

運用基因演算法買賣期貨之研究—以臺股期貨為例

李富民* 朝陽科技大學資訊管理系
李麗華 育達科技大學多媒體與遊戲發展科學系
徐弘翰 朝陽科技大學資訊管理系

摘 要

本論文以臺股期貨為交易標的，組合及參數化數個常用的臺股現貨技術指標為交易規則，並運用基因演算法找出最佳的交易規則。在臺股指數平滑變動期間，不管是在獲勝率或是報酬的績效表現上，以獲勝率為導向找出的最佳交易規則皆優於以報酬為導向找出的最佳交易規則。為了瞭解以獲勝率為導向找出的最佳交易規則，在臺股指數劇烈變動期間，是否仍有傑出的績效表現，本論文設計了數個實驗情境，包含盤整向上型、盤整向下型及多空分歧型。實驗結果顯示，以獲勝率為導向找出的最佳交易規則，大多情境下仍能獲得高的獲勝率，但是在某些情境下的報酬績效表現卻不理想。

關鍵詞：交易規則、基因演算法、獲勝率、技術指標、臺股期貨

* Corresponding author (Email: fmlee@cyut.edu.tw TEL: 886-4-23323000 ext. 4286)

The Application of Genetic Algorithms for Trading TAIEX Futures

Fu-Ming Lee*, Dept. of Information Management, Chaoyang University of Technology

Li-Hua Li, Dept. of Multimedia & Game Science, Yu Da University of Science and Technology

Hung-Han Hsu, Dept. of Information Management, Chaoyang University of Technology

ABSTRACT

Technical trading rules for TAIEX futures are studied in this research. They are parameterized and composed of several conventional technical indicators of TAIEX. To find the semi-optimal parameters of the rules, genetic algorithms are used for specific learning objectives. In the period that TAIEX changed smoothly, the trading rule set learned for winning-percentage-oriented objective is superior to the one learning for profit-oriented objective in the investing performance for both winning percentage and profit. To further explore the performance of the winning-percentage-oriented trading rule set, several experiment cases are designed in the period that TAIEX changed dramatically. The results show that the winning percentage performance is still good in most cases, however, the profit performance is bad in some cases.

Keywords : Trading Rules, Genetic Algorithms, Winning-percentage, Technical Indicators, TAIEX Futures

* Corresponding author (Email: fmlee@cyut.edu.tw TEL: 886-4-23323000 ext. 4286)

1. 緒論

1.1. 研究背景與動機

根據臺灣證券交易所的統計，截至西元 2014 年 1 月止，臺灣投資人累積開戶人數已達 1685 餘萬人，也就是每 1 人當中有 0.73 人開戶〔2〕。雖然，證券投資相較於儲蓄、基金投資，其所得的報酬率高；但是，高報酬的背後時常伴隨著高風險的發生。就像本論文實驗標的物：期貨，是把雙面刃的投資工具，其最大的特色在於具有高度財務槓桿以小搏大的特色，只要繳交保證金即可進行交易；想當然爾，投資風險相較於股票投資是不可言喻的高。高度財務槓桿確實能使獲利加大，相對地，也能造成損失倍增。所以，坊間有許多證券投資分析的文獻，紛紛提出了降低投資風險的方法〔4〕〔8〕〔12〕〔18〕。

因此，投資人需要一個適當的輔助工具，可以降低投資風險及確實掌握到趨勢，這樣才能掌握整個股票的律動。而趨勢可以分為盤整向上(Swing upward)型、盤整向下(Swing downward)型及多空分歧(Uncertainty)型，分別可以解釋成漲、跌及盤整。所以，趨勢的預測將是本論文的研究重點。故本論文將以獲勝率為導向的最佳化技術交易規則〔5〕〔10〕為基礎，利用基因演算法最佳化的特性，重新驗證上述規則的有效性及建構一個適合預測台股期貨趨勢的投資模型。

1.2. 研究目的

對於企業的經營者而言，為了保護持有的股票現貨部位，而會將期貨交易當作一種避險的策略；也就是股票現貨與期貨市場具有高度相關時，在這兩市場中反向操作，才能產生相互沖銷的效果。假使不採取期貨避險策略，現貨部位將直接承擔市場價格波動。

對於投資者而言，因為期貨交易具有高度財務槓桿原理，是一種富有挑戰性的投資工具。所以為了找出最佳的交易時機，也就是趨勢的轉折點，期許能夠獲取更高的利潤；這就是本論文要進一步探討分析的目的。

本論文會以三方面各別去探討實驗的成果績效：

1. 為了產生單一的多空訊號，以日決策的方式，探討每日期貨交易需作多單、空單及平倉的交易方式。
2. 以工程師的觀點，分析實驗的預測準確率。
3. 以經理人的觀點，分析實驗的獲益績效。

1.3. 證券投資分析的方法

證券投資分析的方法主要分為基本分析、技術分析及證券組合分析這三大類，依序如下：

1. 基本分析：根據經濟學、金融學及投資學的基本原理(例如：股價圖形、基本面等)所衍生出的分析方法。因此理論基礎：產業或公司的內在價值，藉以決定證券的價格；而「內在價值」可以通過對產業或公司現狀及未來前景的分析而獲得。所以市場價值和內在價值之間的差距，最終會被市場的機制所糾正。所以當市場價格低於內在價值，代表買進的機會到來；反之當市場價格高於內在價值，代表賣出的機會到來。

2. 技術分析：根據證券價格過去的變化，透過統計等數據所歸納出的投資參考，藉此

推測未來趨勢的分析方法〔18〕。因此理論基礎：主要建立在三個假設之上，分別為市場行為包含一切信息、價格是沿趨勢移動及歷史會重複。

3. 證券組合分析：根據投資者對報酬率、風險控管及個人偏好，組合管理出對投資者的最優證券組合方法。藉由多元化的證券組合有效降低投資風險是該分析最主要的出發點。

所以本論文將參考過去多數的文獻〔5〕〔10〕〔11〕〔14〕〔16〕〔17〕〔19〕，使用到技術分析方法找出交易的時機。

對於技術分析的有效性，Fama〔13〕於西元1970年提出當證券市場屬於弱勢效率市場(Weak Form Efficiency Market)時，表示市場的證券價格已充分地反映出過去的歷史訊息，所以投資人無法對過去的證券價格預測出未來證券價格的趨勢，並從中獲取到報酬，這表示技術分析將失去效用。但過去已有諸多的文獻，藉由不同觀點證實臺灣並非完全是弱勢效率市場〔3〕〔6〕〔7〕〔9〕，故使用技術分析法仍然可以賺取到超額的差價報酬。所以，本論文將以臺灣加權股價指數(TAIEX)作為研究的對象。由於TAIEX是將所選取股票的個別市值佔所有選取股票的總市值作為權重而計算出的股價指數，是無法在市場上交易，所以本論文將以其衍生性的金融商品：台股期貨來做為交易標的物。

一般來說，技術分析主要分為如下五類：指標學派、切線學派、型態學派、K線學派及波浪學派；在這其中，指標學派是從市場的各個行為，建構出一個數學模型，給出數學上的計算公式，得到一個反映該構面內在實質的數字，這個數字叫指標值。其具體數值和相互間的關係直接反映股市所處的狀態，這是可以為我們的操作行為提供正確指導方向。所以多數的研究皆依據技術指標來分析做實驗，只是參照的指標類型或運用方式不同。

1.4. 技術指標的特性

技術指標是對歷史數據，使用一定的公式而計算得出的指標。雖然技術指標發展至今已有數百種，但基本可以分為二大類，依序為趨勢指標及擺盪(非趨勢)指標。

1. 趨勢指標：當趨勢或行情持續偏向某一方向，其指標也將往同一方向移動，特性主要是用於確定市場趨勢的強弱程度。而趨勢指標代表的是過去和現在的發展趨勢，避免了大量的虛假訊號，因此可以用來預測市場上出現的一個新趨勢。常用的指標有乖離率(BIAS)、趨向指標(Directional Movement Index, DMI)、移動平均線(Moving Average, MA)及指數平滑異同移動平均線(Moving Average Convergence and Divergence, MACD)等。

2. 擺盪(非趨勢)指標：擺盪指標的基本原理是建立在動能關係與價格變動率的觀念上，看似複雜，實則簡明扼要。原理是以前n日為基準，其數值皆擺盪於0到100之間，藉此判斷相對高低位置。常用的指標有隨機指標(KD)、相對強弱指標(Relative Strength Index, RSI)等。

所以本論文將捨棄擺盪(非趨勢)指標，採用常用的趨勢指標，亦即BIAS、DMI及MACD。

2. 技術指標及其運用法則

2.1. 技術指標的採用

本論文將以獲勝率為導向的最佳化技術交易規則之研究—以台股期貨為交易標的為基礎，探討其有效性，所以也延續了此篇論文採用的技術指標類型：BIAS、DMI 及 MACD。以下將簡述採用的指標定義及實際採用的指標。

1. BIAS(乖離率)：

如果趨勢方向的角度來看，移動平均線(Moving Average, MA)可視為趨勢線；所以任何遠離移動平均線的股價，最終都可能往趨勢線修正，這代表了股價離開移動平均線皆是屬於短暫的行為，因此離的越遠，股價修正的機會也就越大，所以探討偏離程度將有助於對股價作預測，而衡量目前的股價與移動平均線距離的指標即為乖離率，簡略來說，為目前股價偏離了移動平均線的百分比；當收盤價大於移動平均線時的乖離稱為正乖離，收盤價小於移動平均線時的乖離稱為負乖離。

如果以成本的角度來看，移動平均線代表投資人的平均成本，而乖離率則是投資人的平均報酬率。因此當股價在移動平均線之上，其乖離率為正值，正值越大代表大多數的投資人都是處於獲利狀態且報酬頗豐，因此想獲利了結，落袋為安的心態越濃厚，相對地獲利賣壓較大，行情回檔機率也越高。相反地，當股價在移動平均線之下，其乖離率為負值，負值越大代表大多數的投資人處於虧損嚴重，因此想認賠殺出的心態越淡薄，相對地回補動機越強，行情反彈機率也就越高〔4〕。所以本論文實際採用的技術指標為 6 日 BIAS、12 日 BIAS 及 24 日 BIAS。

2. DMI(趨向指標)：

DMI 在判斷股價漲跌趨勢時，能將每日股價的最高值、最低值及收盤價三者間的波動情形納入考慮進行完整的分析。其基本原理是透過股價在上升或下跌的過程中，藉由創新高價或新低價的動量，判斷多空買賣雙方的力道均衡點及在買賣雙方互動下波動的趨勢循環過程。

DMI 的計算比較複雜，其運算的基本程序依序為：先確認趨勢的漲跌，計算出趨向變動值(Directional Movement, DM)及真實波幅(True Range, TR)。其次計算出方向線(Directional Indicator, DI)。最後再計算出平均趨向變動指數(Average Directional Movement Index, ADX)及平均趨向變動指數等級(Average Directional Movement Index Rating, ADXR)〔4〕。所以本論文實際採用的技術指標為 ADX(14 日 DX)及 ADXR(14 日 ADX)。

3. MACD(指數平滑異同移動平均線)：

MACD 是判斷股市中長期走勢的有力工具，可去除 MA 常出現假訊號的缺點，找出股價的真正趨勢方向。其基本原理是利用快速與慢速兩條指數平滑移動平均線(Exponential Moving Averages, EMA)，計算出兩者間的差離值(Difference, DIF)，再利用差離值與差離值平均值(Difference Exponential Average, DEA)的收斂(convergence)與發散(divergence)，藉以判斷股票的買進與賣出時機。然後以短天期 DIF(快的)移動平均線作為趨勢的變化判定，而以長天期 DEA(慢的)移動平均線作為趨勢的基準；所以當快的移動平

均線與慢的移動平均線兩者交叉時，代表趨勢產生反轉的現象，投資策略也要跟著改變〔4〕。所以本論文實際採用的技術指標為 DIF(12 日 EMA - 26 日 EMA)、DEA(9 日 DIF) 及 MACD(DIF - DEA)。

2.2. 技術指標的運用法則

依實際採用的技術指標，定義了兩個運用的法則：

1. 向上且大於門檻值：代表今日的技術指標值 \geq 昨日的技術指標值
2. 向下且小於門檻值：代表今日的技術指標值 $<$ 昨日的技術指標值

另外，門檻值代表運用時機及該法則的解釋意義；權重值代表該法則的權重分數。利用上述的原理，將複數個技術指標整合運用，藉由基因演算法的最佳化特性，期許找出技術指標的最佳門檻值及權重值，如下圖 1 所示。

第 1 個法則		第 2 個法則		第 2n-1 個法則		第 2n 個法則	
技術指標 1		技術指標 1			技術指標 n		技術指標 n	
向上且大於		向下且小於			向上且大於		向下且小於	
門檻	權重	門檻	權重		門檻	權重	門檻	權重

圖 1 組合式技術指標運用法則

運用的法則會因權重值的正負而代表的意義不同；當為正時，視為買進時機，反之，當為負時，視為賣出時機，如下圖 2 所示。

情況	運用法則	門檻值	權重值
1	技術指標 1 向上且大於	α_1	$+\beta_1$
	技術指標 1 向上且大於 α_1 時，視為買進時機，權重值為 $+\beta_1$		
2	技術指標 1 向上且大於	α_2	$-\beta_2$
	技術指標 1 向上且大於 α_2 時，視為賣出時機，權重值為 $-\beta_2$		

圖 2 運用法則的意義

3. 實驗設計

3.1. 基因演算法

基因演算法(Genetic Algorithms, GA)是 Holland〔15〕在西元 1975 年首先提出，是基於自然選擇過程的最佳化搜尋方法，和類神經網路(Artificial Neural Networks, ANN)相同，是建立在類比生物思考過程之上。其基本精神是仿製達爾文的「物競天擇，適者生存」的進化理論(Darwin's Theory of Evolution)，說明到因物競天擇使生物不斷地進化，也更能適應環境，結果生存下來的適者會藉由繁殖，將自身好的基因傳遞給下一代，讓下一代能夠增加個體對環境的適應性來解決問題。

基因演算法的演化流程，依序為：

1. 對隨機產生的染色體(Chromosome)所組成之族群(Population)進行初始化，並將其重

新編碼。

2. 根據適應函數計算染色體的適應值(Fitness value)。

3. 經由三個主要運算子為複製(Reproduction)、交配(Crossover)及突變(Mutation)的演化過程，產生新一代的族群，如此重複的計算。

4. 最後當滿足終止條件，即可產生適應值最佳的染色體。

所以，簡易基因演算法〔10〕，如下圖3所示。

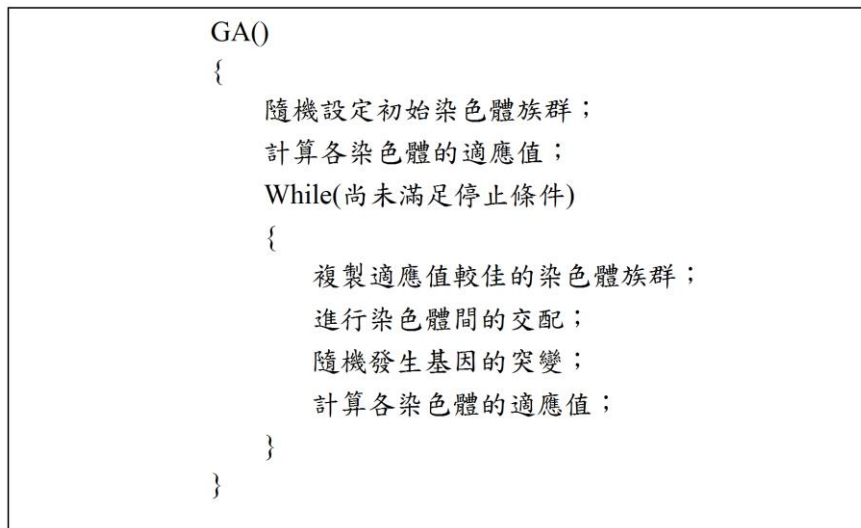


圖3 簡易基因演算法

3.2. 實驗階段及運作流程

本論文是以獲勝率為導向的最佳化技術交易規則為基礎，利用基因演算法最佳化的特性，重新驗證上述規則的有效性，及建構一個適合預測台股期貨趨勢的投資模型。所以本論文的實驗階段共分成三部分：

1. 收集資料階段：

將訓練期間的期貨市場收盤價直接存入資料庫，不須經過正規化。而訓練期間的現貨市場技術指標因為值域的不同，需進行正規參數化才能便於基因演算法的運算，所以透過公式(1)進行正規化後，再存入資料庫。

$$N_{ij} = 2 \times \left(\frac{O_{ij} - Min_i}{Max_i - Min_i} \right) - 1 \quad \text{公式 (1)}$$

公式(1)的 O_{ij} 代表第 i 個技術指標的第 j 日資料； N_{ij} 代表第 i 個技術指標的第 j 日資料正規化後的值，其值域為[-1,1]； Min_i 代表第 i 個技術指標在訓練期間的最小值； Max_i 代表第 i 個技術指標在訓練期間的最大值；為了便於後續階段計算適應值及記錄法則門檻值，需將 N_{ij} 反轉換回 O_{ij} ，因此，將 Max_i 及 Min_i 一併存入資料庫。

2. 訓練階段：

利用基因演算法能求得最佳交易規則的特性，可以將一條染色體視為一條交易規則，

所以當符合終止條件時，即是產生一條最佳的染色體；而當最佳的染色體累計到一百條時，才算是訓練階段的實驗有收斂成功。

3. 測試階段：

當最佳的染色體累積到一百條後，即可匯入測試期間的現貨市場技術指標及期貨市場收盤價進行模擬實驗，藉此了解實驗後交易的績效。

所以，實驗運作流程圖，如下圖 4 所示。

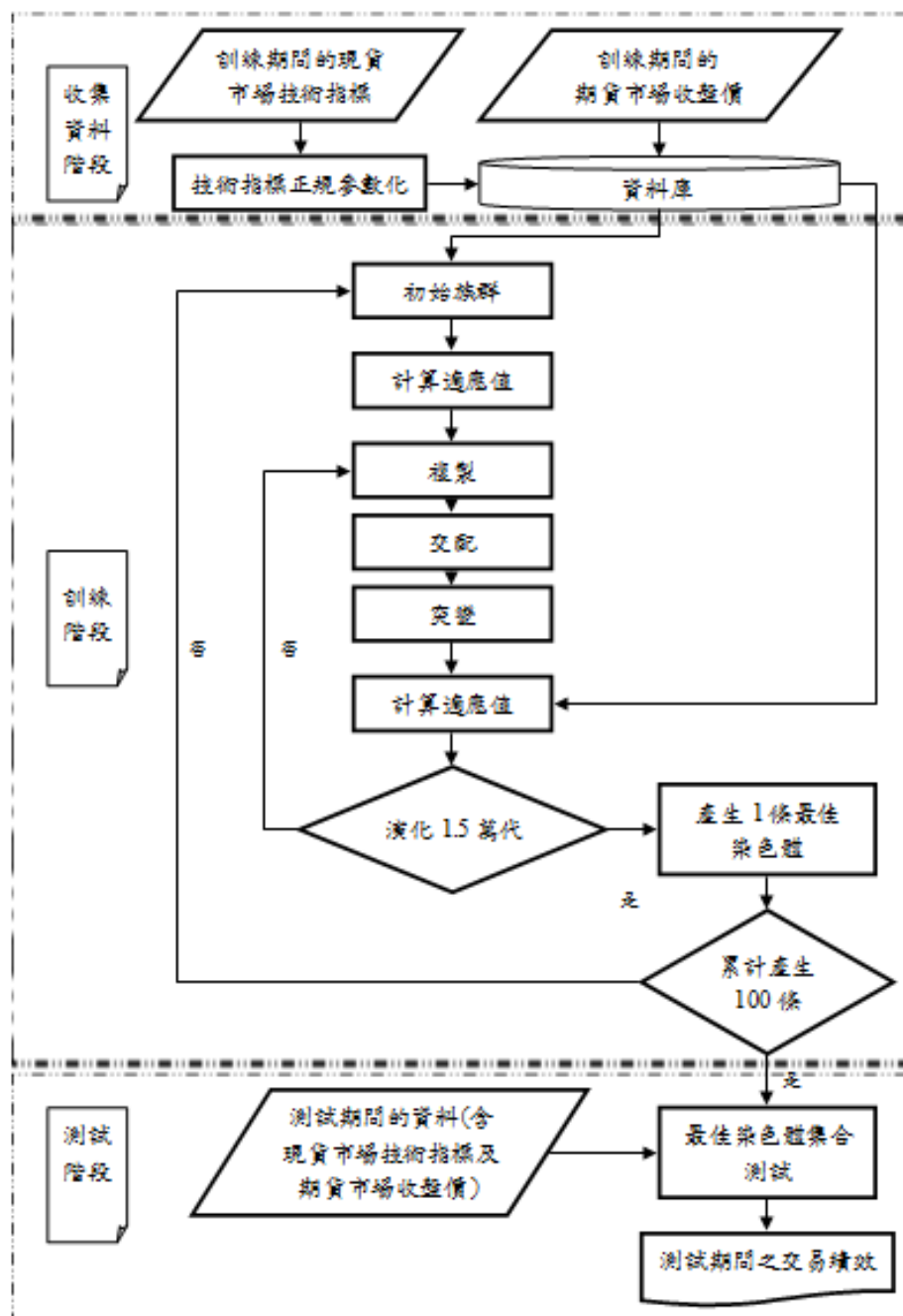


圖 4 實驗運作流程圖

3.3. 染色體編碼

一條染色體代表一條交易規則，包含了組合式技術指標運用法則參數和買點及賣點的

權重門檻值，因此一條染色體的基因(Gene)總數有 206 個位元。所以，染色體基本結構，如下圖 5 所示。

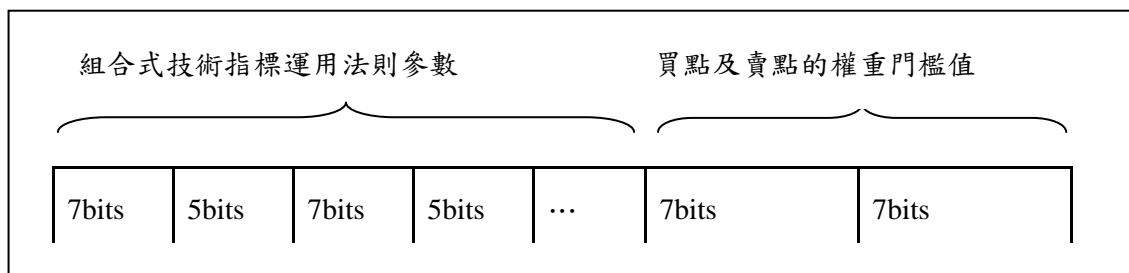


圖 5 染色體基本結構

1. 組合式技術指標運用法則參數：

門檻值及權重值分別以 7bits 及 5bits 進行二元編碼，分別如圖 6 及圖 7 所示。所以，門檻值範圍設定的主要分為二個部分考量：一為基因演算法在二元編碼上有無法確切符合搜尋空間解的問題，所以本階段希望找出對應十分位或百分位之中 0 到 9 的 10 種數字。假如利用 4 個位元將會有 16 種組合，表示會有 6 種組合沒有對應的數字，因此，只能利用 3 個位元來表示 0 到 7 的 8 種數字。二為本論文假定超過此區間的情況視為趨勢過於極端，出現的機率微乎其微，因此只將區間設定為[-0.77, +0.77]。

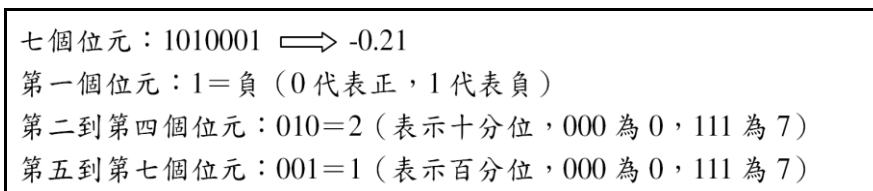


圖 6 法則的門檻值編碼

而權重值範圍設定為[-0.9375, +0.9375]，由於編碼無法充分對應到各種可能的值，因此，僅使用 4 個位元來依序代表 2⁻¹、2⁻²、2⁻³ 以及 2⁻⁴，累加該位元為 1 所代表的數值，即為權重值。

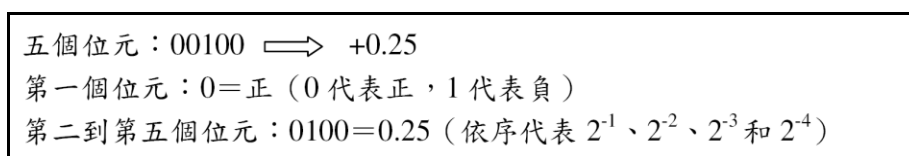


圖 7 法則的權重值編碼

2. 買點及賣點的權重門檻值：

買點或賣點的權重門檻值以 7bits 進行二元編碼，如圖 8 所示。範圍的設定不宜過高或過低，過高會造成訊號不易出現，過低則會造成訊號易於出現。所以，買點的權重門檻值區間為[0, +7.9375]，另外賣點的權重門檻值區間為[-7.9375, 0]。

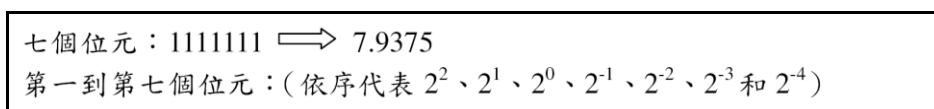


圖 8 法則的權重值編

3.4. 適應函數設計

染色體經過適應函數計算後所得到的適應值，將被用來評估該染色體是否為優秀；所以，適應函數的設計在本論文就顯得相對重要，它將負責引導染色體演化的方向。

本論文設定是以持有一口期貨作為交易單位，輔以日決策的方法，探討每日期貨交易需作多單、空單及平倉的方式；所以，會產生的情況，如下列所述：

1. 當日現貨收盤後，出現買進訊號時，若為空手，則建立一口多單。
2. 當日現貨收盤後，出現買進訊號時，若持有空單，將平倉空單，同時再建立一口多單。
3. 當日現貨收盤後，出現賣出訊號時，若為空手，則建立一口空單。
4. 當日現貨收盤後，出現賣出訊號時，若持有多單，將平倉多單，同時再建立一口空單。
5. 當日現貨收盤後，出現無訊號時，不管現階段持有多(空)單，皆不予操作，繼續持有多(空)單。

本論文將以獲勝率為導向設計適應函數 f_i ，如下公式(2)所示。

$$f_i(\text{染色體}) = \begin{cases} \frac{Y - N}{Y + N}, & \text{if } Y + N > 2K \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{公式(2)}$$

其中 Y 代表正報酬總次數； N 代表負報酬總次數； $Y - N$ 代表淨報酬次數； $Y + N$ 代表總交易次數； K 代表訓練期間的總月數；本論文除了獲勝率要高之外，發生交易的頻率也不宜過少。所以在計算適應值之前，先判斷訓練期間的總交易次數($Y + N$)是否大於 $2K$ ，也就是平均在一個月內至少需進行各一次多單及空單的操作，這樣染色體才予以計算適應值，否則將設定為0。

適應函數 f_i 以「在總交易次數相同的情況下，淨報酬次數要愈大愈好」和「在淨報酬次數相同的情況下，總交易次數要愈小愈好」為基礎，共有以下兩個觀點探討，期許能找出高獲勝率的染色體：

1. 將淨報酬次數放置於分子，當分母相同時，分子愈大，適應值就愈大。
2. 將總交易次數放置於分母，當分子相同時，分母愈小，適應值就愈大。

3.5. 情境設定

為了重新驗證以獲勝率為導向的最佳化技術交易規則之有效性，所以本論文將挑選近年最著名的金融事件：「西元2007年至2008年全球金融危機 (Financial crisis of 2007 - 2008)」，又稱為次貸危機、信用危機、金融海嘯。自次貸危機爆發後，投資者對抵押證券的價值失去信心，結果引發流動性危機。即使多國中央銀行多次向金融市場注入巨額資金，但卻無法阻止這場金融危機的爆發。直到2008年9月，這場金融危機逐漸開始失控，並導致多間大型的金融機構倒閉或被政府接管，並引發世界經濟的衰退。之後針對2007年開始的全球金融危機，美國聯準會主席柏南克以量化寬鬆 (Quantitative easing, QE) 政

策作為金融政策以減低金融危機的影響。」為基準，測試在股價巨量變動之下是否還能適用於上述的交易規則。

因此測試期間之標的物為期貨收盤價，而設定是將西元 2008 年視為事件的嚴重期，即為盤整向下型，如下圖 9 所示；隔年西元 2009 年經濟漸為復甦期，即為盤整向上型，如下圖 10 所示；另外西元 2010 至 2012 年則視為多空分歧型，如下圖 11 所示。

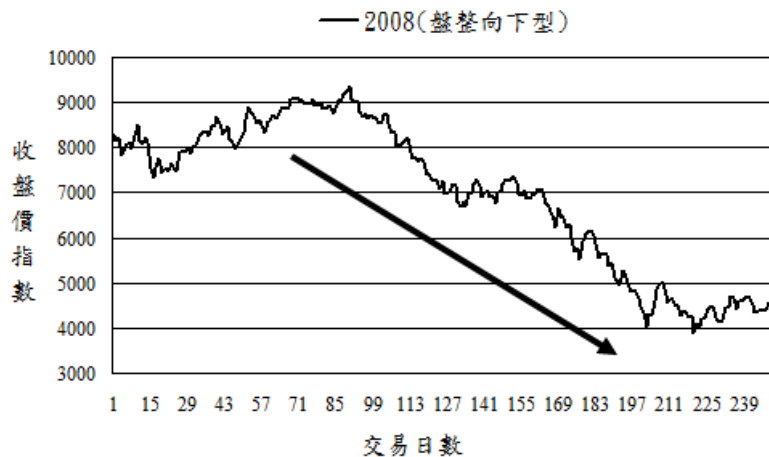


圖 9 西元 2008 年台股期貨走勢圖

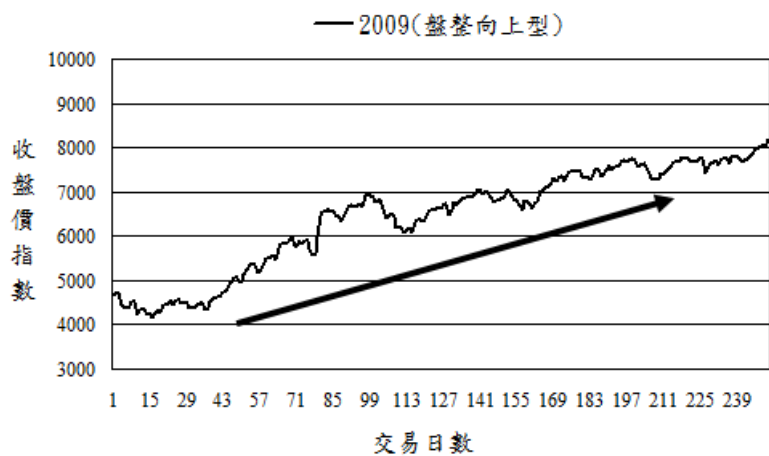


圖 10 西元 2009 年台股期貨走勢圖

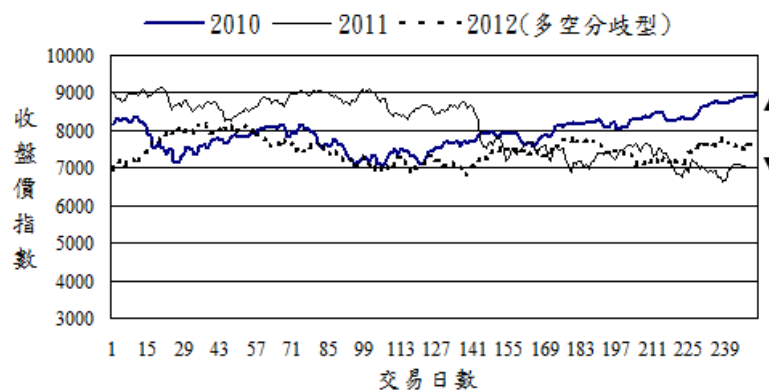


圖 11 西元 2010~2012 年台股期貨走勢圖

最後，在以獲勝率為導向的最佳化技術交易規則的內容有提到：「以前三年為訓練期間所表現出來的績效較為理想也較為穩定」；所以本論文將實驗的樣本做完整統一，即訓練期間的樣本取樣為三年、測試期間的樣本取樣為一年，詳細的情境設定如下表 1 所示。

表 1 情境設定

情境	代表	訓練期間取樣	測試期間取樣
A	盤整向下型	西元 2005~2007 年	西元 2008 年
B	盤整向上型	西元 2006~2008 年	西元 2009 年
C1	多空分歧型	西元 2007~2009 年	西元 2010 年
C2	多空分歧型	西元 2008~2010 年	西元 2011 年
C3	多空分歧型	西元 2009~2011 年	西元 2012 年

4. 實驗結果

4.1. 實驗資料

本論文實驗數據為 2005/01/03 至 2012/12/28 的原始日資料，包含有台股現貨市場的技術指標及台股期貨市場的收盤價，數據來源為元大寶來證券 yeswin 交易系統〔1〕。

4.2. 實驗結果

本論文以三方面各別去探討實驗的成果績效：

1. 以日決策的方式，探討每日期貨交易需作多單、空單及平倉的交易方式，其內容有總天數、確實交易天數(包含多單操作天數、空單操作天數)，其餘為總天數與確實交易天數相減，即是不做任何動作或所持的多(空)單與操作訊號相符的天數。所以各情境中於測試期間之日決策，如下表 2 所示。

表 2 各情境中於測試期間之日決策

情境	總天數	確實交易天數		不做動作天數
		多單操作天數	空單操作天數	
A	250	65		185
		32	33	
B	252	5		247
		2	3	
C1	252	11		241
		5	6	
C2	248	31		217
		15	16	
C3	251	12		239
		6	6	

2. 以工程師的觀點，探討測試期間交易的準確率。其內容有確實交易天數、失敗天數及準確率百分比。所以各情境中於測試期間之準確率，如下表 3 所示。

表 3 各情境中於測試期間之準確率

情境	確實交易天數	失敗天數	準確率
A	65	15	76.92%
B	5	1	80%
C1	11	3	72.73%
C2	31	8	74.19%
C3	12	6	50%

3. 以經理人的觀點，探討測試期間獲得的報酬。所以各情境中於測試期間之績效，如下表 4 所示。

表 4 各情境中於測試期間之績效

情境	報酬(點)
A	5715
B	-1342
C1	1211
C2	1367
C3	-1162

4.3. 實驗分析

1. 在 A 情境裡，獲益績效是最高的；而在 C1 及 C2 情境裡，獲益績效保持在一定的水準。
2. 在 B 情境裡，雖然還能保有高度的預測準確率，但因為當年度為盤整向上型，股價呈現巨量往上攀升；而在實驗裡，於第二次的交易就表現出巨量的虧損，導致當年度整體績效完全下滑。
3. 在 C3 情境裡，預測準確率跌至 50%，和其餘的情境相比，遜色不少，也因此當年度因為失敗天數佔的百分比偏高，導致整體績效完全下滑。
4. 實驗總結，在所有情境下，以獲勝率為導向找出的最佳交易規則，雖然大多能獲得較高的預測準確率，但是在獲益的績效表現上卻不是很理想。

5. 結論

本論文以台股近月期貨為交易標的，組合乖離率、移動平均收斂發散及動向指標等台股現貨技術指標為交易規則，並運用基因演算法找出最佳交易規則集合。並分別以三方面各別去探討實驗的成果績效，結果顯示，在所有情境下，以獲勝率為導向找出的最佳交易規則，雖然在測試期間大多能獲得較高的預測準確率，但是在報酬的績效表現上

卻不是很理想。所以，如何重新整合交易規則或替換更適合的技術指標，進而降低虧損的可能性，將是未來進一步研究的方向。

參考文獻

1. 元大寶來證券，元大 yeswin 交易系統，<http://www.yuanta.com.tw/>。
2. 台灣證券交易所，102 年度年報，<http://www.tse.com.tw/ch/index.php>。
3. 吳百正，「台股期貨市場弱式效率性之研究」，國立臺灣科技大學財務金融研究所碩士論文，民國 93 年 6 月。
4. 杜金龍著，最新技術指標在臺灣股市應用的訣竅，財信出版有限公司，四版，民國 97 年。
5. 李富民、李麗華、莊政文，「以獲勝率為導向的最佳化技術交易規則—以台股期貨為交易標的」，第十二屆人工智慧與應用研討會，雲林，民國 96 年 11 月。
6. 林麗珍，「以不同進場點與黃金分割率所形成之濾嘴比率檢驗台灣股票市場效率性」，國立中正大學國際經濟研究所碩士論文，民國 95 年 6 月。
7. 邱致仁，「應用基因演算法於濾嘴法則並驗證台灣股票市場弱勢效率性」，國立高雄第一科技大學金融營運系碩士論文，民國 94 年 6 月。
8. 陳共、周升業、吳曉求著，證券投資分析，五南圖書出版有限公司，初版，民國 90 年。
9. 陳逸平，「結合類神經網路及隨機與威廉指標應用於股市預測之研究」，大葉大學資訊管理系碩士論文，民國 96 年 6 月。
10. 莊政文，「以獲勝率為導向的最佳化技術交易規則-以台股期貨為交易標的物」，朝陽科技大學資訊管理系碩士論文，民國 97 年 6 月。
11. 蔡安璦，「運用基因演算法以輔助股票市場投資人判斷進場時機之研究」，國立臺灣科技大學資訊管理系碩士論文，民國 94 年 6 月。
12. 寰宇證券投資顧問公司，完全技術分析手冊，麥格羅希爾，初版，民國 88 年。
13. E. F. Fama, "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work," Journal of Finance, Vol. 25, pp. 383-417, 1970.
14. F. A. Badawy, H. Y. Abdelazim, and M. G. Darwish, "Genetic Algorithms for Predicting the Egyptian Stock Market," Proc. of IEEE International Conference on Information and Communications Technology, Cairo, Egypt, pp. 109-122, 2005.
15. J. Holland, Adaptation in Natural and Artificial System, University of Michigan Press, 1st Edition, 1975.
16. J. Ni and C. Zhang, "Mining Better Technical Trading Strategies with Genetic Algorithms," Proc. of IEEE International Workshop on Integrating AI and Data Mining, Hobart, Australia, pp. 26-33, 2006.
17. R. Jiang and K. Y. Szeto, "Extraction of Investment Strategies Based on Moving Averages: A Genetic Algorithm Approach," Proc. of IEEE International Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, Hong Kong, China, pp. 403-410, 2003.
18. S. B. Achelis, Technical Analysis from A to Z, McGraw Hill, 2nd Edition, 2001.

19. Yung-Keun Kwon and Byung-Ro Moon, “A Hybrid Neurogenetic Approach for Stock Forecasting,” IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 18, No. 3, pp. 851-864, 2007.