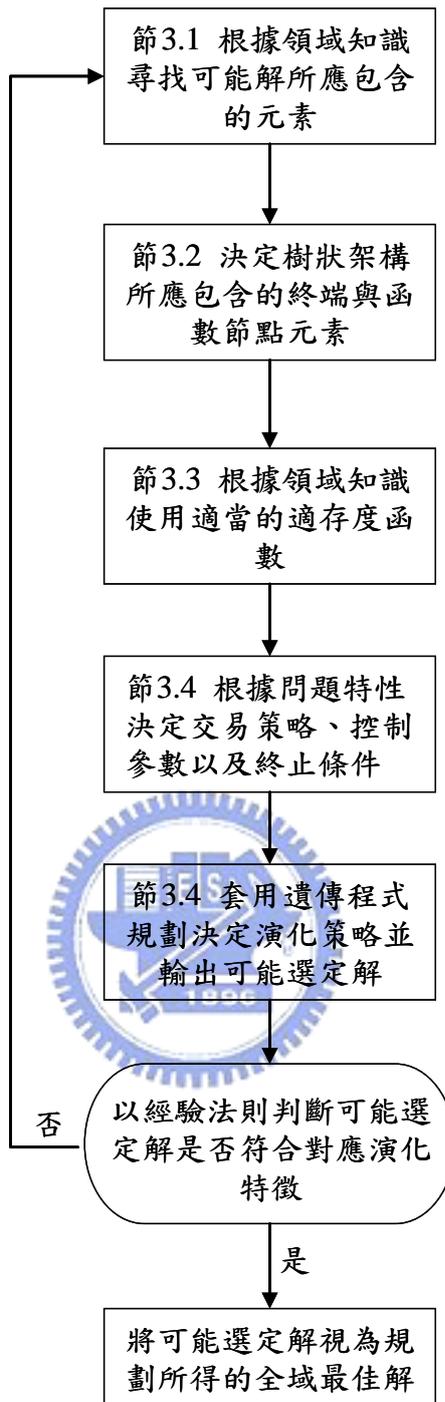


圖 3.14 使用遺傳程式規劃求解系統設計流程圖

第四章

實驗結果與分析

在準備好本研究使用的工具，也就是遺傳程式規劃後，就可以開始依據問題來進行實驗求解的動作，本研究使用台灣發行量加權股價指數(TAIEX)當作代表台灣股市特性的原始資料，在得到根據三種不同的適存度函數的實驗數據並繪製成統計圖表彰顯其特質後，以獲利效能和風險承擔來比較此三種演化方式的利弊，繼而檢驗在演化力量的驅動下是否有達到所預期的效果。

4.1 資料選用及分割

在以進化型演算法尋找交易策略模型的文獻中，不乏有選用台股中權值最大的台積電作為研究標的者[1, 7, 8]，但近年來，在電子類股相對式微，傳產股聲勢逐漸高漲的趨勢下，本研究選用具有反應整體市場股票價值變動特性同時也是目前台灣證券市場中最為人所熟知的台灣發行量加權股價指數當作原始資料，其計算方式係以民國五十五年之股票市場市值為基期，基期指數設定為100，除特別股、全額交割股及上市未滿一個月之股票外皆包含其中，各上市股票以其發行量為權數來計算指數值，其計算方法如式(4-1)所示：

$$\text{台灣發行量加權股價指數} = \frac{\sum \text{當期各股市價} \cdot \text{各股上市股數}}{\sum \text{基期各股市價} \cdot \text{各股上市股數}} \cdot 100 \quad (4-1)$$

台灣證券交易市場的上市公司為數眾多，任何研究接無法對每檔股票一一驗證，在市場完整性及代表性的考量下，台灣發行量加權股價指數因其計算方式使得市值較大的股票佔指數比例較其餘類股大，換句話說，股本較大的股票對指數的影響會大於股本較小的股票，其中在台股很特別地，光是電子類股就佔指數二分之一強。

本研究原始資料選用期間為1999年元月5日至2005年12月30日台灣發行人加權股價指數每日收盤價，共計有1775筆資料，這些資料都可以經由台灣證券交易所網站下載 (<http://www.tse.com.tw/ch/>)，且為了將比較基準建立在相同的尺度上。本研究藉由將原始資料除以30日的移動平均轉換到介於0~2的尺度，移動平均的引數不宜過大，否則將導致原始資料失真過於嚴重。

此外為了滿足本實驗的需求，本研究將輸入資料分割為三部分：第一部份自1999年元月5日至2001年12月31日共計781筆資料當作訓練期；第二部份自2002年元月2日至2003年12月31日共計497筆資料當作驗證期；第三部份自2004年元月2日至2005年12月31日共計497筆資料當作測試期(test period)如圖4.1所示：

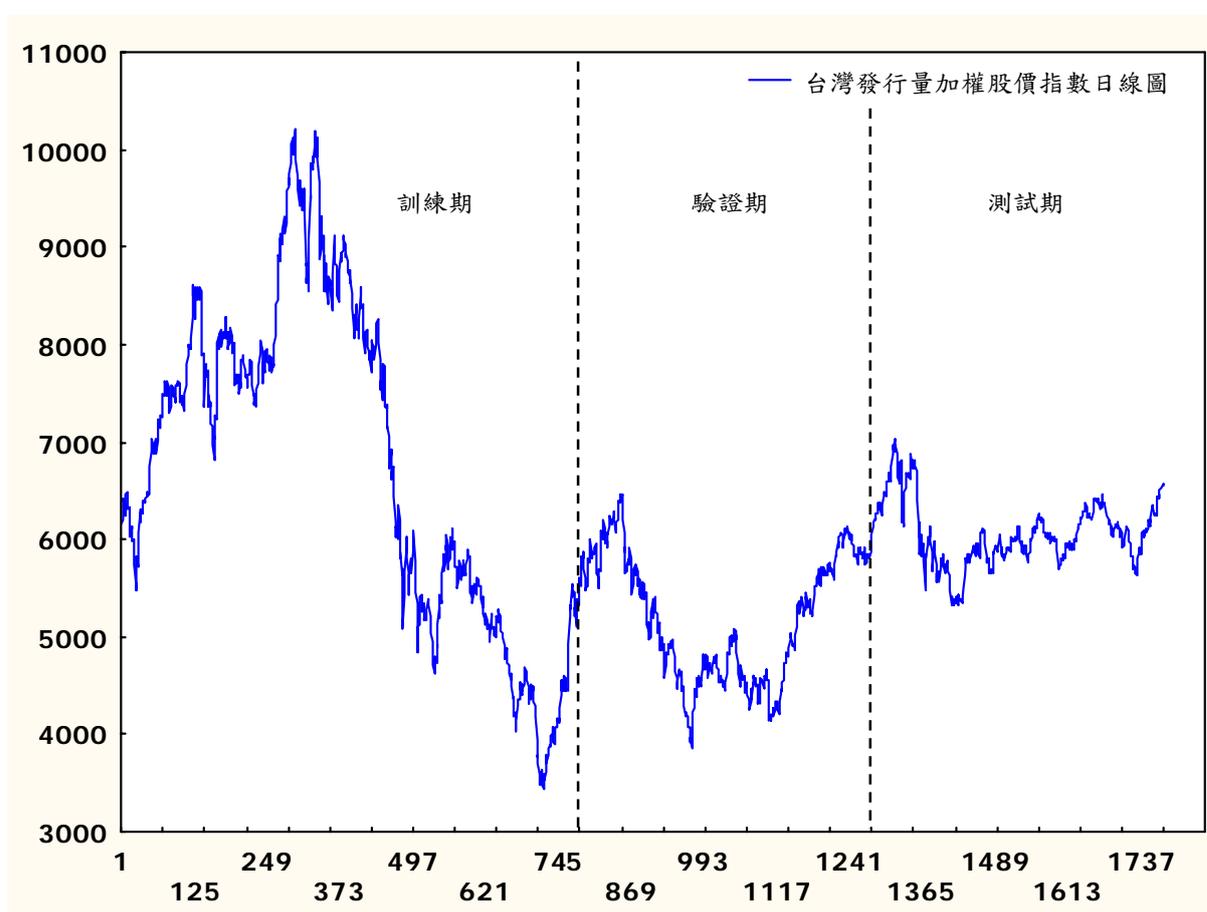


圖 4.1 資料分割

巨觀上此三期的價格波動沒有明顯的雷同之處，因此相當適合以之當作本研究的原始輸入資料，其微觀之獲利特徵正是本研究所要找尋的。

4.2 技術交易法則效能評估

在評估技術交易法則的效能時主要會以兩方面來探討：其一是風險評估，另一個是獲利評估[44]。前者使用最大虧損量為依據以決定投入目標市場的資本，或說是一開始存放在受託證券商現金帳戶的保證金，在決定投入目標市場的資本後，投資者就可以使用報酬風險比來檢驗某技術交易法則在應用期是否有趨利避險的能力；後者使用模型效率(model efficiency)來評估不同技術交易法則在應用期的獲利表現，進而比較當應用期改變，市場獲利潛能(potential market profit)也隨之改變時，同一個技術交易法則是否還能維持相同穩定的獲利比率。

4.2.1 風險評估標準

以一個長期投資的觀點，在一連串交易行為背後所隱藏的最大隱憂莫過於投資者承擔風險的能力，為了回答在台股裡手中應握有多少資本才算足夠的問題，當然，直覺上資本越多越好，但應該為最壞情況作最好打算的考量下，本研究參考實驗後的結果約略以歷史上被市場打敗的次數當作倍率乘上曾經發生的最大虧損量來決定投入台灣股市所應具備的資本，在觀察實驗數據後決定以1000作為虧損容忍的上限，此數值可視為貫徹一個技術交易法則所需的資本，資本不足代表在買賣歷程中可能會有資產歸零的情況發生，如此即無法繼續交易此時就該考慮轉換策略重新思考。

此外，為了讓投資人瞭解到某技術交易法則承受單位風險所能創造的獲利特性，本研究也使用在節3.3.2.3中所定義的報酬風險比，如式(3-24)所描述，來量化此法則趨利避險的能力，此數值越小代表趨利避險的能力越差，越大則代表承受單位風險時獲利能力越強，當執行多次遺傳程式規劃輸出多個可能選定解時，就能根據它們在應用期的表現計算報酬風險比，進而以統計量或圖表觀察其整體表現，若將報酬風險比以倒數視之，即風險報酬比，則可看出獲得單位報酬時所需承擔的風險。

4.2.2 獲利評估標準

同一個市場在不同時間潛在的報酬量可能與期間長短不成比例，投資人可能在短期內因看準政經局勢改變而創造龐大獲利，因此就算以在節3.3.3.3中所定義的年度報酬，如式(3-25)所描述，來衡量某技術交易法則的獲利能力仍不甚公平，有鑑於此現

象，本研究將明確計算出在訓練期、驗證期以及測試期的市場獲利潛能用以當作同一個技術交易法則當應用期改變時是否還能維持相同穩定獲利比率的比較標準。

一般來說，當目標市場交易活絡時，其潛藏報酬量相較交易貧乏時來的多，市場獲利潛能可藉由在每次的低點買進以及在每次的高點賣出來計算，為了判斷上的方便以及考慮當連續漲勢出現時並不需要隔天就交易造成浪費，因此並不考慮稅賦以及手續費的影響，假設第 n 日收盤價低於第 $n-1$ 日，第 $n+1$ 日收盤價高於第 n 日，依據這三日的收盤價 p_{n-1} 、 p_n 以及 p_{n+1} 來計算獲利，第 n 日出現跌勢不予考慮，則第 n 日和第 $n+1$ 日的市場隔日獲利如式(4-2)所示：

$$\begin{aligned} pmp_n &= 0 \\ pmp_{n+1} &= \left(\frac{p_{n+1}}{p_n} - 1 \right) \cdot 1000 \end{aligned} \quad (4-2)$$

pmp_n 代表第 n 日市場隔日獲利，也就是第 n 日市場給予的報酬，考量到市場獲利潛能評估方式的合理性，因此並不考慮將所有保證金全數投入的複利效果，僅在每次有獲利時乘上1000以配合保證金初始值的尺度，當要計算市場獲利潛能時，在應用期共計 D 日的情況下，共有 $D-1$ 個市場隔日獲利相加，如式(4-3)所示：

$$PMP = \sum_{i=2}^D pmp_i \quad (4-3)$$

PMP 代表某固定期間的市場獲利潛能，也就是投資者在目標市場所能創造的最大財富，當應用其固定的情況下此數值就固定，本研究中訓練期、驗證期以及測試期對應的市場獲利潛能如表4.1所示：

表 4.1 各應用期市場獲利潛能

應用期	市場獲利潛能
訓練期	5682.33
驗證期	2989.94
測試期	2094.71

市場獲利潛能意味著就算神準地預測股市每日的興衰也不可能創造無限大的財富，同理在本研究中也不會期待技術交易法則能夠從目標市場中完美地萃取每一分獲

利，因此在評估某技術交易法則的效能時應以模型效率來考量，如式(4-4)所示：

$$ME = \frac{NP}{PMP} \cdot 100 \quad (4-4)$$

ME代表某固定期間的模型效率，分子的部分表示在應用期間的累計報酬，如節3.3.3.2中式(3-23)所定義，乘上100方便以百分率表示，其為正值代表一個具有實質意義能夠賺錢的模型，為負值則代表一個虧損的模型，不同的技術交易法則要在相同的應用期之下比較才有意義，當執行多次遺傳程式規劃輸出多個可能選定解時，就能根據它們在應用期的表現計算模型效率，進而以統計量或圖表觀察其整體表現，經驗上能夠具有5%以上模型效率的交易模型已經算是難能可貴，模型效率也可以幫助我們判斷某技術交易法則是否具有其強健性，藉由計算其在不同目標市場逐年的模型效率是否能持平不墜來判斷此法則是否具有穩定獲利的能耐，經由訓練期的學習，一個具有強健特性的模型經過歲月的考驗後還是能夠維持其穩健的獲利比率[44]。

4.3 實驗結果

由於本研究各應用期為期較短，較不符合買進觀望策略動輒數十年長期投資的精神，因此表4.2所提供的各應用期使用買進觀望策略的平均報酬率以及模型效率僅供參考，其中訓練期的表現更是虧損的狀態：

表 4.2 使用買進觀望策略獲利與模型效率

應用期	平均報酬率	模型效率
訓練期	-0.1044	-1.84
驗證期	0.0441	1.48
測試期	0.0759	3.62

在各個以不同適存度函數進行的實驗中，每個實驗皆產生20個技術交易法則並統一計算其在各應用期之各項參數以及效能評估，此部分的詳細資料將整理在附錄中，分別是表a.1.1至表a.3.3，每張表格皆包括交易次數（以NT表示）、打敗市場次數、被市場打敗次數、平均獲利、平均虧損、累計報酬、悲觀性平均報酬率、平均報酬率、報酬風險比和模型效率，以方便作不同演化方式彼此間各項參數或效能的交互比較，其中在固定應用期的條件之下，各個技術交易法則的平均報酬率和模型效率成正比，

其正比常數與應用期長短有關。

為了提供一個更好的比較基準，本研究列舉一些具有代表性的交易法則，分別是長期與短期的順勢(trend following)以及逆勢(counter trend)操作，順勢操作認為當前趨勢會持續，所以進場買進；逆勢操作認為當前趨勢已達強弩之末面臨反轉，所以退場賣出持股，如表4.3所示：

表 4.3 長、短期與順、逆勢操作效果

trend following	More-----Avg-----110days			More-----Avg-----10days		
	訓練期	驗證期	測試期	訓練期	驗證期	測試期
<i>NW</i>	5	4	5	<i>NW</i>	15	11
<i>NL</i>	7	7	18	<i>NL</i>	33	25
<i>AW</i>	112.58	76.93	35.06	<i>AW</i>	90.63	44.17
<i>AL</i>	-22.71	-17.00	-13.83	<i>AL</i>	-21.91	-22.09
<i>NP</i>	403.90	188.71	-73.59	<i>NP</i>	636.36	-221.15
<i>PROM</i>	0.0921	-0.0101	-0.2106	<i>PROM</i>	0.1595	-0.4926
<i>ROM</i>	0.4039	0.1887	-0.0736	<i>ROM</i>	0.6364	-0.2212
<i>RRR</i>	3.0444	3.1915	-1.1409	<i>RRR</i>	3.8693	-1.7731
<i>ME</i>	7.11	6.31	-3.51	<i>ME</i>	11.20	-7.40

counter trend	Less-----Avg-----110days			Less-----Avg-----10days		
	訓練期	驗證期	測試期	訓練期	驗證期	測試期
<i>NW</i>	5	8	8	<i>NW</i>	24	22
<i>NL</i>	7	2	15	<i>NL</i>	24	21
<i>AW</i>	19.49	15.52	7.04	<i>AW</i>	8.46	11.12
<i>AL</i>	-101.02	-151.68	-17.71	<i>AL</i>	-37.94	-20.40
<i>NP</i>	-609.73	-179.24	-209.34	<i>NP</i>	-707.50	-183.79
<i>PROM</i>	-0.9206	-0.4376	-0.2760	<i>PROM</i>	-0.9348	-0.3295
<i>ROM</i>	-0.6097	-0.1792	-0.2093	<i>ROM</i>	-0.7075	-0.1838
<i>RRR</i>	-0.7199	-0.3156	-1.2802	<i>RRR</i>	-1.6563	-1.1612
<i>ME</i>	-10.73	-5.99	-9.99	<i>ME</i>	-12.45	-6.15

由上表得知在台股中基本上還是順勢操作為佳，在四個技術交易法則中以長期順勢操作者表現最佳，原因是在訓練期中台股上達近幾年來的新高點並隨之暴跌，當此現象在驗證期以及測試期已不復見時，此四個交易法則無一倖免，因此我們需要借重遺傳程式規劃以追求更穩健以及表現一致的技术交易法則。

4.3.1 選擇壓力係數對演化的影響

在節3.4.4中本研究使用如式(3-27)的選擇方案，此方案最大的好處在於進行不同選擇狀況時能夠藉由調整選擇壓力係數來改變選擇壓力，為了證明選擇壓力過大將造成基因池收斂速度過快導致所產生的技術交易法則效能不彰，因此設計了兩組實驗參數供對照，其每一世代平均適存度曲線如圖4.2所示：

- 1 對照組：挑選親代時選擇壓力係數設定為15；保留親代之一和挑選子代之一時選擇壓力係數初始值設定為0且每世代增加1。
- 2 實驗組：即本研究所使用，挑選親代時選擇壓力係數設定為5；保留親代之一和挑選子代之一時選擇壓力係數初始值設定為0且每世代增加0.3。

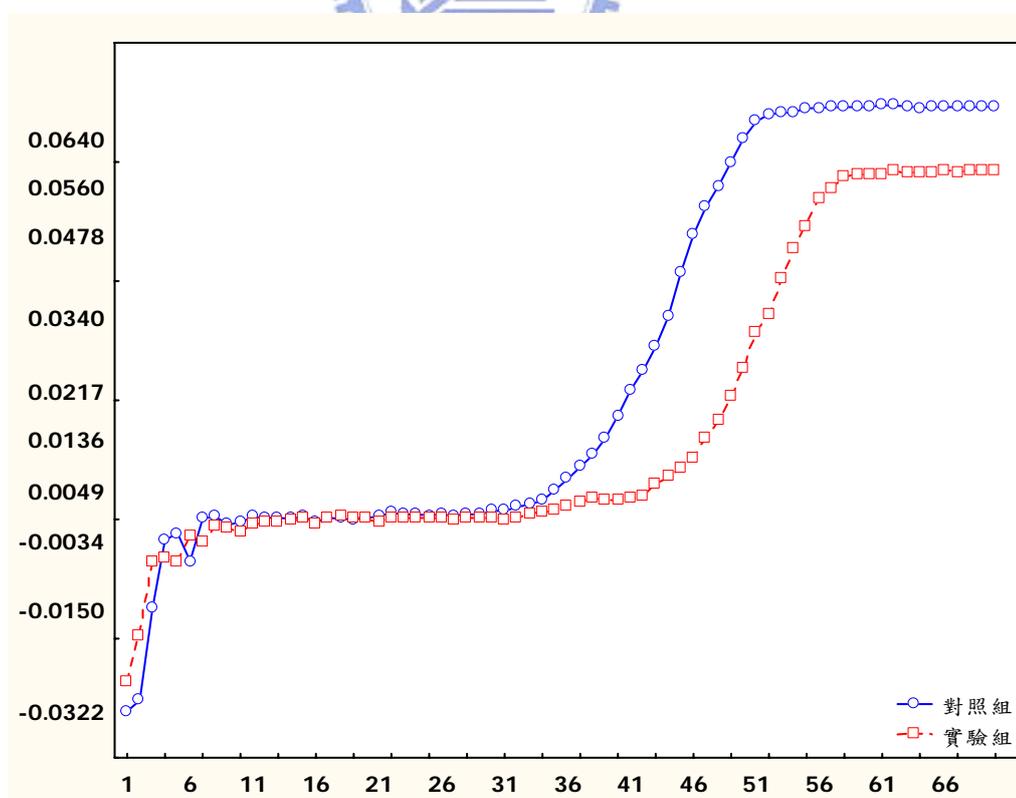


圖 4.2 不同選擇壓力係數對演化影響

觀察後發現對照組比實驗組早收斂，約從35代開始較大的選擇壓力係數在對照組中發揮效用，雖然在訓練期中對照組能夠達到較高的悲觀性平均報酬率，但在測試期中卻未能維持相同水準的表現，也就是過適現象的出現，如表4.4所示：

表 4.4 對照組與實驗組在測試期的效能

	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
對照組	-1.0390	-0.04
實驗組	1.8224	4.39

4.3.2 以悲觀性平均報酬率進行演化

使用悲觀性平均報酬率進行演化的最大缺點在於此適存度函數無法分辨投資者對市場總計一勝零敗和零勝零敗的狀況，所幸此二者造成悲觀性平均報酬率為零的狀況，在選擇方案的天擇效果下影響不大。

附錄中表a.1.1中的每一橫列代表整個遺傳程式規劃執行完一次，以悲觀性平均報酬率在訓練期進行演化，程式輸出的選定解在訓練期的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，其中第17次的技術交易法則較為特別，在平均獲利和平均虧損的量值相較其餘交易法則大上許多，且悲觀性平均報酬率為負值的狀況下，仍能保持獲利的狀態，唯獨需要承受較大的風險，此點從其報酬風險比可見端倪。

附錄中表a.1.2中的每一橫列代表經由遺傳程式規劃所得選定解在驗證期的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，其中有13個交易法則在驗證期的悲觀性平均報酬率由正值變為負值，但大多數的交易法則還是能保持獲利狀態。觀察原本在訓練期悲觀性平均報酬率為負值的第7個交易法則發現已由原本虧損轉為獲利狀態；第17個交易法則在悲觀性平均報酬率大幅提昇的狀況下，其報酬風險比與模型效率也大幅提昇：

附錄中表a.1.3中的每一橫列代表經由遺傳程式規劃所得選定解在測試期的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，大多數的交易法則還是能保持獲利狀態，有趣的是原本在訓練期中表現不佳的第7和第17個技術交易法則繼續保持獲利狀態，其中第17個交易法則的表現有更加亮眼的趨勢，此外有多個交易法則從未被市場打敗過，以上皆足以證明以悲觀性平均報酬率進行演化的威力。

4.3.3 以平均報酬率進行演化

附錄中表a.2.1中的每一橫列代表整個遺傳程式規劃執行完一次，以平均報酬率在訓練期進行演化，程式輸出選定解在規劃過程的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，以平均報酬率進行演化的特性為一次輸贏的大起大落會造成適存度極大的變化，因此第5和第9個技術交易法則可藉由其壓倒性的累計報酬創造高達一倍以上的利潤，部分交易法則更能創造高達20%的模型效率。

附錄中表a.2.2中的每一橫列代表經由遺傳程式規劃所得選定解在驗證期的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，觀察後發現第5和第9個技術交易法則的表現大幅滑落，其中第9個從原本獲利轉為虧損狀態，大多數交易法則的模型效率回復到一般預期的標準。

附錄中表a.2.3中的每一橫列代表經由遺傳程式規劃所得選定解在測試期的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，觀察後發現第5個技術交易法則從在驗證期的獲利轉為虧損狀態，第9個技術交易法則從在驗證期的虧損又轉為獲利狀態，由此可見在以平均報酬率進行演化時，每一次交易若出現大贏或大輸將嚴重影響其模型效率，當進入測試期，已有半數的技術交易法則轉為虧損的狀態，因此合理推斷以平均報酬率進行演化時得到的技術交易法則其效能較不一致，在評估報酬風險比時也遠不如以悲觀性平均報酬率演化者。

4.3.4 以報酬風險比進行演化

附錄中表a.3.1中的每一橫列代表整個遺傳程式規劃執行完一次，以報酬風險比在訓練期進行演化，程式輸出選定解在規劃過程的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，以報酬風險比進行演化時首重降低風險與兼得利潤，因此在學習過程中某些交易法則能夠創造高達4以上的報酬風險比，其與悲觀性平均報酬率呈現正相關。

附錄中表a.3.2中的每一橫列代表經由遺傳程式規劃所得選定解在驗證期的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，觀察後發現第3和第14個技術交易法則的趨利避險能力大幅滑落，能維持報酬風險比為正值的技術交易法則已不到半數。

附錄中表a.3.3中的每一橫列代表經由遺傳程式規劃所得選定解在測試期的各項參數以及此技術交易法則的效能評估，少數技術交易法則能持續維持正值的報酬風險

比，其中為數不少的交易法則因其盈虧互換，所以無法在測試期中維持正值或負值的報酬風險比，代表台灣股市風險較高，股價波動劇烈，一如預期與電子股屬性密切相關，投資人想要規避風險必須時時注意市場動向轉換策略。

4.4 實驗結果分析

單純以表a.1.1至表a.3.3的實驗數據並不容易辨別此三種演化方式的異同與優劣，為了讓看似雜亂無章的數據說話，本研究使用統計學整理分析的方法，希望在分析數據的過程中能夠發現以不同演化方式得到的技術交易法則所具備的特徵以及瞭解台灣股市的特性，繼而攫取有利於投資人的資訊以助其制訂更佳完備的投資策略。

表4.5至表4.13分別將表a.1.1至表a.3.3的實驗數據依序計算出平均值、中位數、最小值、最大值以及標準差五項統計量以彰顯使用不同適存度函數演化具備的特徵，唯獨在計算報酬風險比時，若某個交易法則於該應用期的最大虧損量為零，因其尺度已偏離故忽略該筆資料，如下所示：

表 4.5 在訓練期以 *PROM* 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	11.10	10.0	3	30	7.05
<i>NW</i>	5.85	6.0	2	14	3.12
<i>NL</i>	5.25	3.0	1	16	4.68
<i>AW</i>	70.30	60.93	16.49	179.56	45.86
<i>AL</i>	-30.59	-18.55	-140.10	-6.61	35.34
<i>NP</i>	237.10	212.50	-73.65	678.25	164.75
<i>PROM</i>	0.0326	0.0362	-0.3035	0.1932	0.12
<i>ROM</i>	0.2371	0.2125	-0.0736	0.6782	0.16
<i>RRR</i>	2.3738	1.9481	-0.2684	5.8157	1.49
<i>ME</i>	4.17	3.74	-1.30	11.93	2.90

表 4.6 在驗證期以 *PROM* 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	5.70	4.5	2	18	4.26
<i>NW</i>	3.05	3.0	0	10	2.33
<i>NL</i>	2.65	2.0	0	8	2.28
<i>AW</i>	33.11	29.40	0.00	118.42	26.07
<i>AL</i>	-11.96	-13.44	-23.42	0.00	7.29
<i>NP</i>	53.89	53.95	-30.81	191.76	56.10
<i>PROM</i>	-0.0167	-0.0160	-0.1261	0.0996	0.05
<i>ROM</i>	0.0539	0.0540	-0.0308	0.1918	0.06
<i>RRR</i>	3.5757	1.3213	-0.9309	35.8434	8.40
<i>ME</i>	1.80	1.80	-1.03	6.41	1.88

表 4.7 在測試期以 *PROM* 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	3.90	2.0	1	15	3.42
<i>NW</i>	1.80	1.0	0	7	1.91
<i>NL</i>	2.10	1.5	0	8	2.22
<i>AW</i>	34.64	15.33	0.00	147.54	39.86
<i>AL</i>	-14.74	-9.52	-63.57	0.00	17.78
<i>NP</i>	22.92	26.40	-71.71	154.30	60.56
<i>PROM</i>	-0.0397	-0.0268	-0.1271	0.0452	0.06
<i>ROM</i>	0.0229	0.0264	-0.0717	0.1543	0.06
<i>RRR</i>	0.3968	0.1706	-1.1914	2.2486	1.22
<i>ME</i>	1.09	1.26	-3.42	7.36	2.89

表 4.8 在訓練期以 ROM 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	20.65	18.0	10	43	9.62
<i>NW</i>	11.25	10.5	5	23	5.26
<i>NL</i>	9.40	8.0	2	26	5.82
<i>AW</i>	104.88	108.82	48.26	173.69	32.97
<i>AL</i>	-38.66	-31.62	-79.40	-18.47	18.39
<i>NP</i>	754.32	732.69	284.00	1286.86	306.46
<i>PROM</i>	0.3145	0.2320	0.0134	0.7979	0.22
<i>ROM</i>	0.7543	0.7327	0.2840	1.2869	0.31
<i>RRR</i>	3.3130	2.3769	0.8036	10.3408	2.54
<i>ME</i>	13.27	12.89	5.00	22.64	5.39

表 4.9 在驗證期以 ROM 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	11.95	13.0	3	21	5.07
<i>NW</i>	5.90	5.0	3	12	2.55
<i>NL</i>	6.05	6.0	0	11	3.05
<i>AW</i>	47.15	42.91	20.42	74.25	16.24
<i>AL</i>	-21.33	-19.44	-40.19	0.00	9.45
<i>NP</i>	120.25	116.21	-59.75	387.19	94.98
<i>PROM</i>	-0.0420	-0.0382	-0.3154	0.2048	0.10
<i>ROM</i>	0.1203	0.1162	-0.0597	0.3872	0.09
<i>RRR</i>	2.2136	1.2934	-0.3134	14.0254	3.20
<i>ME</i>	4.02	3.89	-2.00	12.95	3.18

表 4.10 在測試期以 ROM 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	8.70	5.5	2	25	6.78
<i>NW</i>	2.55	1.5	0	8	2.28
<i>NL</i>	6.15	4.5	0	18	4.92
<i>AW</i>	50.07	29.61	0.00	118.90	41.21
<i>AL</i>	-18.96	-14.75	-66.87	0.00	14.74
<i>NP</i>	-10.54	-10.17	-160.46	157.01	81.16
<i>PROM</i>	-0.1167	-0.0800	-0.3248	0.0095	0.10
<i>ROM</i>	-0.0105	-0.0102	-0.1605	0.1570	0.08
<i>RRR</i>	0.1290	-0.2480	-1.3816	2.9369	1.14
<i>ME</i>	-0.50	-0.49	-7.66	7.49	3.87

表 4.11 在訓練期以 RRR 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	23.35	28.0	4	47	13.55
<i>NW</i>	9.55	7.5	1	18	5.67
<i>NL</i>	13.80	17.0	1	30	8.85
<i>AW</i>	85.57	72.40	20.52	289.40	59.37
<i>AL</i>	-40.08	-34.52	-109.82	-11.05	22.42
<i>NP</i>	129.52	134.59	-453.15	416.53	181.36
<i>PROM</i>	-0.2177	-0.2466	-0.7397	0.1740	0.21
<i>ROM</i>	0.1295	0.1346	-0.4531	0.4165	0.18
<i>RRR</i>	0.8705	0.3584	-0.5771	4.4960	1.35
<i>ME</i>	2.28	2.37	-7.97	7.33	3.19

表 4.12 在驗證期以 *RRR* 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	15.30	14.0	2	37	10.34
<i>NW</i>	5.70	6.0	1	10	3.21
<i>NL</i>	9.60	7.0	1	32	8.32
<i>AW</i>	51.72	44.33	12.27	133.83	30.87
<i>AL</i>	-40.67	-27.34	-159.40	-16.04	36.55
<i>NP</i>	-13.71	-14.38	-386.52	263.24	175.66
<i>PROM</i>	-0.2112	-0.1626	-0.6272	0.0499	0.19
<i>ROM</i>	-0.0137	-0.0144	-0.3865	0.2632	0.18
<i>RRR</i>	0.1713	-0.1039	-2.7866	3.0326	1.54
<i>ME</i>	-0.46	-0.48	-12.93	8.80	5.87

表 4.13 在測試期以 *RRR* 進行演化實驗結果統計量

	平均值	中位數	最小值	最大值	標準差
<i>NT</i>	15.00	15.5	1	35	9.62
<i>NW</i>	5.75	7.0	0	10	3.35
<i>NL</i>	9.25	8.5	1	25	6.87
<i>AW</i>	32.67	28.00	0.00	71.31	19.84
<i>AL</i>	-22.21	-21.15	-50.58	-0.82	11.95
<i>NP</i>	-24.43	7.38	-167.81	103.11	87.72
<i>PROM</i>	-0.1533	-0.1464	-0.3464	-0.0016	0.11
<i>ROM</i>	-0.0244	0.0074	-0.1678	0.1031	0.09
<i>RRR</i>	-0.0513	-0.1576	-1.4037	1.5406	0.85
<i>ME</i>	-1.17	0.35	-8.01	4.92	4.19

圖4.3以繪製報酬風險比之盒鬚圖(box plot)的方式來顯現以及比較使用不同演化方式獲得之技術交易法則於各應用期的表現（不繪製界外值以及極端值），如下頁所示：

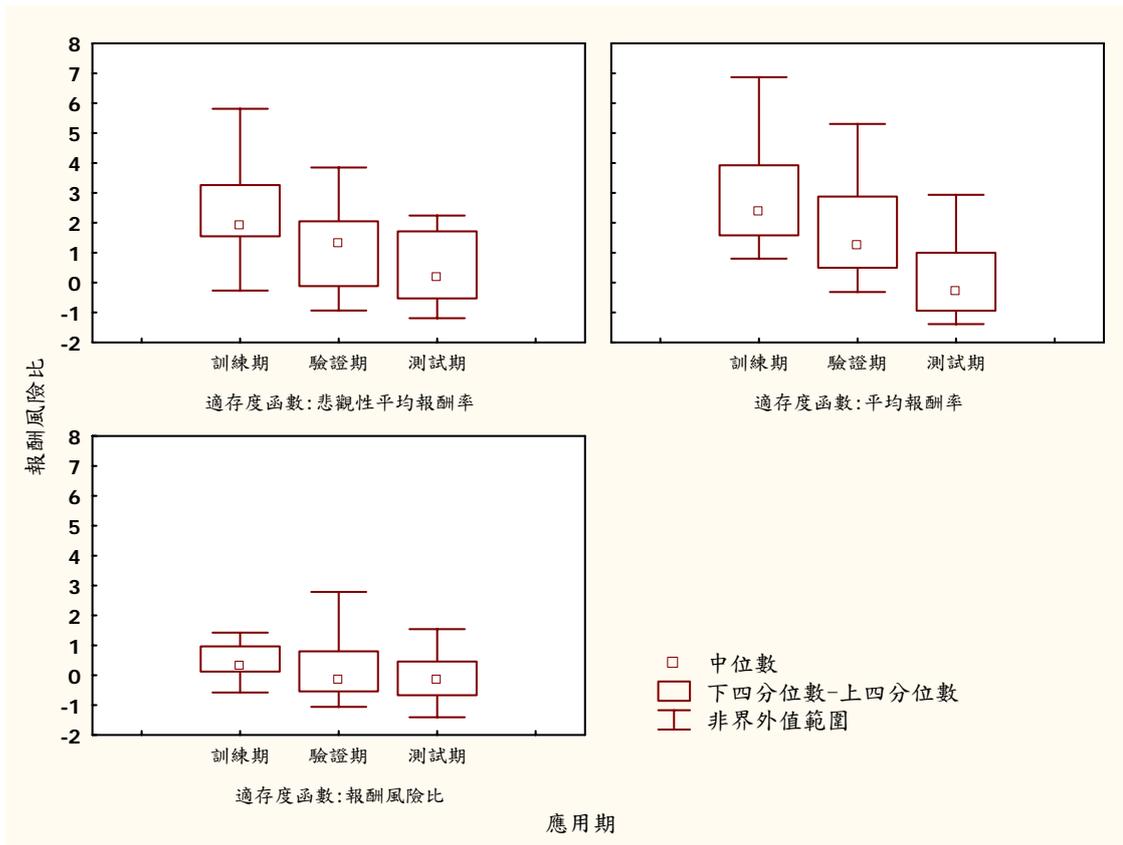


圖 4.3 三種演化方式於各應用期報酬風險比盒鬚圖

圖4.4以繪製模型效率之盒鬚圖的方式來顯現以及比較使用不同演化方式獲得之技術交易法則於各應用期的表現（不繪製界外值以及極端值），如下頁所示：

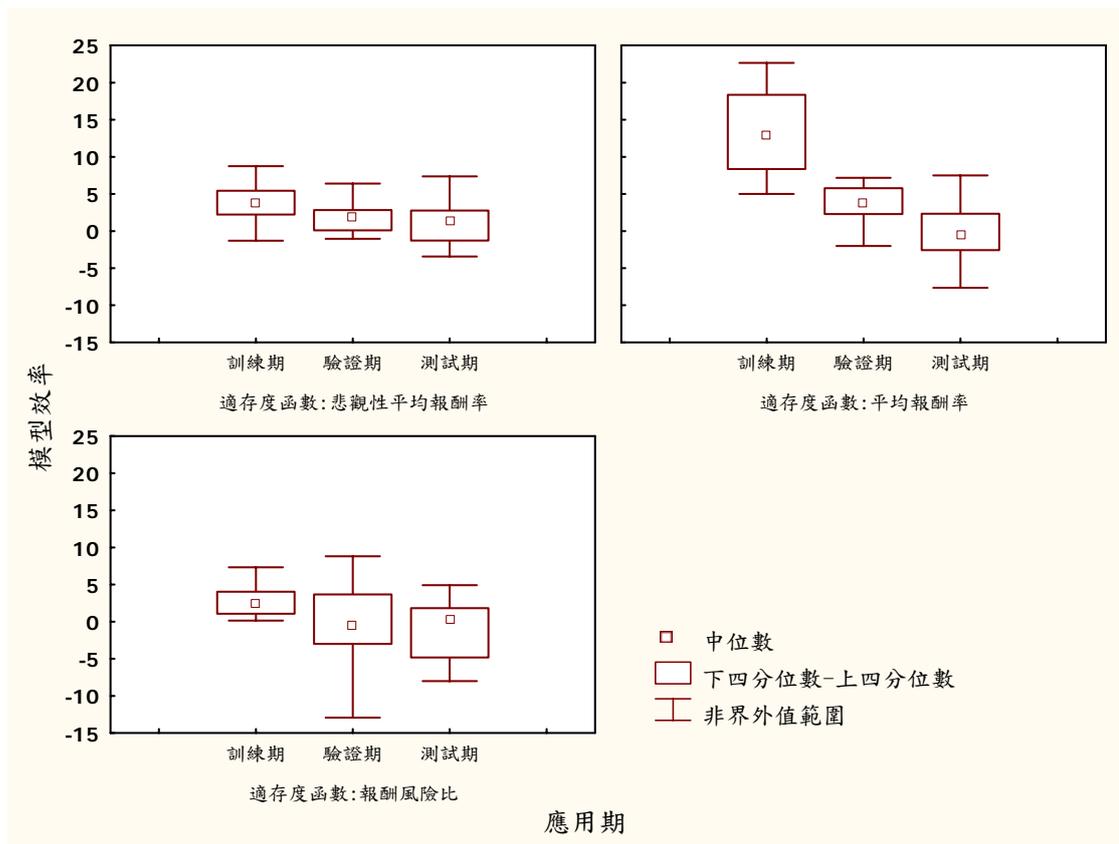


圖 4.4 三種演化方式於各應用期模型效率盒鬚圖

不管以何種演化方式，技術交易法則首重於各應用期保持一致的表現，否則就很可能是過適現象的出現。在圖4.3中，以平均報酬率演化之技術交易法則的表現變異最大，以悲觀性平均報酬率演化之交易法則次之，以報酬風險比演化之交易法則最能維持其趨利避險的一致性，此圖同時證明了台股一貫高風險的本色，也與台股中散戶所佔比例最大，最有可能做出非理性投資行為造成股價波動的現象不謀而合，加上兩岸特殊政經情勢環伺，諸如此類非經濟面的因素常常造成台股巨幅下跌。

在圖4.4中，以平均報酬率演化之技術交易法則的獲利表現變異最大，以報酬風險比演化之交易法則次之，以悲觀性平均報酬率演化之交易法則最能維持其獲利效率的一致性，加上其風險迴避的能力並不差，因此其適存度函數之特性可視為一個投資台股相當好的概念。

圖4.3和圖4.4證明使用以平均報酬率，或說是超額報酬的概念演化所得的技術交易法則的投資人在台股中極可能大量虧損，在一個成熟的經濟體系中，市場穩定性高才能持續給予投資人超額報酬，因此單純考慮累計報酬是無法在台股中生存的，也就是說，要儘量在適存度函數中考量風險的因素才能順應台股天生股價多震盪的特性，此

外，當技術交易法則在各應用期表現不一致時，除了該考慮是否是過適現象的發生之外也要想到其實台股並不容易掌握，一個好的技術交易法則必須要在一個理性的市場才能習得市場獲利一般性的特徵而生存，此點對於想要在台股中以固定交易策略來獲取利潤的投資人來說並不容易。

一個好的演化方式所造就的優秀技術交易法則應該具有表現規律的特性，當交易次數倍增時，其獲利也應該倍增，也就是交易次數對報酬應該成線性關係且斜率為正值，以此角度觀察使用不同演化方式產生之各20個技術交易法則在測試期之交易次數對模型效率散佈圖後發現，只有以悲觀性平均報酬率演化的法則較具有上述特性，如圖4.5所示：

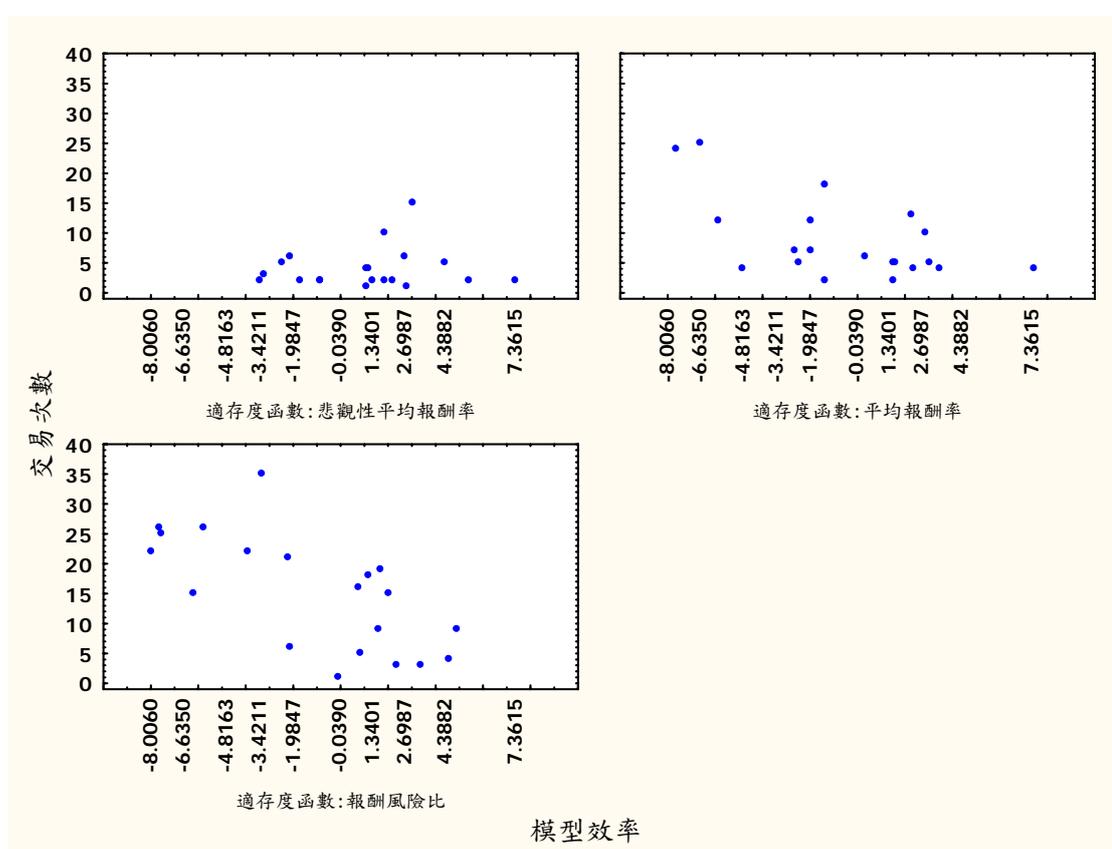


圖 4.5 三種演化方式於測試期交易次數對模型效率散佈圖

為了觀察不同演化方式在判斷進退場時機的方式，表a.1.3第一個技術交易法則和表a.3.3第11個技術交易法具有交易次數相同且在測試期表現不俗的特性，因此繪製此二法則在每次交易進場到退場期間以及本次退場到下次進場期間的價格波動，每條收盤假日線皆經過平移使得每日收盤價的連線都從零出發，橫軸則代表進場或退場期間

日數，如圖4.6及圖4.7所示：

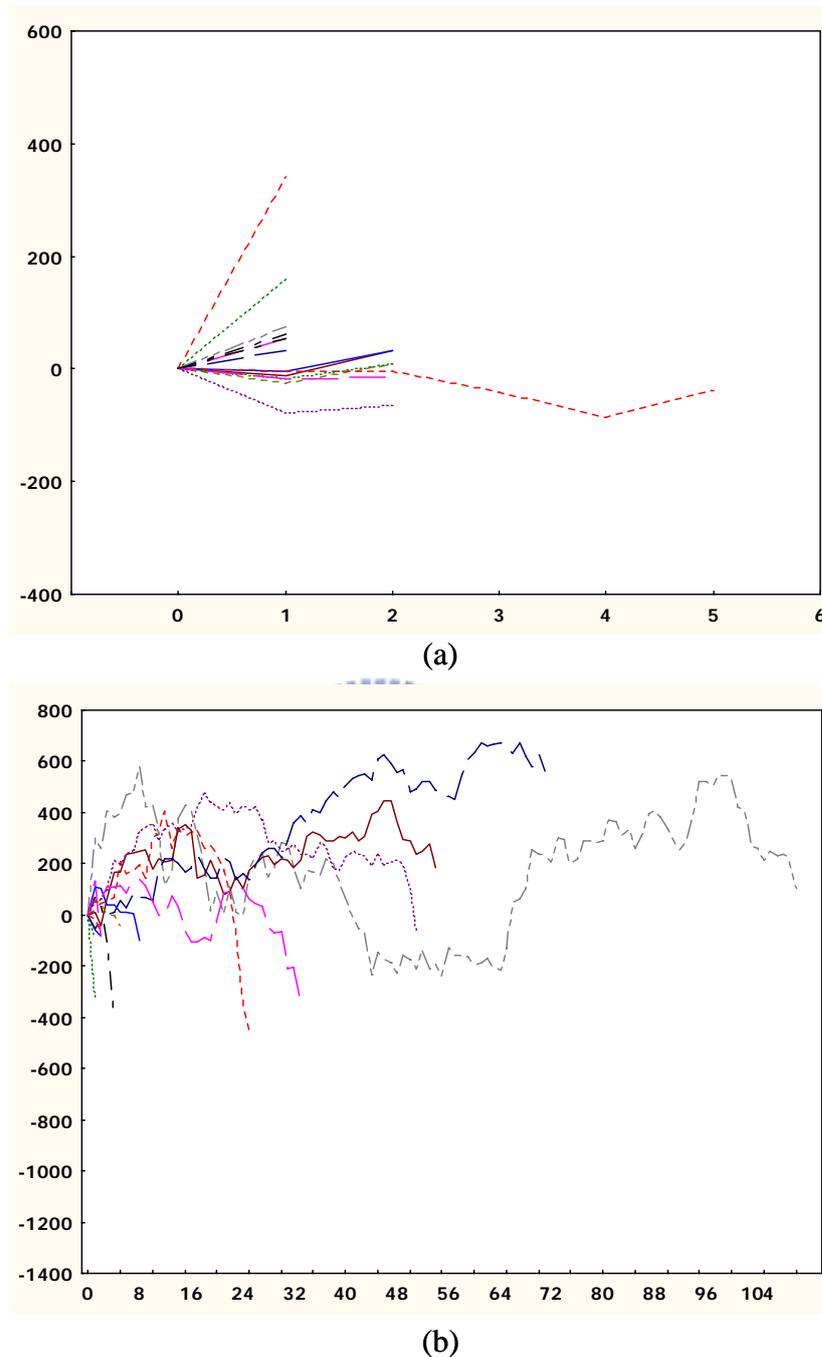


圖 4.6 悲觀性平均報酬率價格走勢圖：(a)進場後價格走勢(b)退場後價格走勢

理想中希望在出現大幅跌勢前退場，在大幅漲勢前進場；也就是每條本次進場到退場間的價格日線呈現直線上升之姿，本次退場到下次進場期間價格日線向下探底。觀察圖4.6後發現，以悲觀性平均報酬率進行演化的技術交易法則在進場後大部分的交易是獲利的，也頗有見好就收的特性，此點還滿符合台股投資人的操作特性，唯獨其進場

期間較短，錯過了許多在退場後獲利的機會，但也沒有鉅額虧損。

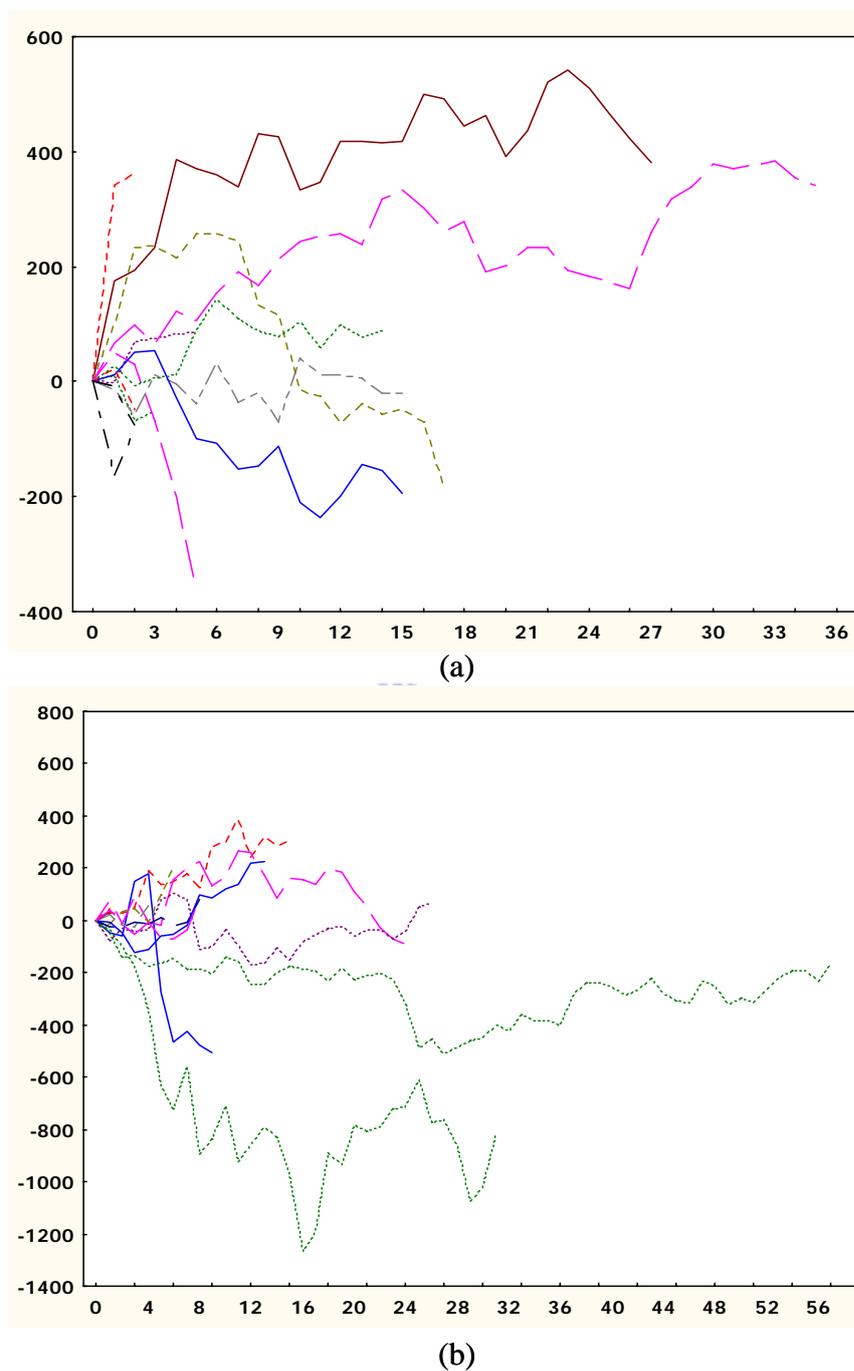


圖 4.7 報酬風險比價格走勢圖：(a)進場後價格走勢(b)退場後價格走勢

反觀以報酬風險比進行演化之技術交易法則在進場後的獲利能力較有大起大落的特性，但在退場後也成功避開數次股價的巨幅下跌，符合本研究使用報酬風險比為適存度的預期。

第五章

結 論

在龐大資料量以及免除人為思考偏見的考量下，本研究使用具備自我學習、自動求解特性的遺傳程式規劃當作求解的工具，其足以兼顧提供機械化的交易訊號、消除交易規則搭配偏見以及使用強大計算能量自動求解的需求，在決定以台股指數為標的後就可以依其規劃步驟獲得一個能夠預測獲利的模型

在假設台灣股票市場具備獲利共通特性的條件下，尋找能夠記憶住台灣股市一般性獲利特徵的技術交易法則將是本研究的重點，本研究中使用悲觀性平均報酬率、平均報酬率以及報酬風險比當作遺傳程式規劃用以演化的依據，在演化的過程中，藉由適當調整選擇方案所選用的選擇壓力係數來和緩過適現象的發生；在考慮稅賦以及手續費上限的狀況下，使用此三種演化方式所得的技術交易法則大部分都能打敗單獨執行買進觀望策略所得的報酬；在與長、短期與順、逆勢操作的比較中得知經由演化所得的技術交易法則確實有學到台股中獲利的一般性特徵。

在三種演化方式中，以使用悲觀性平均報酬率找到的技術交易法則在獲利評估標準上最具有的一致性，尤其在比較測試期的效能時，若加入風險評估的考量，某些依其演化所得的法則比起以報酬風險比演化者略佳，因其強調被市場打敗的次數以及輕視打敗市場的次數，簡而言之，就是其適存度的評估方式強調失敗交易與輕視成功交易的次數造成風險迴避的效果。

在使用平均報酬率為適存度函數的實驗中，證實了眾多研究中使用以超額報酬為其適存度的方式並不適合台灣的股票市場，其風險與獲利評估標準在各應用期皆缺乏表現一致性，因其適存度的評估方式並沒有考量在台灣股票市場中股價容易劇烈震盪的特性，也就是某次交易大量獲利並不代表是一個好的交易法則，同理，某次的大量虧損也

可能是一個好的交易法則。

當使用報酬風險比時找到的技術交易法則，其風險與獲利評估標準在各應用期的表現皆有不錯的一致性，此演化方式剛好閃躲了台股高風險的特性，某次的大量虧損將會使得此技術交易法則在眾多競爭者當中出局，比較可惜的是雖然依報酬風險比找到之技術交易法的表現具一致性，但其中只有不到半數者在測試期為獲利狀態，代表投資人在台股中想要獲利與風險迴避兼顧確實有其難度。

最後，本研究仍有若干改進空間，特此提出建議以供後續研究參考：

- 1 任何機器學習的方法都免不了過適現象的發生，本研究最大可議之處在於原始輸入資料只有短短七年，與外國學者動輒數十年的資料量相較之下明顯遜色不少，越多的訓練以及測試資料將更能消弭過適現象的影響，一般預期訓練資料至少要測試資料的兩倍。
- 2 本研究在各應用期時間長短皆固定的狀況下，無法隨時因應環境變化而發展出順應時勢的技術交易法則，因此建議在獲取更多原始資料之後應使用滑動視窗(sliding window)的概念進行訓練、驗證以及測試動作，藉以觀察環境變遷是否也具規律性。
- 3 在根據技術交易法則訊號退場後考慮無風險工具的利息所得以更忠實展現現實市場，且對結構上可解讀性越高的技術交易法則給予更高的評價。
- 4 在終端節點中加入交易量變數當作代表問題特性的原始輸入資料以及在函數節點中引入其他在臺灣股市中更具有判斷力或決定性獲利能力的函數或技術指標。
- 5 結合悲觀性平均報酬率以及報酬風險比的優點，形成一個嶄新的適存度評比方式。
- 6 考慮在股票交易過程中增加融資和融券的交易類型，以更符合實際金融操作狀況。

參考文獻

- [1] 林耀堂，「遺傳程式規劃於股市擇時交易策略之應用」，國立中央大學資訊管理學系碩士論文，2001。
- [2] 蔡瀚賢，「成交量放大訊號及技術指標綜合策略在台灣股市之實證研究」，國立成功大學企業管理研究所碩士論文，2001。
- [3] 魯秉鈞，「技術分析於台灣股票市場的運用—移動平均線與均量指標」，東海大學企業管理研究所碩士論文，2001。
- [4] 陳建全，「台灣股市技術分析之實證研究」，國立台灣大學商學研究所碩士論文，1998。
- [5] 高梓森，「台灣股市技術分析之實證研究」，國立台灣大學財務金融研究所碩士論文，1994。
- [6] 王邵佑，「隨機指標（KD值）投資績效之實證研究」，國立台北大學企業管理研究所碩士論文，2000。
- [7] 劉俊鴻，「運用遺傳演算法翠取股市交易規則之應用」，國立屏東科技大學資訊管理碩士班碩士論文，2003。
- [8] 邱雅鈴，「基因演算法於股價走勢上之應用—以台積電為例」，國立高雄第一科技大學風險管理與保險系碩士論文，2004。
- [9] 鄧少勳，「遺傳演算法於股市擇時策略之研究」，國立中央大學資訊管理學系碩士論文，1999。
- [10] 蕭永一，「股票交易策略鑑別系統—使用改良式遺傳演算法則」，國立台灣大學資訊工程研究所碩士論文，1996。
- [11] 金必煌，「運用遺傳基因演算法建立動態證券市場技術模型」，國立交通大學資訊管理研究所碩士論文，1995。
- [12] Bauer, R.J. & Liepins, G.E., "Genetic Algorithms and Computerized Trading Strategies," Working Paper, the Business School of Western Ontario University, 1988.
- [13] Holland, J.H., "Adaptation in natural and artificial systems", Ann Arbor, MI: The University of Michigan Press. 2nd edition, 1992.
- [14] Sengoku, H. & Yoshihara, I., "A fast TSP solver using a genetic algorithm."
- [15] Goldberg, D.E., "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning," Addison-Wesley Longman, 1989.
- [16] Koza, J.R., "Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection," MIT Press, 1992.
- [17] Koza, J.R., "Survey of genetic algorithms and genetic programming," WESCON, 1995.

- [18] Koza, J.R., "Hierarchical genetic algorithms operating on populations of computer programs," *Proceedings of the Eleventh International Joint Conference on Artificial Intelligence IJCAI-89*, Morgan-Kaufman, 768-774.
- [19] Andre, David, Bennet III, Forrest, H., & Koza, J.R., "Discovery by genetic programming of a cellular automata rule that is better than any known rule for the majority classification problem," *Genetic Programming 1996: Proceedings of the First Annual Conference*, July 28-31, 1996, MIT Press.
- [20] Miller, B.L. & Goldberg, D.E., "Genetic Algorithms, Selection Schemes and the Varying Effect of Noise," IlliGAL report No. 95009. 1995.
- [21] Miller, B.L. & Goldberg, D.E., "Genetic Algorithms, Tournament Selection, and the Effects of Noise."
- [22] Seshadri, M., "Comprehensibility, Overfitting and Co-Evolution in Genetic Programming for Technical Trading Rules," 2003.
- [23] Dampster, M.A. & Jones, C.M., "A Real-Time Adaptive Trading System Using Genetic Programming," *Quantitative Finance* vol. 1 (2001) 397 – 417, University of Cambridge, 2000.
- [24] Allen, F. & Karjalainen, R., "Using Genetic Algorithm to Find Technical Trading Rules," *Journal of Financial Economics* 51: 245 – 271, 1999.
- [25] Karjalainen, R., "Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules in Financial Markets," Ph.D. Thesis, University of Pennsylvania, 1994.
- [26] Neely, C., Weller, P., & Dittmar, R., "Is Technical Analysis in the Foreign Exchange Market Profitable? A Genetic Programming Approach," *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 32: 405-26, 1997.
- [27] Murphy, J., "Technical Analysis of the Financial Markets," New York Institute of Finance, 1999.
- [28] Murphy, J., "Technical Analysis of the Financial Markets," 1 - 5, 1999.
- [29] Martin, P., "Technical Analysis Explained," 3, 2002.
- [30] Levy, R.A., "Conceptual Foundation of Technical Analysis," *Financial Analysis Journal*, pp. 84-85, 1966.
- [31] Pring, M.J., "Technical Analysis Explained," McGraw Hill 2nd ed., 1988.
- [32] Edwards, R. & Magee, J., "Technical Analysis of Stock Trends," New York: John Magee Inc, 1997.
- [33] Bigalow, S.W., Wiley, J., & Sons, "Profitable Candlestick Trading: Pinpointing Market Opportunities to Maximize Profits," December 2001.
- [34] Park, C.-H. & Irwin, S.H., "What Do We Know about the Profitability of Technical Analysis?" *Journal of Economic Surveys*, March 2006.
- [35] Fama, E.F., "The Behavior of Stock Market Prices," *Journal of Business*, pp. 285-299, January 1965.
- [36] Fama, E.F., "Efficient Capital Market: A Review of Theory and Empirical Work," *Journal of Finance*, Vol. 25, pp. 383-417, May 1970.

- [37] Bojarczuk, C.C., Lopes, H.S., & Freitas, A.A., “Data Mining with Constrained-syntax Genetic Programming: Applications in Medical Data Sets,” In Proc Intelligent Data Analysis in Medicine and Pharmacology - a workshop at MedInfo-2001, London, September 2001.
- [38] Buntine, W. & Nibblet, T., “A further comparison of splitting rules for decision-tree induction,” Machine Learning 8: 75-86, 1992.
- [39] Clark, P. & Nibblet, T., “The CN2 Induction Algorithm,” Machine Learning 3: 261-283, 1989.
- [40] Blumer, A., Ehrenfeucht, A., Haussler, D., & Warmuth, M.K., “Occam’s Razor,” Information Processing Letters 24:377-380, 1987.
- [41] Rissanen, J. “Modeling by shortest data description,” Automatica 14: 465- 471, 1978.
- [42] Domingos, P., “The Role of Occam’s Razor in Knowledge Discovery,” Data Mining and Knowledge Discovery 3: 409-425, 1999.
- [43] Jensen, D. & Cohen, P.R., “Multiple Comparisons in Induction Algorithms,” Machine Learning, 38: 309-338, 2000.
- [44] Pardo, R., “Design, Testing, and Optimization of Trading Systems,” pp.75-77, pp.120-126, 1992.
- [45] Potvin, J.-Y., Soriano, P., & Vallee, M., “Generating Trading Rules on the Stock Markets with Genetic Programming,” 2004.



附錄

表 a.1.1 在訓練期以 *PROM* 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	30	14	16	24.09	-11.85	147.58	0.0100	0.1476	1.3115	2.60
2	23	9	14	45.24	-13.95	211.89	0.0240	0.2119	1.7813	3.73
3	16	6	10	57.55	-14.20	203.25	0.0174	0.2032	1.7226	3.58
4	16	7	9	72.12	-19.17	332.32	0.0840	0.3323	2.9812	5.85
5	16	7	9	64.69	-18.50	286.25	0.0596	0.2863	2.6599	5.04
6	15	6	9	75.04	-18.47	284.00	0.0448	0.2840	2.6437	5.00
7	15	6	9	31.26	-29.03	-73.65	-0.2373	-0.0736	-0.2684	-1.30
8	12	10	2	43.66	-45.02	346.55	0.1448	0.3466	1.6123	6.10
9	12	10	2	95.85	-140.10	678.25	0.1770	0.6782	0.8569	11.93
10	10	7	3	62.54	-16.73	387.61	0.1932	0.3876	4.5867	6.82
11	10	4	6	63.81	-13.27	175.59	0.0155	0.1756	2.1132	3.09
12	9	5	4	59.32	-20.88	213.10	0.0387	0.2131	1.7830	3.75
13	7	6	1	20.78	-20.02	104.64	0.0337	0.1046	1.7424	1.84
14	6	3	3	91.42	-7.03	253.16	0.0826	0.2532	5.8157	4.45
15	5	4	1	54.11	-18.59	197.85	0.0710	0.1978	3.5472	3.48
16	5	3	2	38.08	-6.61	101.01	0.0257	0.1010	4.0622	1.78
17	4	2	2	169.64	-118.00	103.29	-0.3035	0.1033	0.2290	1.82
18	4	3	1	179.56	-42.01	496.67	0.1436	0.4967	3.9406	8.74
19	4	3	1	16.49	-9.09	40.38	0.0027	0.0404	1.4811	0.71
20	3	2	1	140.75	-29.25	252.25	0.0240	0.2523	2.8750	4.44

表 a.1.2 在驗證期以 PROM 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	18	10	8	23.88	-5.88	191.76	0.0996	0.1918	7.3264	6.41
2	13	8	5	14.90	-5.51	91.59	0.0371	0.0916	3.8485	3.06
3	6	3	3	10.89	-13.45	-7.69	-0.0498	-0.0077	-0.1152	-0.26
4	8	4	4	46.73	-19.63	108.42	-0.0243	0.1084	1.9518	3.63
5	10	3	7	29.18	-16.91	-30.81	-0.1261	-0.0308	-0.6342	-1.03
6	9	3	6	29.74	-16.88	-12.06	-0.1049	-0.0121	-0.2435	-0.40
7	5	3	2	25.17	-13.42	48.65	-0.0139	0.0487	1.2818	1.63
8	2	0	2	0.00	-8.12	-16.23	-0.0277	-0.0162	-0.9309	-0.54
9	3	2	1	50.68	-23.42	77.94	-0.0171	0.0779	1.6642	2.61
10	3	1	2	12.27	-9.19	-6.12	-0.0314	-0.0061	-0.1695	-0.20
11	7	4	3	42.16	-15.97	120.70	0.0087	0.1207	2.0555	4.04
12	5	3	2	19.45	-23.31	11.74	-0.0549	0.0117	0.2322	0.39
13	4	3	1	20.29	-15.31	45.58	-0.0049	0.0456	1.4889	1.52
14	3	2	1	15.53	-8.34	22.71	-0.0076	0.0227	1.3608	0.76
15	2	2	0	29.63	0.00	59.26	0.0174	0.0593	29.6281*	1.98
16	7	4	3	29.91	-16.45	70.29	-0.0180	0.0703	0.8823	2.35
17	2	1	1	75.64	-1.04	74.60	-0.0021	0.0746	35.8434	2.49
18	2	1	1	118.42	-7.44	110.98	-0.0149	0.1110	7.4588	3.71
19	3	2	1	29.64	-18.98	40.31	-0.0206	0.0403	1.0620	1.35
20	2	2	0	38.12	0.00	76.24	0.0223	0.0762	38.1196*	2.55

*當要計算第 15 和第 20 個交易法則的報酬風險比時，由於此二法則沒有被市場打敗過，也就是在最大虧損量為零的情況下將最大虧損量視為 1，也就是以年度報酬的值當作報酬風險比。

表 a.1.3 在測試期以 PROM 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	15	7	8	16.61	-6.43	64.84	0.0027	0.0648	1.7152	3.09
2	10	6	4	9.89	-4.89	39.81	0.0058	0.0398	2.2486	1.90
3	3	1	2	3.33	-35.47	-67.61	-0.1211	-0.0676	-0.4771	-3.23
4	5	1	4	147.54	-13.89	91.98	-0.0833	0.0920	1.8224	4.39
5	6	1	5	7.98	-10.52	-44.63	-0.0761	-0.0446	-1.0106	-2.13
6	5	0	5	0.00	-10.44	-52.19	-0.0755	-0.0522	-1.1914	-2.49
7	4	4	0	6.18	0.00	24.71	0.0124	0.0247	12.3542*	1.18
8	2	2	0	77.15	0.00	154.30	0.0452	0.1543	77.1484*	7.36
9	2	1	1	50.61	-12.15	38.46	-0.0243	0.0385	1.5830	1.83
10	2	0	2	0.00	-8.59	-17.19	-0.0293	-0.0172	-0.5245	-0.82
11	6	2	4	70.43	-21.08	56.57	-0.0852	0.0566	0.6872	2.70
12	2	2	0	14.04	0.00	28.09	0.0082	0.0281	14.0442*	1.34
13	1	1	0	59.16	0.00	59.16	0.0000	0.0592	29.5814*	2.82
14	4	3	1	10.04	-6.70	23.42	-0.0007	0.0234	1.7472	1.12
15	1	1	0	23.45	0.00	23.45	0.0000	0.0235	11.7258*	1.12
16	2	0	2	0.00	-35.85	-71.71	-0.1224	-0.0717	-0.5214	-3.42
17	2	2	0	57.08	0.00	114.16	0.0334	0.1142	57.0808*	5.45
18	2	0	2	0.00	-17.65	-35.31	-0.0603	-0.0353	-0.8648	-1.68
19	2	1	1	45.50	-63.57	-18.06	-0.1271	-0.0181	-0.1421	-0.86
20	2	1	1	93.72	-47.66	46.07	-0.0953	0.0461	0.4833	2.20

*表示在最大虧損量為零的情況下將最大虧損量視為 1，也就是以年度報酬的值當作報酬風險比。

表 a.2.1 在訓練期以 ROM 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	43	17	26	87.81	-31.11	683.95	0.1633	0.6839	2.0617	12.03
2	37	23	14	48.26	-21.43	809.93	0.4983	0.8099	6.8754	14.25
3	33	16	17	107.46	-52.01	835.20	0.1909	0.8352	1.6491	14.69
4	33	20	13	67.12	-49.46	699.46	0.2210	0.6995	0.8036	12.31
5	30	12	18	149.18	-43.88	1000.43	0.2975	1.0004	1.5173	17.60
6	24	14	10	53.51	-24.63	502.83	0.2247	0.5028	3.2829	8.85
7	21	14	7	107.76	-60.27	1086.80	0.5241	1.0868	1.1806	19.12
8	20	15	5	80.07	-58.41	909.05	0.4683	0.9091	1.4428	15.99
9	19	8	11	173.69	-26.02	1103.31	0.5257	1.1033	7.7358	19.41
10	19	14	5	109.88	-75.94	1158.69	0.5777	1.1587	1.6504	20.39
11	17	10	7	87.86	-37.48	616.23	0.2392	0.6162	2.1102	10.84
12	16	11	5	129.25	-26.98	1286.86	0.7979	1.2869	10.3408	22.64
13	15	7	8	74.48	-20.09	360.65	0.1068	0.3606	3.1680	6.35
14	15	6	9	75.04	-18.47	284.00	0.0448	0.2840	2.6437	5.00
15	14	5	9	129.23	-28.65	388.31	0.0134	0.3883	1.3141	6.83
16	13	5	8	119.81	-21.12	430.11	0.1025	0.4301	3.5947	7.57
17	13	9	4	146.96	-39.15	1166.04	0.6468	1.1660	5.9694	20.52
18	11	5	6	121.13	-26.58	446.14	0.1102	0.4461	2.9297	7.85
19	10	6	4	113.51	-32.14	552.52	0.2102	0.5525	4.2536	9.72
20	10	8	2	115.59	-79.40	765.91	0.3267	0.7659	1.7369	13.48

表 a.2.2 在驗證期以 ROM 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	21	10	11	39.20	-24.16	126.25	-0.0778	0.1263	1.3921	4.22
2	20	12	8	22.31	-17.28	129.41	0.0033	0.1294	2.1428	4.33
3	14	8	6	54.66	-37.16	214.31	-0.0313	0.2143	1.0742	7.17
4	17	7	10	36.79	-19.05	67.03	-0.0906	0.0670	0.9094	2.24
5	19	9	10	43.45	-21.81	173.03	-0.0263	0.1730	1.8468	5.79
6	13	5	8	28.41	-16.04	13.70	-0.0952	0.0137	0.1339	0.46
7	13	7	6	42.07	-17.36	190.28	0.0365	0.1903	3.6382	6.36
8	14	8	6	20.42	-17.45	58.69	-0.0418	0.0587	1.0368	1.96
9	14	5	9	60.40	-40.19	-59.75	-0.3154	-0.0597	-0.3134	-2.00
10	8	6	2	68.17	-10.90	387.19	0.2048	0.3872	14.0254	12.95
11	15	7	8	48.21	-29.90	98.29	-0.1138	0.0983	0.4991	3.29
12	6	3	3	63.42	-38.05	76.09	-0.0997	0.0761	0.4261	2.54
13	8	4	4	36.27	-18.94	69.31	-0.0411	0.0693	1.2934	2.32
14	9	3	6	29.74	-16.88	-12.06	-0.1049	-0.0121	-0.2435	-0.40
15	5	3	2	74.25	-14.88	193.00	0.0434	0.1930	5.3101	6.45
16	8	4	4	62.88	-20.70	168.71	0.0016	0.1687	2.8805	5.64
17	14	5	9	68.08	-24.98	115.56	-0.1116	0.1156	0.8608	3.86
18	8	4	4	62.96	-19.83	172.55	0.0070	0.1725	3.3491	5.77
19	10	5	5	42.37	-21.06	106.57	-0.0353	0.1066	1.7975	3.56
20	3	3	0	38.96	0.00	116.87	0.0494	0.1169	58.4342*	3.91

*表示在最大虧損量為零的情況下將最大虧損量視為 1，也就是以年度報酬的值當作報酬風險比。

表 a.2.3 在測試期以 ROM 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	24	6	18	32.74	-19.83	-160.46	-0.3248	-0.1605	-1.0830	-7.66
2	12	1	11	26.48	-13.62	-123.34	-0.1950	-0.1233	-1.3816	-5.88
3	18	7	11	20.33	-15.59	-29.17	-0.1347	-0.0292	-0.2580	-1.39
4	13	5	8	22.65	-8.22	47.44	-0.0265	0.0474	0.9975	2.26
5	25	8	17	23.21	-19.10	-139.07	-0.2835	-0.1391	-0.9387	-6.64
6	6	2	4	13.81	-4.98	7.68	-0.0218	0.0077	0.4120	0.37
7	7	1	6	7.98	-10.61	-55.67	-0.0896	-0.0557	-1.2755	-2.66
8	4	1	3	93.72	-14.40	50.52	-0.0681	0.0505	1.0966	2.41
9	10	4	6	44.20	-19.36	60.63	-0.0752	0.0606	0.7756	2.89
10	2	1	1	15.72	-43.73	-28.01	-0.0875	-0.0280	-0.3203	-1.34
11	4	1	3	99.65	-66.87	-100.95	-0.3164	-0.1009	-0.3036	-4.82
12	12	3	9	26.26	-13.38	-41.60	-0.1272	-0.0416	-0.5322	-1.98
13	5	1	4	84.34	-13.13	31.84	-0.0788	0.0318	0.6677	1.52
14	5	0	5	0.00	-10.44	-52.19	-0.0755	-0.0522	-1.1914	-2.49
15	4	2	2	98.28	-19.77	157.01	-0.0099	0.1570	2.9369	7.49
16	5	1	4	118.90	-13.54	64.73	-0.0813	0.0647	1.3153	3.09
17	5	3	2	33.71	-33.43	34.28	-0.0714	0.0343	0.2903	1.64
18	4	1	3	118.90	-15.10	73.60	-0.0715	0.0736	1.4916	3.51
19	7	1	6	104.26	-24.16	-40.72	-0.2042	-0.0407	-0.2480	-1.94
20	2	2	0	16.28	0.00	32.57	0.0095	0.0326	16.2829*	1.55

*表示在最大虧損量為零的情況下將最大虧損量視為 1，也就是以年度報酬的值當作報酬風險比。

表 a.3.1 在訓練期以 *RRR* 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	35	18	17	20.52	-48.39	-453.15	-0.7397	-0.4531	-0.5771	-7.97
2	16	7	9	64.69	-18.50	286.25	0.0596	0.2863	2.6599	5.04
3	9	6	3	71.14	-16.61	377.04	0.1740	0.3770	4.4960	6.63
4	7	3	4	76.57	-37.02	81.62	-0.1250	0.0816	0.3019	1.44
5	4	2	2	200.10	-109.82	180.56	-0.2577	0.1806	0.4116	3.18
6	28	6	22	101.18	-27.15	9.75	-0.3655	0.0097	0.0572	0.17
7	34	16	18	60.79	-40.40	245.49	-0.1691	0.2455	0.7213	4.32
8	37	14	23	65.53	-34.15	131.98	-0.2770	0.1320	0.3058	2.32
9	34	14	20	77.08	-51.10	57.08	-0.4598	0.0571	0.1279	1.00
10	32	12	20	92.88	-34.90	416.53	-0.0613	0.4165	1.2020	7.33
11	28	6	22	84.68	-22.09	22.20	-0.2888	0.0222	0.1176	0.39
12	47	17	30	59.39	-28.76	146.63	-0.2558	0.1466	0.5211	2.58
13	34	18	16	68.64	-56.92	324.77	-0.1941	0.3248	0.5605	5.71
14	6	5	1	29.65	-11.05	137.21	0.0599	0.1372	4.1381	2.41
15	32	15	17	59.65	-46.21	109.25	-0.3123	0.1092	0.1053	1.92
16	34	13	21	55.06	-33.69	8.34	-0.3445	0.0083	0.0243	0.15
17	26	8	18	86.11	-29.91	150.60	-0.2198	0.1506	0.4111	2.65
18	7	4	3	74.74	-28.41	213.75	0.0151	0.2137	1.4242	3.76
19	13	6	7	73.66	-51.73	79.89	-0.2374	0.0799	0.2814	1.41
20	4	1	3	289.40	-74.90	64.71	-0.3544	0.0647	0.1195	1.14

表 a.3.2 在驗證期以 RRR 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	16	10	6	19.59	-49.00	-98.14	-0.2801	-0.0981	-0.4446	-3.28
2	10	3	7	29.18	-16.91	-30.81	-0.1261	-0.0308	-0.6342	-1.03
3	2	1	1	12.27	-18.07	-5.80	-0.0361	-0.0058	-0.1604	-0.19
4	2	1	1	42.45	-37.53	4.92	-0.0751	0.0049	0.0655	0.16
5	2	1	1	116.20	-159.40	-43.21	-0.3188	-0.0432	-0.1355	-1.44
6	14	7	7	47.43	-20.90	185.67	0.0049	0.1857	2.7852	6.21
7	29	10	19	48.07	-29.55	-80.85	-0.3617	-0.0809	-0.3549	-2.70
8	30	6	24	40.75	-25.05	-356.62	-0.5791	-0.3566	-2.7866	-11.93
9	14	6	8	46.21	-24.18	83.80	-0.0978	0.0838	0.9509	2.80
10	20	9	11	39.81	-25.07	82.57	-0.1200	0.0826	0.6232	2.76
11	15	6	9	70.81	-34.25	116.60	-0.1596	0.1166	0.6419	3.90
12	37	5	32	50.24	-16.04	-262.06	-0.4651	-0.2621	-2.7733	-8.76
13	25	9	16	27.44	-39.59	-386.52	-0.6272	-0.3865	-1.0596	-12.93
14	13	7	6	31.59	-40.68	-22.95	-0.2062	-0.0230	-0.0850	-0.77
15	25	9	16	56.11	-25.12	103.11	-0.1657	0.1031	0.5719	3.45
16	14	7	7	59.12	-21.51	263.24	0.0499	0.2632	3.0326	8.80
17	22	9	13	41.57	-17.76	143.34	-0.0454	0.1433	2.0886	4.79
18	4	2	2	133.83	-32.21	203.26	-0.0316	0.2033	2.0279	6.80
19	10	5	5	29.34	-58.05	-143.58	-0.3390	-0.1436	-0.8048	-4.80
20	2	1	1	92.41	-122.48	-30.07	-0.2450	-0.0301	-0.1227	-1.01

表 a.3.3 在測試期以 *RRR* 進行演化實驗結果及效能評估參數

	<i>NT</i>	<i>NW</i>	<i>NL</i>	<i>AW</i>	<i>AL</i>	<i>NP</i>	<i>PROM</i>	<i>ROM</i>	<i>RRR</i>	<i>ME</i>
1	18	10	8	27.91	-31.83	24.50	-0.1538	0.0245	0.0650	1.17
2	6	1	5	7.98	-10.52	-44.63	-0.0761	-0.0446	-1.0106	-2.13
3	1	0	1	0.00	-0.82	-0.82	-0.0016	-0.0008	-0.5000	-0.04
4	3	1	2	67.72	-9.07	49.58	-0.0310	0.0496	1.5406	2.37
5	4	2	2	71.31	-23.47	95.69	-0.0384	0.0957	1.2613	4.57
6	22	5	17	30.16	-18.74	-167.81	-0.3125	-0.1678	-1.1327	-8.01
7	25	10	15	18.79	-23.09	-158.47	-0.3073	-0.1585	-0.7866	-7.56
8	22	8	14	21.99	-18.37	-81.22	-0.2121	-0.0812	-0.3801	-3.87
9	26	9	17	14.58	-14.84	-121.04	-0.2260	-0.1210	-1.4037	-5.77
10	19	7	12	26.29	-12.43	34.82	-0.0778	0.0348	0.5694	1.66
11	15	6	9	47.36	-26.91	42.02	-0.1547	0.0420	0.2793	2.00
12	35	10	25	27.35	-13.68	-68.42	-0.2233	-0.0684	-0.8631	-3.26
13	15	8	7	28.09	-50.58	-129.32	-0.3426	-0.1293	-0.4378	-6.17
14	9	7	2	13.44	-29.84	34.40	-0.0433	0.0344	0.3449	1.64
15	16	7	9	32.08	-23.22	15.58	-0.1389	0.0156	0.0800	0.74
16	26	8	18	31.57	-22.91	-159.88	-0.3464	-0.1599	-0.5498	-7.63
17	21	8	13	20.56	-16.18	-45.80	-0.1623	-0.0458	-0.4658	-2.18
18	5	2	3	57.94	-32.40	18.69	-0.1194	0.0187	0.1674	0.89
19	9	4	5	50.01	-19.39	103.11	-0.0403	0.1031	1.4317	4.92
20	3	2	1	58.20	-46.00	70.40	-0.0579	0.0704	0.7653	3.36