

遺傳演算法建構台灣股市期貨買賣決策規則之研究

Building Taiwan Stock Futures Market Trading Rule Using Genetic Algorithms

連立川¹ 葉怡成² 江宗原¹ 楊豐銘¹

Li-Chuan Lien¹, I-Cheng Yeh², Chiang-Thuang Yuan¹, Feng-Ming Yang¹

中華大學土木與工程資訊學系¹

Department of Civil Engineering, Chung Hua University¹

中華大學資訊管理學系²

Department of Information Management, Chung Hua University²

摘要

本研究採用台灣大盤股價指數及成交值所轉換的 18 種價量技術指標做為輸入參數，以期末資金最大化做為適應度函數，應用遺傳演算法(Genetic Algorithms)的最佳化能力建構台灣大盤加權指數的買賣決策規則。研究結果顯示，本研究所比較之三種交易策略：雙向 GA 買賣決策策略、單一雙向 GA 買賣決策策略及買入持有策略，在測試範例期間的平均年獲利率分別是 10.72%、6.30%與-7.2%以及平均相對獲利係數分別是 1.19、1.15 與 1.00。另外由雙向 GA 買賣決策策略及單一雙向 GA 買賣決策策略的風險評估得知，其最小年獲利率分別為 2.96%與-16.90%及最小總成功率分別為 46.70%與 26.40%。因此，在雙向獲利的條件下所產生的雙向 GA 買賣決策規則是一個穩定且有效的台灣股市交易策略。

關鍵字：技術指標、遺傳演算法、買賣決策規則。

Abstract

This research used 18 kinds of price and volume technical indices transferred from the Taiwan stock price index as the input parameters, the maximization of the final capital as the fitness function, the genetic algorithms as the optimization tool to construct the trading rules for the Taiwan stock price index. The findings showed that the three kinds of trading strategies, the bidirectional GA strategy, the sole bidirectional GA strategy, and the buy and hold strategy, in test period produced the average year profit rate respectively with 10.72%, 6.30% and -7.2%, as well as the relative profit coefficient respectively with 1.19, 1.15 and 1.00. Moreover, compared the risk assessment of the bidirectional GA strategy and the sole bidirectional GA strategy, the smallest year profit rate respectively is 2.96% and -16.90%, and the smallest total success ratio respectively is 46.70% and 26.40%. Therefore, the bidirectional GA strategy is a not only effective but also stable Taiwan stock market trading strategy.

Keywords: technical index, genetic algorithms, trading rule.

壹、導論

證券價格常受人為因素、政治因素、經濟因素、競爭條件、及突發事件等多種因素影響。綜觀股價的研究分析如基本面分析、技術分析、或心理面分析等，無不試圖從股價交易的行為中探索其變化規律。事實上證券交易在諸多分析中，時常出現某些可供買賣之參考依據，然而由於證券市場是一開放及動態的環境，變化規律會隨著時間、環境

變動而產生變遷。因此，如何建構一套買賣決策模式，能隨著時間及環境變動等因素來動態調整其投資策略，據此決定進出買賣證券的最適時機，是一個十分值得探討的課題(李安邦，民 87 年)。

近年來研究者對於應用人工智慧技術於財務上的實際應用日漸重視，其中包括類神經網路、遺傳演算法、或基於結合不同演算法的最佳化方法，整理如表一至表三所示。

表一 「基於類神經網路」文獻回顧

文獻	研究內容
黃焜煌 (1998)	以類神經網路預測台灣股價報酬率、將學習變數分為兩組，不考慮總體面變數(僅考慮公司基本面及市場面因素)與考慮總體面變數(包括國家經濟面、公司基本面及市場面因素)，以倒傳遞類神經網路來學習並預測電子股價報酬率的正負。另外，也探討類神經網路學習變數對預測的影響，與上升、轉折與下降階段的預測情形。實證結果顯示，總體面變數影響股價報酬率的預測，其正確率可達 77.78%。
簡辰永 (2001)	採用代表大盤情況的威廉指標與相對強弱勢指標，與代表個股訊息的 MACD 指標與乖離率指標，針對各個指標之不同特性進行指標模糊化的動作，並運用類神經模糊系統將此四種指標進行結合，以發揮最大功效。研究結果得知，採用類神經模糊系統所建構之模型進行投資比買入持有、單純以 MACD 指標建構模型更可得較高績效。
陳家隆 (2002)	運用統計方法中的多變量分析及人工智慧技術中的類神經網路，針對技術指標作一整合研究。運用因素分析對於各技術指標整合成具有高解釋能力之共同因素，配合集群分析及區別分析對於股價變化建立有效鑑別函數。並且運用因素分析所得之共同因素引進人工智慧技術中的類神經網路配合動態學習法則，加以訓練、建構模式。最後再引進信用交易之融資融券交易及期貨契約中所衍生出之基差風險，整體性的整合各領域之觀點，期望對於投資策略能提供另一不同之思考方向。研究結果顯示運用此研究之投資策略的確可獲得較買進持有較高的報酬率。
李惠妍 (2003)	運用類神經網路及統計方法中的迴歸分析，來預測台股指數期貨的隔日收盤指數，以尋求出最適宜的預測模式。本研究結果顯示：在三種不同模式的預測績效比較方面，迴歸分析績效最好，其次是改良式類神經網路，而預測績效最差的是倒傳遞類神經網路。因此可以發現，變數較多並不一定預測效果較好，可能反而造成一些雜訊，減少了部分變數的影響效果。改良式類神經網路就是將變數精簡，以減少變數間的抵銷效果，而達到較佳的預測效果。
林婉茹 (2004)	利用類神經網路針對台灣證券交易所於 92/6/30 日所推出之台灣 50 指數 ETF，建立台灣 50 指數 ETF 之開盤價格預測模型及漲跌預測模型。研究之實證期間從 92/7/1 至 92/3/31。實證結果顯示，模型在驗證數據集之預測能力極佳，整體之預測能力達 69.57%，若以交易策略模擬該模型之報酬，其年報酬率也達 94.73%。
Kimoto (1990)	日經 TOPEX 為標的，以技術與經濟指標，1987 年 1 月到 1989 年 9 月作為其測試期與實證期。結果顯示類神經網路共獲利 98%，與買入持有相較可提高 46%的績效。

表二 「基於遺傳演算法」文獻回顧

文獻	研究內容
陶宏德 (1995)	以台灣股市為例，將知識庫中的規則模組語法加以定義，再藉由遺傳演算法的搜尋機制，從資料庫中擷取影響投資決策的技術分析指標，求得最佳的交易策略知識。研究的結果指出，以遺傳演算法來建構交易系統知識庫，可以有效的將關鍵的規則集納入。而經過實際模擬驗證後，由此產生的規則集，在獲利能力與風險管理的控制上，也有優異的表現。
邱昭彰 (1998)	利用遺傳演算法在發展股市投資專家知識規則之研究。其方法採用 6 日 RSI、6 日價 BIAS、6 日量 BIAS 及 13 日 PSY 指標，找出技術指標與常數值域的組合，最大化訓練期間之報酬率，並計算測試期間的報酬率。結果顯示，遺傳演算法所產生之買入及賣出規則，其報酬率皆高於傳統上若指標高於某一常數則買入，低於某一常數則賣出的策略之報酬率。
林耀堂 (2001)	採技術分析的角度，利用 Koza 於 1992 年發展出之遺傳程式規劃於台灣股市作實證之研究，藉以找出用以進出股市之擇時交易策略，進而改善投資報酬率、降低風險。研究運用三種不同類型之運算子(包含邏輯運算類、比較運算類、算術運算與函數類)及三種層次之運算元(包含隨機常數、原始交易資料、技術指標)分別作為遺傳程式規劃之「函數節點集合」(Function Set)及「終端節點集合」(Terminal Set)之元素，並企圖將所有技術指標納入，再以演化的力量來作選擇，甚至允許以組合或分解的方式，產生前所未有的新技術指標，改善以往技術指標挑選在質和量方面不足的問題。透過世代的演化，產生最終代表多單進場、空單進場、多單出場、空單出場的 4 條交易規則，再配合多、空 2 條停止規則(停損或停利)之輔助，進而建構出完整的擇時交易策略。研究採用移動視窗(Sliding Windows)的訓練方式，隨著時間的演變，不斷的修正交易策略，以適應環境的變遷。在適應函數分別以「獲利追求導向」及「風險趨避導向」為原則的設計下，由遺傳程式規劃所產生之擇時交易策略，在以大多頭市場為測試期間的平均投資報酬率，皆能略高或貼近於買入持有策略。而其中在風險趨避導向設計下所產生之交易策略，更能在追求高報酬之餘，同時兼顧到風險的考量。
許智明 (2003)	利用遺傳演算法搜尋最佳之技術指標。其方法是以搜尋期為基礎，搜尋最佳的技術指標，然後以實證期加以驗證最佳技術指標之交易法則是否能有效預測大盤漲跌，獲取利潤。在搜尋期間，所搜尋到的六條最佳交易法則的績效明顯優於同期間五年的買進並持有策略的績效，證明遺傳演算法的確能有效搜尋最佳解。實證結果顯示僅一條交易法則劣於買進並持有策略，其餘五條交易法則皆能打敗買進並持有策略，證明其交易法則是具備獲利能力的。從實證結果得知技術分析仍然是具備參考價值，而且投資人不應該將常用的技術指標視為最佳的交易法則。
Allen (1999)	標準 500 普爾指數(SP500)為標的，以移動平均線、最高價、最低價以及成交量為指標，1928 至 1998 年作為其測試期與實證期。研究結果顯示：一、考慮 0.25% 為其交易成本，其整體績效不如買進並持有策略。二、指標的選擇上可再選擇不同的技術指標。

表三 「基於結合不同演算法」文獻回顧

文獻	研究內容
林建成 (2001)	結合遺傳演算法(GA)與倒傳遞類神經網路(BPN)，來預測台股加權指數的未來走勢。實證上，採 1997 年 1 月至 2001 年 6 月份，以有限記憶的調適學習模式，分成三個區段，建立時間序列之移動窗戶。在資料上，除了對股價指數的直接觀察值(開盤價、收盤價、最高價、最低價、成交量)外，並建構一般股市投資人常用之技術分析指標。再分別對兩者所建構模型的測試結果作評估，用以選取出一個較準確的台股指數預測模型。除類神經網路外，並建立多元迴歸估計式，比較兩者的預測績效。評比的方式，除比較平均誤差均方根(RMSE)、最大誤差值(MAE)、相關係數(correlation)外，亦以複利法建立短線投資策略之報酬率評比方式。而最後實證上，亦應用無母數統計檢定方法(Wilcoxon 符號等級檢定)再作進一步的評估。結果顯示，在整體的預測績效上，遺傳演算類神經網路模式，顯然優於多元迴歸模式。
李建輝 (2002)	利用遺傳演算法所建構的類神經網路，以預測臺灣期貨交易所之臺股指數期貨為對象，與傳統操作策略(順向操作、逆向操作、迴歸操作及買進持有策略)作比較。結果顯示，不管有無考慮技術指標，遺傳演化類神經網路所預測出的準確率及報酬率均優於迴歸策略；且有考慮技術指標之遺傳演化類神經網路所預測出之準確率及報酬率，較不考慮技術指標之遺傳演化類神經網路者為優。
王衍智 (2004)	以台灣期貨交易所上市買賣之股票選擇權買權為主要研究對象，比較時間序列法、遺傳規劃法及遺傳規劃與時間序列混合法，建立股票選擇權的日內價格路徑模型。結果顯示，用時間序列法來建構模型其預測績效較其它兩種方法者為優。
Kim (2000)	以韓國股票指數(KOSPI)為標的，利用 13 個技術指標作為指標，從 1989 年 1 月至 1998 年 12 月作為其測試期與實證期。結果顯示加入特徵調整的類神經遺傳網路(GAFD)較倒傳遞網路(BPLT)及未加入特徵調整的類神經遺傳網路(GALT)的預測準確率高 10~11%。
Phua (2001)	新加坡海峽指數(STI)為標的，以開盤價、收盤價、最高價、最低價、成交量以及國外其他市場大盤指數等指標，從1998年9月至2000年1月作為學習期與實證期。研究預測隔天股市上漲或下跌，其準確率高達 81%。
Armano (2002)	使用西元1992年21日5月至西元2000年8月20日共2000筆義大利證券市場指數日資料做為樣本，並進行模擬交易。研究使用股價移動平均值、平均變動率、RSI、上升與下降趨勢線等技術指標作為輸入項目，並預測股票指數。結果顯示，遺傳演化類神經網路系統優於買入持有策略。
Kwon (2003)	研究以西元1992年至西元2001年NYSE及NASDAQ共36家公司股價作為樣本，64個日資料轉換的技術指標作為輸入變數，並以遺傳演算法優化類神經網路權值，輸出變數為各家公司隔天股價的漲幅，以移動視窗的概念，並以二年期間作為訓練範例，三年期間作為驗證範例，最後四年期間作為測試範例。結果顯示，遺傳演化類神經網路的方法，確實能夠達到良好之獲利情況。

本研究是以遺傳演算 (Genetic Algorithms以下簡稱GA)的理論為出發點，企圖發展出可用的台灣股市買賣決策規則。

遺傳演算法是人工智慧領域中演化式計算的分支，依據自然演化及適者生存的觀念衍生而成(Davis 1991、Holland 1975)，模擬

遺傳的選擇、交配、突變等機制。遺傳演算法適用於解答空間大、複雜、非線性的問題，其目的在於設計是一計算系統，以模擬自然界「適者生存，不適者淘汰」的機制中來尋找最適解。遺傳演算法搜尋的強韌性以及平行處理能力，能夠在各種不同的環境裡讓效

率與精確率達到平衡(Goldberg 1989)。由於GA具有解非線性離散最佳化問題的能力，已成為研究者經常採用的最佳化方法之一。

本研究與其它文獻不同處分述如下：

- 簡單指標的使用：本研究採用之指標不同於常見之技術指標，但同樣考慮台灣大盤股價及成交值的混合變動情況，且計算上較不複雜。
- 雙向獲利的考量：本研究在應用GA的最佳化過程中，除考慮買至賣的獲利，同時也考慮賣至買的雙重獲利。
- 風險評估的考量：本研究考量買賣決策產生最大獲利的同時也可能發生最差的獲利情況，因此針對所產生的買賣決策做風險評估。
- 雙重目標的理念：本研究除考量獲利為最大化目標外，同時也要求成功率為次要提升目標的雙重目標理念。

本研究試圖利用遺傳演算法搜尋台灣加權指數的最佳技術指標，以幫助於投資大眾，在面對大盤的走勢時，能夠有預測參考之依據。

貳、研究方法

一、技術指標計算

本研究所使用的技術指標包括相對強弱指標(Relative Strength Indicator, RSI)、價值指標(Price Value Indicator, PVI)、價值明確指標(Price Value Confirm, PVC)、移動平均價指標(Moving Average Indicator, MAI)、移動平均價指標(Moving Value Indicator, MVI)及趨向指標(Durbin Watson, DW)六種

代表性指標，各種指標的計算方式如公式(1)~(10)所示，其中指標RSI、MAI及DW為價格指標，MVI為成交值指標，PVI及PVC為價與值的混合指標關係。

$$RSI_{n=5,10,20} = \frac{\sum_{t=1}^n \text{Max}(\Delta C_t, 0)}{\sum_{t=1}^n |\Delta C_t|} \dots\dots\dots(1)$$

$$PVI_{n=5,10,15} = \frac{\sum_{t=1}^n \Delta C_t \times V_t}{\sum_{t=1}^n |\Delta C_t| \times V_t} \dots\dots\dots(2)$$

$$PVC_{n=5,10,20} = \frac{\sum_{t=1}^n \Delta C_t \times \Delta V_t}{\sum_{t=1}^n |\Delta C_t \times \Delta V_t|} \dots\dots\dots(3)$$

$$MAI_{m,n=(5,10),(5,20),(10,20)} = \frac{MA_m}{MA_n} \dots\dots\dots(4)$$

$$MA_m = \frac{\sum_{t=1}^m C_t}{m} \dots\dots\dots(5)$$

$$MA_n = \frac{\sum_{t=1}^n C_t}{n} \dots\dots\dots(6)$$

$$MVI_{m,n=(5,10),(5,20),(10,20)} = \frac{MV_m}{MV_n} \dots\dots\dots(7)$$

$$MV_m = \frac{\sum_{t=1}^m V_t}{m} \dots\dots\dots(8)$$

$$MV_n = \frac{\sum_{t=1}^n V_t}{n} \dots\dots\dots(9)$$

$$DW_{n=5,10,20} = \frac{\sum_{t=1}^n (\Delta C_t - \Delta C_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n (\Delta C_t)^2} \dots\dots\dots(10)$$

其中 C_t =第 t 日收盤價； $\Delta C_t=C_t-C_{t-1}$ ； V_t =第 t 日成交值； $\Delta V_t=V_t-V_{t-1}$ ； $MA_m=m$ 日收盤價的移動平均， $MA_n=n$ 日收盤價的移動平均； $MV_m=m$ 日成交值的移動平均， $MV_n=n$ 日成交值的移動平均。

由於每種指標值域的範圍不一，為求正規化，再進行值域 0~100 的轉換，其轉換公式如公式(11)所示。

$$V_{new} = \frac{V_{old} - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} (D_{max} - D_{min}) + D_{min} \dots\dots\dots(11)$$

公式(11)中 V_{old} 為正規化前的技術指標； V_{min} 為該技術指標之最大值； V_{max} 為該技術指標之最大值； D_{max} 為該技術指標正規化後值域中最大值，本研究設為 100； D_{min} 為該技術指標正規化後值域中最小值，本研究設為 0； V_{new} 為正規化後的技術指標。

二、買賣決策規則之遺傳編碼方式

條件過少，易造成指標過於寬鬆而造成過度學習；條件過多易發生指標相互牽制，難以找出符合目標下的解答。本研究嘗試以 1~6 個技術指標條件產生模型並評估其優劣性，其中以 3 個技術指標條件下產生之模型績效最佳。因此本研究所採用之買賣決策規則的模型，如圖一所示，例如在買入規則中，若條件一符合、條件二符合，條件三也符合，

那麼就進行買入動作；反之若賣出規則中，三個條件皆符合，則進行賣出動作。但因買入規則與賣出規則可能衝突，因此本研究針對買賣決策提出了四種情形，如圖二所示。

買入規則				賣出規則			
IF	技術指標	運算子	常數	IF	技術指標	運算子	常數
AND	技術指標	運算子	常數	AND	技術指標	運算子	常數
AND	技術指標	運算子	常數	AND	技術指標	運算子	常數
THEN	進行買入動作			THEN	進行賣出動作		

圖一 買賣決策規則的模型

	買入規則符合時	買入規則不符合時
賣出規則符合時	不進行買賣	賣出
賣出規則不符合時	買入	不進行買賣

圖二 買賣決策規則的四種決策情形

本研究所使用之遺傳編碼方法如表四所示，其值域為 0 至 17，而所對應之指標包括 DW(5)至 MVI(10,20)，表五為邏輯判斷之運算子設定，值域為 0 至 1，所對應之運算子包括<=及>，而表六為常數之運算元設定，值域為 0 至 18，其所對應之常數值域為 5 至 95。因此搜尋空間有(18×2×19)⁶，難以用窮盡式搜尋求解。

表四 技術指標之遺傳編碼方法

編碼	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
技術指標	DW(5)	DW(10)	DW(20)	PVI(5)	PVI(10)	PVI(20)	PVC(5)	PVC(10)	PVC(20)	RSI(5)	RSI(10)	RSI(20)	MAI(5,10)	MAI(5,20)	MAI(10,20)	MVI(5,10)	MVI(5,20)	MVI(10,20)

表五 邏輯判斷之遺傳編碼方法

編碼	0	1
運算子	<=	>

表六 常數之遺傳編碼方法

編碼	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
常數	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95

三、買賣決策規則之適應度函數定義

國內證券金融市場於民國 87 年 7 月 21 日正式推出台灣發行人加權指數期貨契約，為台灣的金融業自由化及國際化，建立一新里程碑，提供了投資者新投資商品和避險工具，也提供投機客及套利者，以少量資金賺取較大利潤的機會。尤其近幾年來期貨交易熱度愈來愈沸騰，期貨市場的發展潛力愈來愈不可忽視(李惠妍，民 92 年)。

因此，本研究提出買賣期貨的雙向買賣決策規則。所謂雙向買賣決策規則是指投資者不僅考量買入點至賣出點的獲利績效，另外也同時考量賣出點至買入點時的獲利績效。

本研究所採用之買賣決策規則的適應度函數為期末資金。當期末為買入狀態下，則需轉換為期末資金；若期末為賣出狀態下，則直接等於期末資金。公式如下：

$$\text{期末} \begin{cases} \text{買入狀態} & \text{資金} = \text{持有股數} \times \text{期末股價} & .(12) \\ \text{賣出狀態} & \text{資金} = \text{資金持有} & .(13) \end{cases}$$

此外，為正確評估產生之規則的普遍性，本研究將數據依時序分成二部分：前段

為訓練範例；後段為測試範例。GA 只對訓練範例進行最佳化，所產生的買賣決策規則再應用在測試範例。因此，所得之評估將具有普遍性。

四、買賣決策規則之評估方式

評估買賣決策規則的優劣是用年獲利率及相對獲利係數，其公式如(14)式及(15)式所示。其中相對獲利指標有考慮交易期間是處於多頭或空頭市場，是較佳的比較基準，由公式(11)可知，買入持有策略之相對獲利係數為 1.00。若買賣決策產生之相對獲利指數大於 1.00 則優於買入持有策略，反之則反。

$$\text{年獲利率} = \left(\sqrt[n]{\frac{M_e}{M_s}} - 1 \right) \times 100\% \dots\dots\dots(14)$$

$$\text{相對獲利指標} = \sqrt[n]{\frac{\left(\frac{M_e}{M_s} \right)}{\left(\frac{C_e}{C_s} \right)}} \dots\dots\dots(15)$$

其中 n 等於總交易年數；M_s 等於期初資金；M_e 等於期末資金；C_s 等於期初收盤價；C_e 等於期末收盤價。

用來評估決策規則產生之買入及賣出之時機適當與否可用成功率來表示，本研究所給定之「買入成功」定義為，當系統決定買入後，而在系統決定賣出時，股價上漲，稱為買入成功；而「賣出成功」定義為，當系統決定賣出後，而在系統決定買入時，股價下跌，則稱為賣出成功。其成功率公式如(16)~(18)式所示。

$$\text{買入成功率} = \frac{\text{買入成功次數}}{\text{買入交易次數}} \dots\dots\dots(16)$$

$$\text{賣出成功率} = \frac{\text{賣出成功次數}}{\text{賣出交易次數}} \dots\dots\dots(17)$$

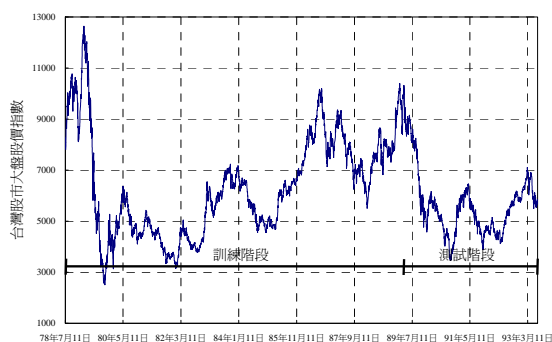
$$\text{總交易成功率} = \frac{\text{買入成功次數} + \text{賣出成功次數}}{\text{買入交易次數} + \text{賣出交易次數}} \dots\dots(18)$$

參、結果

一、股價指數資料

本研究收集 78/7/11~93/7/2 台灣股市大盤股價指數 4083 筆資料，每筆資料包含當日收盤價、開盤價、最高價、最低價以及成交值，本研究以 78/7/11~89/6/27 共 3083 筆約 12 年的資料做為訓練範例，89/6/28~93/7/2 共 1000 筆約 5 年的資料做為測試範例，如圖三所示。期間的各技術指標統計如表七及表

八所示，由兩表可看出，訓練和測試範例期間內的技術指標標準差值皆差異不大，因此所得之結果將具備普遍性。



圖三 訓練及測試範例歷史資料期間

表七 訓練範例之技術指標統計

	訓練範例			
	最小值	最大值	平均值	標準差
DW(5)	0.00	100.0	41.4	19.3
DW(10)	0.00	100.0	43.9	16.5
DW(20)	0.00	100.0	47.5	15.4
PVI(5)	0.00	100.0	51.8	29.9
PVI(10)	0.00	100.0	52.8	22.0
PVI(20)	0.00	100.0	49.3	18.8
PVC(5)	0.00	100.0	65.0	31.4
PVC(10)	0.00	100.0	65.7	25.1
PVC(20)	0.00	99.5	62.0	22.2
RSI(5)	0.00	100.0	51.0	29.3
RSI(10)	0.00	100.0	51.2	21.4
RSI(20)	0.00	100.0	49.8	18.0
MAI(5,10)	0.00	100.0	56.0	10.8
MAI(5,20)	0.00	100.0	49.1	11.3
MAI(10,20)	0.00	100.0	53.6	11.7
MVI(5,10)	0.00	100.0	46.1	13.4
MVI(5,20)	0.00	92.4	36.5	14.2

表八 測試範例之技術指標統計

	測試範例			
	最小值	最大值	平均值	標準差
DW(5)	0.1	97.6	41.9	19.2
DW(10)	1.5	96.5	43.9	15.7
DW(20)	10.4	92.1	46.4	13.7
PVI(5)	0.0	100.0	52.8	29.6
PVI(10)	0.0	97.6	54.5	21.1
PVI(20)	7.8	97.3	51.8	17.7
PVC(5)	0.0	100.0	77.1	25.5
PVC(10)	4.6	100.0	78.4	19.5
PVC(20)	12.4	100.0	77.2	16.3
RSI(5)	0.0	100.0	49.5	28.9
RSI(10)	0.0	98.0	49.7	20.9
RSI(20)	11.1	97.1	48.4	17.7
MAI(5,10)	18.2	94.3	55.5	10.3
MAI(5,20)	14.4	83.1	48.3	10.5
MAI(10,20)	15.0	87.3	52.7	10.9
MVI(5,10)	13.7	89.8	46.1	12.7
MVI(5,20)	8.3	100.0	36.2	13.6

二、遺傳演算法之參數設定

本研究所採用之 GA 參數設定為：(一)交配後產生之個體數設定為 100 個；(二)交配率設定為 0.9；(三)突變率設定為 0.001；(四)使用精英策略；(五)適應度目標函數精度設定為 32bit；(六)設定收斂條件為連續 300 個世代不再進步則停止程式；(七)使用最佳解存取功能，存取 250 個最佳解；(八)以期末資金為主要目標函數，以買賣決策成功率為次要目標函數。其中最佳解存取功能及次要目標函數功能為本研究採用之遺傳演算法軟體 GeneHunter 所具備之獨特功能，其演算過程可參考 GeneHunter 使用手冊 (Ward Systems Groups 2000)。

三、結果

圖四為 GA 所產生的對訓練範例最佳化之買賣決策規則，圖五為將正規化到 0~100 的值域還原為公式(1)~(10)之技術指標原始值的規則。圖六及圖七分別是最佳買賣決策下的訓練及測試範例買入賣出交易點，其中白色三角點為買入點，黑色菱形點為賣出點。圖八及圖九分別是最佳買賣決策下的訓練及測試範例資金變動圖。

買入規則			賣出規則		
IF	DW(5)	> 5	IF	RSI(5)	> 80
AND	PVI(20)	> 75	AND	PVC(20)	> 40
AND	RSI(10)	> 65	AND	RSI(20)	<= 50
THEN	進行買入動作		THEN	進行賣出動作	

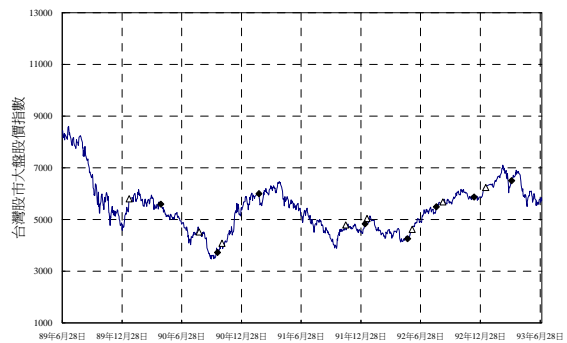
圖四 正規化還原前的買賣決策規則

買入規則			賣出規則		
IF	DW(5)	> 0.23	IF	RSI(5)	> 80%
AND	PVI(20)	> 0.50	AND	PVC(20)	> 0.10
AND	RSI(10)	> 65%	AND	RSI(20)	<= 49%
THEN	進行買入動作		THEN	進行賣出動作	

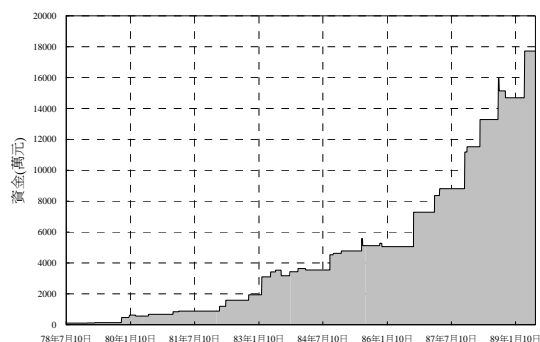
圖五 還原正規化後的買賣決策規則



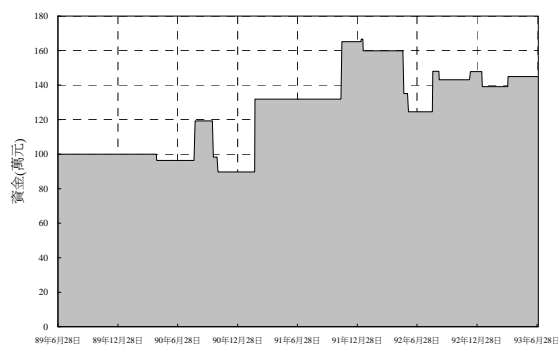
圖六 訓練範例的買入與賣出交易點



圖七 測試範例的買入與賣出交易點



圖八 訓練範例的資金變動圖



圖九 測試範例的資金變動圖

四、獲利能力之比較

為比較「雙向 GA 產生之買賣決策策略」之績效，本文另外以「單一雙向 GA 買賣決策策略」及「買入持有策略」兩種決策策略作績效比較。所謂單一雙向 GA 買賣決策策略，即是模擬傳統上僅考慮一種技術指標下所做的買賣交易策略，此策略同樣以 GA 優化之，因此能夠擔保優化後的規則是最佳的單一條件買賣決策規則。此外，若產生之雙向 GA 買賣決策策略無法優於最基本之買入

持有策略，則產生之雙向 GA 買賣決策將不具備使用價值。圖十為單一雙向 GA 買賣決策策略正規化還原後之最佳買賣決策規則。

買入規則			賣出規則		
IF	RSI(5)	> 45%	IF	MVI(10,20)	> 0.09
THEN	進行買入動作		THEN	進行賣出動作	

圖十 單一雙向 GA 買賣決策規則

表九及表十分別為最佳雙向 GA 買賣決策規則、最佳單一雙向 GA 買賣決策規則、和買入持有三種決策下，訓練範例及測試範例的評估結果。可看出在訓練範例及測試範例期初資金皆是 100 萬元下：

- 採用「雙向 GA 買賣決策規則」時，訓練範例之期末資金變為 17723 萬元、相對獲利係數 1.54、年獲利率 53.95%；測試範例之期末資金變為 145 萬元、相對獲利係數 1.16、年獲利率 7.71%。
- 採用「單一雙向 GA 買賣決策規則」時，訓練範例之期末資金變為 6502 萬元、相對獲利係數 1.41、年獲利率 41.62%；測試範例之期末資金變為 122 萬元、相對獲利係數 1.12、年獲利率 4.13%。
- 採用「買入持有策略」時，訓練範例之期末資金變為 102 萬元、相對獲利係數 1.00、年獲利率 0.1%；測試範例之期末資金變為 69 萬元、相對獲利係數 1.0、年獲利率 -7.2%。

顯然雙向 GA 買賣決策規則優於其它兩種買賣決策規則。

表九 三種雙向策略在訓練範例期間之比較

評估項目	雙向 GA 買賣決策規則	單一雙向 GA 買賣決策規則	買入持有策略
獲利分析			
期初資金	1,000,000	1,000,000	1,000,000
期末資金	177,229,566	65,019,121	1,016,734
年獲利率	53.95%	41.61%	0.1%
相對獲利係數	1.54	1.41	1.00
成功率分析			
買入交易次數	19	55	NA
買入成功次數	17	26	NA
買入成功率	89.5%	47.3%	NA
賣出交易次數	18	54	NA
賣出成功次數	12	29	NA
賣出成功率	66.7%	53.7%	NA
總交易次數	37	109	NA
總成功次數	29	55	NA

表十 三種雙向策略在測試範例期間之比較

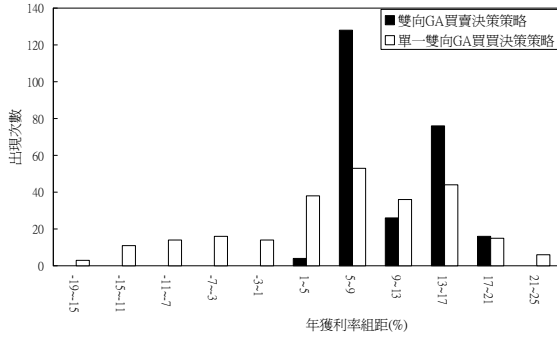
評估項目	雙向 GA 買賣決策規則	單一雙向 GA 買賣決策規則	買入持有策略
獲利分析			
期初資金	1,000,000	1,000,000	1,000,000
期末資金	1,449,641	1,224,286	686,909
年獲利率	7.71%	4.13%	-7.2%
相對獲利係數	1.16	1.12	1.00
成功率分析			
買入交易次數	8	23	NA
買入成功次數	5	12	NA
買入成功率	62.5%	52.2%	NA
賣出交易次數	7	22	NA
賣出成功次數	3	10	NA
賣出成功率	42.9%	45.5%	NA
總交易次數	15	45	NA
總成功次數	8	22	NA

五、交易風險之比較

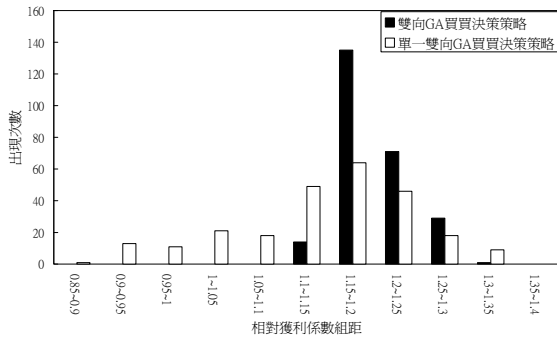
由以上結果分析可知，結合技術指標及遺傳演算法確實能夠從歷史資料中搜尋出合理的買賣決策規則，但 GA 在進行優化的過程中能夠產生多組決策規則，而每組決策規則在測試範例中是否都能夠呈現良好獲利情況才是我們真正所關切。若訓練範例每次所搜尋出的決策規則在測試範例中同樣具備良好獲利效果，那麼就可以說明所搜尋出的決策規則具備普遍性。此外本研究也考慮到雙向 GA 買賣決策規則策略及單一雙向 GA 買賣決策規則策略下，每次搜尋出的規則是否

具備穩定性，因此也評估此兩種策略下所產生的最大風險程度。

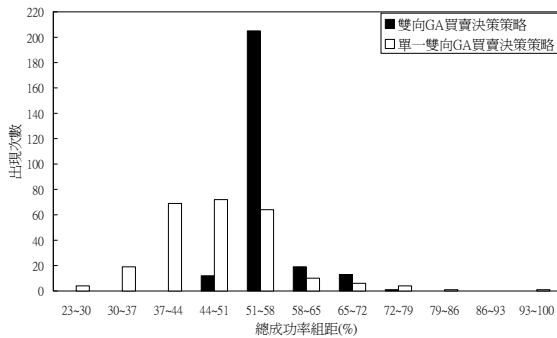
爲了探究各組決策規則在測試範例中是否都能夠呈現良好獲利，圖十一至圖十三分別列出 GA 所產生的 250 組雙向 GA 買賣決策策略與單一雙向 GA 買賣決策策略下之年獲利率、相對獲利係數與總成功率在測試範例的直方圖，由圖十一至圖十三可看出，雙向 GA 買賣決策策略下的組合呈現較穩定的狀態，而單一雙向 GA 買賣決策策略下的組合呈現散佈的狀態，亦即風險較大。



圖十一 兩種策略之年獲利率直方圖比較



圖十二 兩種策略之相對獲利係數直方圖比較



圖十三 兩種策略之總成功率直方圖比較

表十二及表十三分別列出 GA 所產生的 250 組雙向 GA 買賣決策策略與單一雙向 GA

買賣決策策略下之年獲利率、相對獲利係數與總成功率的最大可獲得、最小可獲得、平均可獲得及標準差。由表十二及表十三可看出在測試範例中：

- 雙向 GA 買賣決策策略之最大年獲利率為 20.88%、最小年獲利率為 2.96%、平均年獲利率為 10.72%、年獲利率標準差為 3.62%。
- 雙向 GA 買賣決策策略之最大相對獲利係數為 1.30、最小相對獲利係數為 1.11、平均相對獲利係數為 1.19、相對獲利係數標準差為 0.04。
- 雙向 GA 買賣決策策略之最大總成功率為 72.7%、最小總成功率為 46.7%、平均總成功率為 54.7%、總成功率標準差為 4.28%。

由上述可知雙向 GA 買賣決策規則策略不論在年獲利率、相對獲利係數及總成功率皆高過單一雙向 GA 買賣決策策略買入持有策略且年獲利率、相對獲利係數及總成功率之標準差皆低於單一雙向 GA 買賣決策策略買入持有策略。可見雙向 GA 買賣決策所產生之決策規則是一個穩定且有效的決策規則。

表十二 雙向GA買賣決策規則策略

		年獲利率	相對獲利係數	總成功率
訓練範例	最大值	53.95%	1.54	88.90%
	最小值	47.05%	1.47	57.10%
	平均值	49.61%	1.49	73.40%
	標準差	1.82%	0.02	4.69%

測試範例	最大值	20.88%	1.30	72.70%
	最小值	2.96%	1.11	46.70%
	平均值	10.72%	1.19	54.70%
	標準差	3.62%	0.04	4.28%

表十三 單一雙向GA買賣決策策略

		年獲利率	相對獲利係數	總成功率
訓練範例	最大值	41.61%	1.41	66.70%
	最小值	22.12%	1.22	34.90%
	平均值	27.83%	1.28	50.20%
	標準差	4.26%	0.04	5.89%
測試範例	最大值	24.61%	1.34	100.00%
	最小值	-16.90%	0.9	26.40%
	平均值	6.30%	1.15	47.70%
	標準差	8.87%	0.1	9.38%

肆、結論

由上述分析可知，本研究所比較之三種交易策略：雙向 GA 買賣決策策略、單一雙向 GA 買賣決策策略及買入持有策略，在測試範例期間的平均年獲利率分別是 10.72%、6.30% 與 -7.2% 以及平均相對獲利係數分別是 1.19、1.15 與 1.00。另外由雙向 GA 買賣決策策略及單一雙向 GA 買賣決策策略的風險評估圖表得知，其最小年獲利率分別為 2.96% 與 -16.90% 及最小總成功率分別為 46.70% 與 26.40%。因此，在雙向獲利的條件下所產生的雙向 GA 買賣決策規則是一個穩定且有效的台灣股市交易策略。

用來評估且建構買賣決策系統的方法包羅萬象，本研究在未來將結合遺傳演算法及其它有效的演算法的優點，預期建構更趨完

善，且更符合實際市場的買賣決策規則。

由於市場上所存在的股票的性質皆不同，因此本研究未來將朝向針對各種類股及個股，預期發展適合的買賣決策規則。

伍、參考文獻

1. 陶宏德，「應用遺傳演算法達成知識之最適化—以臺灣股市技術分析指標為例」，交通大學資訊管理研究所碩士論文，民國 84 年。
2. 邱昭彰、李安邦，「遺傳演算法在發展股市投資專家知識規則之研究」，資管評論第八期，民國 87 年 12 月，頁 21-38。
3. 黃焜煌，「以類神經網路預測台灣股價報酬率-以電子股為例」，朝陽科技大學財務金融系碩士論文，民國 88 年。
4. 簡辰丞，「結合 MACD 與類神經模糊技術之股票預測模型-以台灣金融股為例」，靜宜大學企業管理研究所碩士論文，民國 90 年。
5. 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，民國 90 年。
6. 林建成，「遺傳演化類神經網路於台灣股市預測與交易策略之研究」，東吳大學經濟學系碩士論文，民國 90 年。
7. 陳家隆，「運用統計方法與人工智慧技術建構整合性投資策略」，國立成功大學統計學研究所碩士論文，民國 91 年。
8. 李建輝，「遺傳演化類神經網路在預測台股指數期貨的應用」，東吳大學經濟學系碩士論文，民國 91 年。

9. 許智明,「運用遺傳演算法搜尋最佳化技術指標之台灣股市實證研究」,雲林科技大學資訊管理研究所碩士論文,民國 92 年。
10. 李惠妍,「類神經網路與迴歸模式在台股指數期貨預測之研究」,國立成功大學管理學院高階管理碩士在職專班(EMBA)碩士論文,民國 92 年。
11. 王衍智,「台灣股票選擇權日內價格定價模型研究-比較時間序列方法與遺傳規劃方法」,朝陽科技大學財務金融系碩士論文,民國 93 年。
12. 林婉茹,「類神經網路於台灣 50 指數 ETF 價格預測與交易策略之應用」,輔仁大學金融研究所碩士論文,民國 93 年。
13. 連立川、葉怡成、謝明勳,「以遺傳演算法建構台灣股市買賣決策規則之研究」,2004 智慧型知識經濟研討會暨第二屆演化式計算應用專題研討會,台北市,民國 93 年。
14. Holland, J. H., "Adaptation in Natural and Artificial System," *University of Michigan Press, Ann Arbor*, 1975.
15. Goldberg, D. E., "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning," Addison-Wesley Publishing Company, 1989.
16. Davis, L., "Handbook of Genetic Algorithms," *Van Nostrand Reinhold, NY*, 1991.
17. Ward Systems Group, Inc., "GeneHunter User's Guide," *GeneHunter Release 2.4*, 2000, pp. 17-18.
18. Allen, F., and Karjalainen, R., "Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules," *Journal of Finance Economics* (51), 1999, pp. 245-271.
19. Phua, H. P. K., Ming, D., and Lin, W., "Neural Network with Genetically Evolution Algorithms for Stocks Prediction," *Asia-Pacific Journal of Operation Research* (18:1), 2001, pp. 103-108.
20. Kimoto, T. and Asakawa, K., "Stock Market Prediction System with Modular Networks," *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 1990, pp. 1-6.
21. Kim K. and Han I., "Genetic Algorithms Approach to Feature Discretization in Artificial Neural Networks for the Prediction of Stock Price Index," *Expert Systems with Applications*, Vol. 19, 2000, pp. 125-132.
22. Armano, Giuliano, et al., "Stock market prediction by a mixture of genetic-neural experts," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* (16), 2002, pp.501-526.
23. Kwon, Y. K. and Moon, B. R., "Daily Stock Prediction Using Neuro-Genetic Hybrids," *genetic and evolutionary computation conference*, 2003, pp.2203-2214.

Biography

葉怡成



I-Cheng Yeh received the PhD in civil engineering from the National Cheng Kung University, Republic of China (Taiwan) in 1992. He is a Professor in the Department of Information Management, Chung-Hua University in Taiwan. He was awarded ASCE Best Paper Award, Journal of Materials in Civil Engineering in 1999. His current research interests include artificial neural networks, genetic algorithms, data mining, and their applications.

連立川



Li-Chuan Lien is a research assistant in construction engineering from National Taiwan University of Science and Technology. He received the master's degree in Chung-Hua University and his current research interests include artificial neural networks, genetic algorithms, data mining, and their applications.

江宗原



Chiang-Thuang Yuan is a research assistant. He received the master's degree in Chung-Hua University and his current research interests include virtual reality, data mining, and their applications.

楊豐銘



Feng-Ming Yang is a research assistant. He received the master's degree in Chung-Hua University and his current research interests include knowledge management, and their applications.

