

遺傳模糊專家系統 (GA-Fuzzy) 技術在證券投資操作之決策輔助*

邱昭彰

李安邦

元智大學資訊管理學系

中壢市富台國小

摘要

近年來模糊專家系統在證券市場投資之決策輔助上已日漸受重視。模糊專家系統乃透過與人腦思維「過程模糊、結論清晰」的特徵，以近似人類思維方式的推論過程來獲致精確的結果。一般而言這些方法較為符合投資人在投資過程中常運用的「若...則...」之定性處理模式。本研究主要在於提出一套以遺傳演算法為基底的模糊專家系統，以遺傳演算法來動態學習技術指標中隱含的資訊，並將此資訊轉化為符合投資者使用之投資策略，進而作為投資者買進或賣出之交易參考。實際資料乃取自台灣股價加權歷史指數作為驗證模式的基礎。結果顯示 GA-Fuzzy 專家系統建議之最適投資策略可以增進投資績效。

關鍵詞：遺傳演算法、模糊專家系統、證券投資

Abstract

The applications of fuzzy expert systems in aiding stock market investment are increasingly emphasized in recent years. Fuzzy expert systems mimic human reasoning approach that synthesizes approximate input information into crisp and precise decision. This advantage helps mass investors using the If-Then-Else terms of rules to support the stock trading decision. This research proposes a Genetic Algorithm-based approach to construct the fuzzy expert system by inferring the historical trading data implicitly. Several candidate technical indexes are considered in the fuzzy rules set to guide trading strategies. By adopting the Genetic Algorithms approach, the selection of appropriate indexes along with related fuzzy rules and corresponding membership functions can be effectively determined. The learning data derived from Taiwan's stock market is used for developing the fuzzy rules. A prototype GA-Fuzzy system is developed and tested. The results indicate that the system is able to improve the investment performance.

Keywords: Genetic algorithms, fuzzy expert systems, stock investment

* 本研究由國科會補助，計畫編號 NSC88-2416-H-155-019

1. 緒論

在證券投資操作中，股市的未來走勢是投資策略最值得關注的考量，由於證券價格常受人為因素、政治因素、經濟因素等多種變數所影響，如何有效掌握這

些訊息並藉以分析研判一直是學術界的重要研究議題。縱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，諸多的研究無不試圖從股價交易的行為中探索其變化規則。雖然有不少的相關研究報導證券市場存在某些市場變數間互動之規則的或相關之因應效應，但由於證券市場是一開放的環境，時間和環境的變動快速，導致規則和資料的複雜性不斷的提高，各分析之準確度及效果不一，終究投資人往往還是要靠自己的經驗法則來判斷。因此，如何建構一操作機制，能隨時間及環境變動等因素來動態調整其交易規則，並據此指導進出股市的最適時機，便愈顯其重要性。學術界在投資學方面研究一直未曾間斷，自 Markowitz (1952) 建立其投資組合理論發表平均-變異數 (mean-variance criteria) 投資組合理論，奠定投資組合理論基礎之後，陸續亦有不同修正模型提出，如平均數-基尼係數準則 (Mean-Gini Criteria)、隨機優勢準則 (stochastic dominance criteria) 等【Levy, 1992】。這些模式經常需要用大量數學運算從許多限制條件中來找出最適 (optimal) 的解。一些最適化技術如線性規劃 (linear programming)、動態規劃 (dynamic programming)、非線性規劃 (nonlinear programming) 及最適控制理論 (optimal control theory) 等應用均是以定量方式來解決最適化的問題。然而，這些技術需針對不同的問題來使用不同的方法，也各有其優缺點【Yeh, 1996】。從定量 (quantitative) 觀點來看，最適化問題的常透過數學公式以尋求解答，然而交易市場中資料變化多端，若欲從中找出其變化規則，傳統的計量技術在面對問題本身的線性化、條件限制、記憶體空間及運算時間等問題下尋求最適解實非易事【Tayler, 1995】。鑒於這些理論模式實用性的限制，本研究乃從定性 (qualitative) 的方式，試圖從市場交易資料中發掘一些能協助買賣的操作策略。

在股市的研究領域中，人工智慧機器學習的技術已占有一席之地，其中以類神經網路 (artificial neural Nets) 和模糊系統 (fuzzy expert system) 的應用最為著名。近年來遺傳演算法 (Genetic Algorithms, GAs) Holland【1975】在財務上的實際應用日漸受重視，無論其應用領域為線性或非線性問題，由於它具有在一個多變數函數的數學空間中搜尋最適解的能力，在解決非線性時間序列或財務模型之建立等應用上已有不錯的成果，而這些問題解決模式是以定量方式為基礎【Goldberg, 1994】。GA 為根據自然界生物系統演化過程所開發出來的，其目的在於設計一「計算系統 (computing system)」從模擬自然界「適者生存、不適者淘汰」的機制中來具體找出最適解。由於 GA 速度快、可靠性高、具彈性、及容易作為模擬與模式的介面，已成為近年來最流行的演化計算方法【Goldberg, 1994】。然而，GA 也非常適合以定性方式發展法則與交易的策略【Bauer, 1994; Colin, 1994; Tayler, 1995】等均顯示 GA 在定性應用上之適用性。不過，上述學者應用範圍大多針對公司財務債信等基本資料作預測或評比，對於資料不易取得或分析的一般投資大眾而言，這些方法卻不易推廣與普及。此外，運用 GA 於發展知識規則時亦有其基本上的限制，諸如所發展的規則可能不易描述近似人類思維方式的推論，且規則內之條件亦不允許較具彈性或近似精確之定義；此外，從另一角度而言傳統以主觀建立之模糊規則庫在未經過嚴謹精確定義與驗證，如內部推論機制中之歸屬函數形狀，規則權重，或反模糊化作業等評量與最適化之設計亦是可改進之處。因此在發展最適模糊規則之先決條件下，若能提出一較為人性化且易於瞭解的方式作為操作指引或買賣建議，則將能提高系統之適用性及普及率。

本研究結合遺傳演算法與模糊系統，以發展最佳投資規則，並據此分別處理買進賣出之推論；同時，規則庫將透過 GA 之動態學習，隨時調整規則庫內容，

系統之歸屬函數 (membership function) 亦以 GA 做動態調整，以期能增進投資績效，以符合市場交易之多變性與對投資環境之適應性；希能於實際投資環境中，提供投資大眾一可資參考的模式。

2. 文獻探討

2.1. 股價理論

股價理論主要在於分析與討論股價定價與漲跌成因，由於各派學說的時代背景與經濟環境不盡相同，所持看法亦眾說紛紜。不過，一般投資分析主要可分為基本面分析與技術面分析；基本面分析主要概念是對於上市公司獲利能力、產業前景等正確的反應，此外如國內政治、經濟景氣、利率匯市、國際情勢、原油等物資價格波動等因素，皆屬基本面分析範疇。

技術面分析係基於統計科學的方法，根據市場過去循環的軌跡探索未來股價的變動【鄭超文，1996】。技術分析理論流派甚多，大致上可分為價格型態、趨勢遵循、市場特性與結構分析。無論理論流派為何，其基本假設是歷史會不斷的重演，由於不斷的重演，才能研究過去歷史資料，用以預測未來股價變化。但技術分析並非依據統計圖表就可精確研判，還需將各種不同原理、市場面、政治面、經濟面及社會面等資訊加以綜合研判，以提高準確度。技術分析中最普遍的方法之一就是運用技術指標，所謂技術指標就是將股市過去的價量關係轉換成可供分析與決策的統計量。近年來利用技術指標來探討股市投資績效的相關研究相當多，這些研究結果顯示，應用技術指標確實可以改善投資績效，但其所運用指標如乖離率、威廉指標、移動平均線及隨機指標等，因個別研究的對象不同而有不同的指標的選用，至於進一步如何有效利用指標，使用何種技術指標，卻多未詳載。

近年來相關人工智慧技術在證券市場上應用亦有相當成就，不過對投資者的指引仍有限，例如以一非線性模型，來預測股價走勢【金必煌，1995】；結合套利理論，以基本面因素作為類神經網路輸入端，找出台灣股市投資組合績效【洪新原，1995】；以公司財務報表為分析對象，作為證券投決策參考【湯玉珍，1994】；亦有以技術指標為研究對象，建構一模糊系統協助挑選具有潛力的股票【許顯榮，1995】；黃金生【1996】探討經濟決定因子對台灣保險業股票風險貼水 (risk premiums) 的影響，並以類神經網路中之倒傳遞網路 (Back-Propagation Network, BPN) 與加入前期條件變異數之自我回歸異質條件變異數模式 (GARCH) 兩種模式來預測保險股票之風險貼水¹，其預測結果證明 BPN 預測效果優於 GARCH 統計模式；Bauer【1994】以總體經濟因素為變數，先以回歸方式找出各變數與股市報酬率的相關係數，然後從中過濾出較重要的前十個因素，再以 GA 找出較佳的規則組合，並探討與股市報酬率的關係；Graf【1994】則以類神經網路作為應用工具，以道瓊、Nikkei 指數、美國庫券、German Bund-Future、馬克/美元 (DM/USD) 匯率及外部技術指標等來建立德國股價中、長期預測；

¹ 保險股票風險貼水 = 保險股發行量加權報酬 - 一月期定期存款利率

Taylor【1995】基於數學分析在建構經濟模式時，需將問題做有限範圍之假設而無法反映複雜現實的經濟，乃以 GA 來建構智慧型股市模式，他用股利及配息等時間序列為變數來建立一個股價行為預測模式；Chenoweth【1996】運用指數差離指標 (moving average convergence-divergence , MACD) 作為類神經網路的輸入變數來產生買賣的訊號，並以 S&P 500 股市作為實證對象，根據該系統資料顯示在 54 個交易次數中年報酬率可達 15.99%。

在技術指標的應用方面，也因各個指標具有其獨特性，因此使用時自然無法趨向一致。從上述文獻中，針對運用 GA 技術部分而言，金必煌【1995】是建構一非線性股價預測模型；范饒耀【1996】是以上市公司的財務比率，來預測每股盈餘的模型。就上述的應用，大多是運用人工挑選的指標，作投資決策分析，而不是從歷史資料中，藉由學習機制以汰選相關重要影響指標而進一步作推理決策。本研究之投資規則乃由系統從眾多技術指標中自行挑選，而各項規則與相關指標內容亦由系統自行學習優選。

2.2 . 技術指標

技術分析的指標種類相當多，其主要是依據交易價格、成交量來分析交易行為的數學式，大約分為價指標、量指標與價量指標兩類。本文所考慮之候選技術指標係依據各報紙的證券行情版中常用的技術指標，其簡要說明如下：

相對強弱指標 (R S I)：為目前市場上使用最普遍的技術指標，係依據市場上的供需原理所產生的，其主要是計算某一段時間內買賣雙方力道，作為超買或超賣參考，以避免過早賣出買進，造成賺少賠多的損失。RSI 採用的時間週期、原理與移動平均線一樣，隨採用者的喜好來決定。市場上比較盛行的有 5 天、14 天等，惟採用的週期愈短，敏感度愈高，但變動性太大。雖然週期愈長，趨勢愈穩定，但敏感度相對降低。至於以 RSI 值為研判標準，其值亦隨個人喜好而有所不同，簡單之研判例如以 RSI 值上升至 80 以上或 20 以下，作為超買與超賣之判定。

乖離率 (B I A S)：乖離率是以當日平均數值為準，先計算出股價與平均數值間的差距，稱為乖離程度，乖離程度再除以平均數值的百分比便為乖離率。換言之，乖離率為當日指數或個別股當日收盤價與平均數之間的差距。乖離率可分為正乖離與負乖離，若股價在平均數值之上，則乖離為正，反之則為負，股價與平均數值相同，則乖離率為零。BIAS 值之研判標準，其值隨個人喜好而有所不同，且這些值因應時空環境而有所改變。

技術分析的指標很多，無論是從價格觀點、成交量觀點或價量兼具的觀點，其所陳述的數學式，難免在性質上有所重複、或甚至無法反映實際市場變化的指標。一般情況下，使用指標是一種百分率的遊戲，價格變動的隨機性常是指標失效的重要原因之一。因此，一個成功的技術分析師通常使用多種指標作為進出場的判斷，以提高成功率【Chande, 1996】。縱觀各種技術指標的運用，可能會產生下列問題：

- ✍ 部分技術指標彼此間具有某種程度相似性，因為指標大多從價、量變化的不同數學式中求得，僅是形式上的不同而已，相對的，其程度上亦存有某種相關性。
- ✍ 指標雖具有某種相關性，但由於出處各有不同，彼此相關性並不明顯，如何搭配使用指標便是一個值得思考問題。
- ✍ 指標取自過去的價或量的一種資料，指標只是一種買賣的參考依據，每種指標皆有鈍化的時候；在多頭市場上，可能難以碰觸指標的買入訊號；相同地，在空頭市場中，亦有可能是持續的買入訊號而造成虧損，投資者不可不慎。
- ✍ 指標計算期間的引用常隨個人經驗而有不同，不同個股亦有不同特性，不可一概使用。比如，相對強弱指標以 6 日、14 日較常用，對於買入點、賣出點說法與不盡相同，以六日 RSI 買入點為例，有以 80 為界、或以 90 以上為超買點，都有或多或少的差異。

基於上述考量投資者指標資訊之來源與取材之方便性，本研究之候選技術指標採用報紙所刊載的 6 日 RSI、6 日價 BIAS、與 6 日成交量 BIAS 作為輔助指標。為符合各股特性與避免指標鈍化問題，本研究採用 GA-Fuzzy 方法並依據大盤歷史資料來自行選擇組合使用的指標及推論最適當的買賣判斷點。

2.3 . 遺傳演算法理論

過去的幾年裡，科學家發展出許多數學方法來解決最適化問題。然而這些方法中卻沒有一個模式能解決所有工程學上最適化的問題。這些方法通常是在從設定的起始點中開始尋找最適值，如果問題不止只有一個局部最適值（local optimum），則所找的最適值可能不是總體最適值（global optimum），其結果端視起點選擇而定。而統計方法有時雖可避免上述問題的發生，但仍需兼顧諸多理論之基本條件及假設。除此，隨著資料複雜度的增加，其處理時間也相對增加。人工智慧領域中，類神經網路雖擁有強大的學習能力，但就像黑盒子欠缺解釋的能力，無法使投資人信服；模糊專家系統雖然容易納入專家的知識，並可提供投資人適度的解釋，但基本上卻缺乏學習的能力，除非加入複雜的學習機制，不然無法隨時間的變遷而作自我修正【Deboeck, 1994】。因此，本研究模糊專家系統與遺傳演算法，運用 GA 動態資料學習的能力，進而發展專家知識規則，以接近人類思維的方式模擬股市操作及預測，提供另一可行之投資工具。

GA 運用達爾文「適者生存、不適者淘汰」理論（Darwinian survival of the fitness theory），從舊的族群中得到較好進化物種，然後彼此隨機交換資訊以期產生優良的下一代。Holland 的基本遺傳演算法（Simple Genetic Algorithm, SGA）其基本運算方式為再生（reproduction）、交配（crossover）和突變（mutation）三個運算單元。其演化過程包含了初始族群（initialize the population）的決定、適合度（fitness）之計算、再生、交配、突變與收斂判別等。在實際電腦運作中，是以一群位元來模擬染色體中的遺傳基因（gene），並加以隨機編碼而組成一群字串，此字串意味著自然界生物的染色體，一組字串代表一個生物個體；字串與字串（父代）模擬自然界生物的交配過程以產生一組新字串（子代，offspring），含

有上一代特性的新字串經世代推演以產生更優秀的下一代，這種運算一直持續至達成目標為止，整個過程中最優秀的子代隱喻為問題的解答。

從 SGA 模擬生物演化的概念與實作上了解，其計算過程中是使用字串運算，所謂字串運算是將參數直接用在編碼上，編碼可以二進位制編碼，也可以實數方式編碼，是一種 context free 的演算法，其所代表的意義與各種題意上的限制由染色體 (chromosome) 和適合度 (fitness) 來決定，減少了繁複的數學運算處理，比一般搜尋方式更具彈性【Birgchenhall, 1995】。以重複循環演算與蒐尋過程來看，GA 搜尋方式是以資訊的交換進行的，但他不是隨機漫步式 (random walk) 的交換資訊，而是一個有效率地利用前一代資訊來搜尋最適解【Goldberg, 1989】；GA 並以平行方式處理，同時搜尋空間的多組解，以多點的搜尋來替代單點搜尋，所以降低了落入局部最適解的機率，並加快獲致最適解的速率；為避免某些演化收斂情形過速或所謂落入局部最適解時，GA 中的突變機制，會使搜尋有機會跳脫局部解至全域最適解。同時，運用 GA 並不需要太多的背景知識，比如各變數間的相依或獨立，或預期的結果，完全以目標函數 (適應函數) 作為評估的考量。此外，因為它是以盲目搜尋 (blind-search) 的隨機方式找出可行的結果，所以，結果好壞取決於適應函數選取的適當與否【Greene & Smith, 1987】。

GA 過去在最適化之應用實例以相當廣泛，然而 GA 的類似隨機漫步式的搜尋方式，是否能真正的找到最適解，學者 Goldberg【1989】以基模理論 (Schema Theorem) 與積木假說 (Building Block Hypothesis) 之數學推演方式，證明 GA 確實能找到最適解。也有不少學者提供 GA 修正方式與加入其他基因操作，試圖改善 GA 在搜尋的速率及解決搜尋時間與子代表現不如父代的收斂問題。例如 Yao【1993】之貪心遺傳演算法方式 (greedy genetic operator) 與洪宗貝【1995】之動態交配演算法等也都有不錯的成果。對於 GA 參數設定上，一般影響 GA 的搜尋的效能有母體大小、交配率與突變率三個重要參數。根據 Srinivas【1994】對這三個參數的研究結果顯示並無標準最適之參數，需針對不同領域運用與搜尋空間來自行修改參數，以增強其效率。

本研究乃運用 GA 來萃取出股市的交易規則，這種規則正是投資者的專家知識規則。然而，運用 GA 產出的規則仍有運用上的限制，例如在實際投資上，通常以經驗法則與近似推論來作為買賣判斷的依據，GA 的規則仍是精確的數值，然而相對於人類思維方式卻仍稍有差距。因此，模糊系統的近似推論應是解決 GA 限制的可行之道。而模糊系統雖然接近人類的思維方式，其主觀建立的模糊規則庫並不能確保系統最適化，同時也欠自我缺學習改進的能力。因此有效之結合 GA 與模糊系統使模糊系統具備有學習的能力應是發展一不僅增進投資效益且較具擬人化之決策輔助系統。

2.4 . 模糊理論

Zadeh 於 1965 提出模糊理論。模糊理論實際上是模糊集合、模糊關係 (fuzzy relation)、模糊邏輯 (fuzzy logic)、模糊控制 (fuzzy control)、模糊量測 (fuzzy measure) 等理論之泛稱。模糊理論強調的是「近似推理」 (approximation reasoning)，其特色就是以不精確計算為手段，透過近似的推論過程來獲致精確的結果，這與人腦思維「過程模糊、結論清晰」的特徵相符合。模糊理論應用之初，主要是處理工程

領域的問題，近年來已被廣泛應用在財務與管理方面，如 Hammerbracher 與 Yager 【1981】將其應用在股票投資選擇；Whelhelm 與 Parsaei【1991】應用在評估電腦整合製造策略執行計劃等。

廣義而言，模糊系統就是以模糊理論所建構的系統，包括模糊控制系統、模糊決策支援系統、模糊影像處理系統、模糊專家系統等，而模糊專家系統系統常不以傳統數學模式而以自然語言的「若...則...」法則型態來描述輸出與輸入的演算關係，亦即是以定性的方式來表達定量的內容。一個典型模糊系統之設計步驟可分為：模糊化(fuzzify)規則庫建立、模糊推論(inference)與解模糊化(defuzzify)等四部分，其內容分別說明如下：

2.4.1. 模糊化

在日常生活中，人們對事物在口語上的描述，通常站在個別角度上；例如技術指標中之RSI以口語化來表達，對RSI的可能描述為{很低、低、中等、高、很高}，這種以語意上的變數(linguistic variable)來區分特徵等級，稱為語意術語(linguistic terms)或模糊集合。透過歸屬函數可將量化的資料予以模糊化成為灰階集合區域中以或多或少的歸屬程度(degrees of membership)的表示，亦即在模稜兩可或邊界值上，可在是與非(0與1)之間加入緩衝的歸屬程度(0到1)。

歸屬函數的種類很多，然而實際應用上常用的有四種：Z形(Z-Type)、三角形(Δ -Type)、梯形(∇ -Type)與S形(S-Type)，這些函數都是規格化的，亦即其值在歸屬度 $\mu = 0$ 與1之間。模糊化過程中，首先要決定語意變數中應含有多少術語，常用的有3個、5個或7個術語，其次是考慮使用何種歸屬函數，並且依實際應用情形來決定歸屬度 $\mu = 0$ 與 $\mu = 1$ 的術語的相對位置。

2.4.2. 建立規則庫

模糊規則是針對系統的特性與欲達成的目標所建立的，它是以簡單的條件語句「若...則...」所撰寫的，例如第*i*條規則

若 x_1 是 A_{1i} 且 x_2 是 A_{2i} 且 x_n 是 A_{ni}

則 y 是 B_i

通常定義一條規則時，需將每一輸入變數的術語組合放入條件式中（即前半部「若」的部分），並為此規則找出一個規則結論（即後半部「則」的部分），規則結論就如同語意變數亦需有一合理之術語。舉例而言，若有三個輸入變數，一個輸出變數，每個變數有三個術語，則總共有 $3*3*3*3=81$ 條規則的組合。在找出最適解過程中，有些規則的影響可能太高或太低，甚至有些規則從未被觸發(fired)過或與其他規則重覆，一般是採用人工刪除或以權重方式處理。

一般而言，在發展模糊系統過程中，規則庫的內容及歸屬函數及其相對座標位置均由設計者憑主觀經驗或以嘗試性質來決定。然而為達到較佳的推論結果，這些內容或相關條件常需不斷修正或調整。由於這些調整因素的變化有無數的可能組合，在有限時間與資源考量下，實務上較難允許系統以無限制嘗試方式來進行變數組合最佳化的選擇，而本研究則以GA來協助優選決定。

2.4.3. 模糊推論

模糊推論就是將模糊化的輸入，放入規則庫中的所有「若...則...」中，最後綜整出一個仍是模糊化的輸出。此外，規則和規則之間有時會出現相容性的問題，以「且」作規則連接的常見解決方式為「較小值法」或「乘積法」。以「較小值法」說明為例（如圖 1 所示），變數 A 與變數 B 的輸入在規則 1 所得歸屬度分別為 A_1 與 B_1 且 A_1 小於 B_1 ，以規則中各項條件為「且」的條件下，取較小值 A_1 之推論；規則 2 則推論出 B_2 。各規則所產生的推論代表不同的激發強度，將此推論結果經解模糊化程序來產生一個明確的結果。

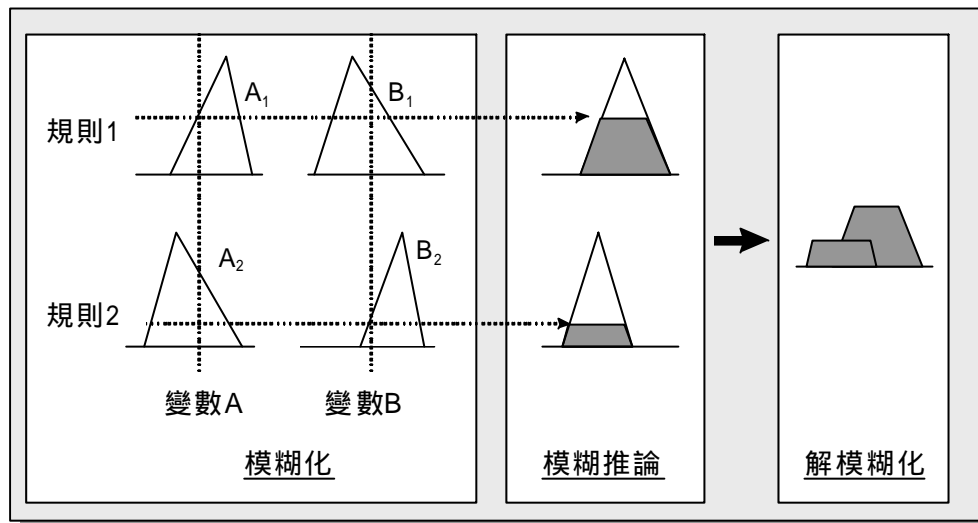


圖 1: 模糊推論與解模糊化

2.4.4. 解模糊化

解模糊化是將模糊推論結果，利用一個明確的值來代表，此數值代表系統的輸出變數模糊值。解模糊化的方法有很多，常見的有最大中心法 (Center-of-Maximum ; CoM)、重心法 (Center-of Gravity ; CoG) 及最大平均法 (Mean-of-Maximum ; MoM) 等。圖 2 為三種解模糊化方法的說明，圖中三角形箭頭為結論之標記，圖 2a 是先確定每個術語之典型值，然後推論得到典型值之數據位置的權重，據以平衡這些權重。圖 2b 計算歸屬度的整個面積並找出重心點，此法的缺點是計算量太大，須進行數值積分，或是分別計算歸屬函數下的每一區域。一般而言 CoM 及 CoG 的方式較適合於輸出值為連續性的。圖 4c 則採用非連續性的方法，只能選擇一個正確的典型值。解模糊化方法需根據決策的環境來選擇，定量決策如預算分配及計劃執行優先次序可使用 CoM，定性決策中如信用卡欺瞞行為檢測及信用度評估等可選用 MoM 或 CoG【Altrock, 1995】。

2.4.5. 遺傳演算法與模糊系統

由上所述，「規則庫」與「歸屬函數」的建立是決定模糊規則系統性能優劣

的關鍵。一般而言，規則的建立是主觀且直覺的，然而有些較複雜系統的規則則是難以歸納的。建立規則庫常見的方式有四種：首先依據專家的經驗及知識，經詢問專家來統整及歸納專家意見與看法，並將其轉成條件式語句描述，這是最常

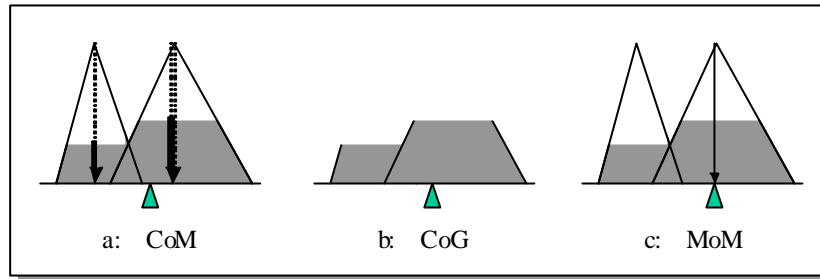


圖 2：解模糊化

用也最簡單的方式。然而這裡有兩個問題產生，一是並非所有專家都能將其經驗完整表達；另一則是轉換的完整性，這也正如同專家系統中所遭遇的知識擷取問題；第二種方式是將操作員動作模式化，通常這是經由蒐集操作員控制動作之輸出入資料來建立模糊模型，進而產生模糊控制規則。此方式的缺點是操作員資料蒐集不易，且建模過程極為複雜；第三種方式是對受控對象來進行建構，此法最大問題是受控對象的特性本身就是複雜的，難以依據受控對象的形式來設計模糊規則庫。最後是藉由系統自我組織、調整與學習的方式，此法是經由一個性能指標的好壞，來自動修正規則庫中相對的規則，達到自我改良的目的。同時，此法可藉由系統的自我建立規則庫及自動調整歸屬函數，免去人工調整及超越原來領域專家之知識。近年來，已有許多學者研究如何在模糊系統中來補強模糊系統學習功能。在人工智慧方法中，系統加入類神經網路(neural network)或運用遺傳演算法，藉以產生並調整模糊規則庫或歸屬函數是最常見的。如 Karr【1991】、Hedberg【1994】、Shimajima【1995】提出以遺傳演算法來調整模糊系統的規則庫或歸屬函數，且頗具成效。本研究以 GA 最適化過程來決定各規則的權重，同時動態方式來調整規則，以符合系統多變性之需求。

本研究之模糊專家系統的規則庫與歸屬函數之歸屬度與相關位置是根據過去歷史資料自動調整的；由於模糊系統的輸入輸出映射(mapping)通常是非線性的，且模糊規則也是不可微分的；而類神經網路雖可以找出一個適當的解，然而其結果卻無法對模糊規則庫提供很好的解釋。此外，遺傳演算法也可在不需導數下進行搜尋最佳解，只要經由適當的編碼與解碼方法，清楚定義目標函數，確認每一個體的適合度，遺傳演算法將可適當地找出交易規則與歸屬函數，並作為模糊系統之規則庫，使模糊系統具學習能力。所謂目標函數是根據實際需求而有不同之定義，在此是指 GA 根據模糊系統的輸出來搜尋適當的規則庫與歸屬函數。本研究之目標函數定義為每筆報酬率最大。

大致而言，GA 於協助發展的模糊系統時，其在規則庫與歸屬函數的調整方式包括：一是先固定模糊規則，再去調整歸屬函數；另一是固定歸屬函數，然後再找出適當的模糊規則；最後是歸屬函數與規則庫同時調整。根據上述說明，本研究之系統調整方式說明如下：

調整歸屬函數

以一個採用 μ -Type 的歸屬函數為例，其術語之相對位置 $\{r-v, r, r+u\}$ 如圖 3 所示，以此術語的參數編碼 $\{r, u, v\}$ 作為待搜尋之 GA 字串，其後以字串進行運算，所得最適值即組成三角形之歸屬函數。

調整模糊規則

調整模糊規則方式是將「若...則...」中之條件語句予以編號(參數化)，然後經由隨機方式組合並進行編碼成位元字串，而一組字串代表一條規則，GA 乃從多種字串組合中依據目標函數來找出較適用的規則。此外，GA 尚需重複或未被觸發、影響較大或影響較小的規則做權重的分配，以實際反應出該條規則的重要性。

同部調整模糊規則與歸屬函數

GA 之字串組合包括規則庫與歸屬函數，定義方式如同前述。此種方式搜尋空間較大，因此所耗時間較長。

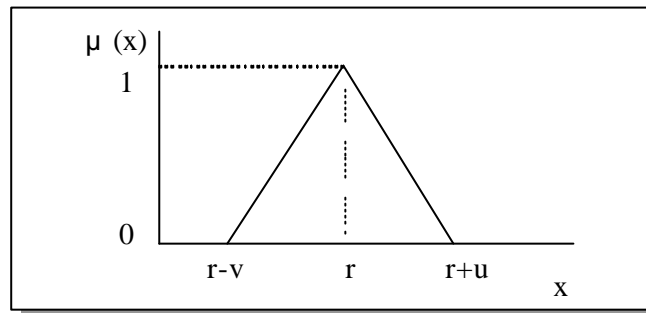


圖 3：三角形之歸屬函數

3. 系統發展與測試

本研究採用之歷史資料為民國八十四年一月起至民國八十五年九月三十日的台灣股價加權指數，資料來源為台灣經濟新報資料庫。系統建構係以針對一般投資者在不考量融資融券及資本額的限制條件下，就股價加權指數作買入賣出點之建議。

3.1 . GA-Fuzzy 系統建構

GA-Fuzzy 系統建構如圖 4 所示，左下方為 GA 機制，右下方為 Fuzzy 部分，其中 GA 機制之建構過程已有所論述。下列針對 Fuzzy 機制之建構步驟說明如下。

步驟一：定義語意變數與建立歸屬函數：在本系統中，我們以{低，中，高}來描述股市技術指標之特性，亦即採用三個術語與三種歸屬函數(Z, -及 S-)。本系統之歸屬度與相對位置之定義在實作中可分為兩種，一種採用固定方式，固定之術語值係如前述之技術指標傳統判斷方式；另一種方式由 GA 編碼搜尋所得。

步驟二：將輸入資料模糊化，根據步驟一中所建立之歸屬函數，分別計算各技術指標之歸屬度，將其轉換為模糊集合。

步驟三：模糊推論：根據步驟二所得與規則庫比較做推論。推論之規則庫產生方式亦有兩種：一是由傳統判斷方式所產生，其經驗值如股價理論之說明。另一方式是經由 GA 輔助產生規則。本研究則採以傳統經驗法則為發展模糊規則庫之基礎，透過 GA 的協助，各規則的內容及規則之權重可以獲致較優化的確認。本步驟將推論結果轉入解模糊化機制。

步驟四：解模糊化：解模糊化就是將模糊的推論結果計算出一精確值，此推算值由 GA 機制決定系統之買入賣出建議值，同時依據建議值來計算報酬率，以作為 GA 之目標函數值，並回到步驟一以執行下一循環運算。相關過程參數如表 1 所列。

整個 GA-Fuzzy 系統經解模糊化過程並計算所得近似最佳之報酬率，此結果依測試組合之不同分送回 GA 機制作適合度評估。GA 機制根據評估結果經再生、交配、突變等運算單元來產生新族群，此新族群解碼為模糊系統使用之參數，提供整個模糊過程來模擬投資過程並計算所得報酬，此結果再作適合度評估，如此循環至滿足目標條件為止。

在發展規則過程中，GA 以部分歷史資料為學習對象，並以其它時段資料驗證結果。本研究以民國 85 年 1 月 4 日起至 85 年 8 月 31 日止共 184 個交易日為研究期間，將前 141 日為第一區間作為學習期間，後 43 日為測試期間。本研究之系統建構、參數定義與操作過程說明如下：

編碼與解碼：

編碼與解碼主要根據上述規則來編排染色體，並以其所代表涵意來作為適合度的定義。本研究所採用技術指標、指標選擇、及大於或小於的邏輯判斷各六組，另外包括持有或放空期間一組，買入賣出共兩類合計 38 組。如表 2 所示，投資規則組合變化，以單一條件敘述內容之可能變化組合而言，包括：三種技術指標內容組合為 $(100)^3$ ，三種技術指標選擇組合為 $(2)^3$ ，操作決策組合為 3 種，規則權重組合為 100 種。因此，整個規則庫（如附錄 A 所示之 63 條規則）之可能組合變化共為 $[(2*100)^3 * 3*100]^{63}$ 。在如此龐大空間搜尋，一般的方法不易在有限時間內找到一組最適投資規則，這即是本研究亟待解決之問題核心所在。

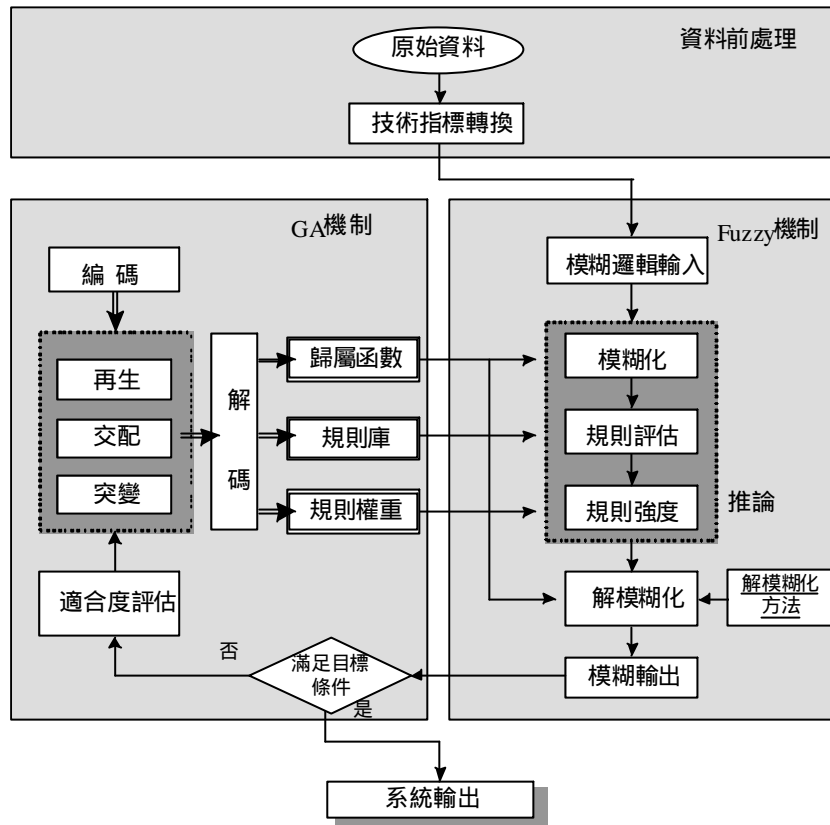


圖 4: GA-Fuzzy 架構圖

表 1: Fuzzy 相關參數

方法	參數名稱	說明
模糊部分	術語	3
	歸屬函數	Z-, -及 S-
	模糊推論	最小值法
	解模糊化	CoM

適合度：

運用 GA 來進行技術指標的整合及模糊推理，主要在於透過搜尋最適報酬率前提下發展投資規則。最適報酬率，所謂最適報酬率乃以持有期間(或放空期間)計算所得之報酬率作為適合度指標。亦即針對買入規則時，期望持有期間之報酬率為最大；賣出規則時則期望放空期間之報酬率為最小。

操作條件：

染色體的編碼方式是以實數形式表示，值的來源採用隨機方式產生；所謂族群大小是指所有染色體的集合。適當的族群大小有利於搜尋效率，根據 Srinivas (1994) 建議 30-100 為合適區間，一般而言字串的長度較長者或是較大的搜尋

表 2：編碼方式及其涵意

名稱	基因個數	值域	值域形式	說明
技術指標	3	[0, 100]	整數	6 日 RSI、6 日股價 BIAS、與 6 日成交量 BIAS
指標選擇	3	[0, 1]	整數	0 表該指標不用，1 表採用該指標。
操作決策	1	[-1, 1]	整數	-1 表賣，0 表持有，1 表買
規則權重	1	[0, 100]	整數	以 100 為最高權重

空間往往較需採用較多的初始族群，以達到均勻分布於搜尋空間的目的。族群大小太少則較無法獲致問題真正收斂的條件；相對地，若太多則易造成計算量增加而耗時。本實驗暫定族群大小為 50；交配率與突變率以一般經驗值設定分別為 0.5 與 0.06；本研究中之交配方式採用一致交配方式；結束條件是以最近 100 代的演化中適合度進步在 0.01% 以內，就停止其搜尋，其所得解即為最適組合方式。詳細參數設計值請參照表 3 所示。

學習方式

本研究運用 GA 找出最適組合解。整個搜尋空間包含(1)歸屬函數的調整與(2)規則庫相關內容之選擇及數值確認。表 4 與表 5 分別為歸屬函數與規則庫之型式說明。GA 主要為負責欄內各內容之變化調整期以透過歷史交易資料而尋獲最適函數集規則庫。

4. 績效評估

績效衡量指標所採用之報酬率定義前已述及，正確的評估投資策略中，買入並持有之期望報酬率應為正值，賣出放空期間之期望報酬率應為負值。其中持有期間或放空期間之總報酬率 (R) 定義如下：

$$R = \sum_{i=1}^n r_i$$

上列計算式中之 n 表示為持有期間或放空期間，m 為符合交易策略之總次數， r_i 為當日報酬率。由於交易成本的存在，交易次數的不同會造成績效衡量之失真，舉例而言，如以兩條不同規則作為投資策略，其結果分別為 10 次與 20 次交易次數且皆有 10% 的報酬率，在交易成本考量下，績效應以 10 次交易為佳。

表 3: GA 參數

參數名稱	說明
染色體長度	38
族群大小	50
交配機率	0.5
突變機率	0.06
交配方式	Uniform

表 4: 歸屬函數表示

N:低 Z:中 P:高

技術指標	N		Z			P	
指標 1	10	30	20	50	80	70	90
指標 2
指標 3

表 5: 規則庫表示

+1:買 0:持平 -1:賣

規則		1	2	3	.	.	.	n
假如	指標 1	N	Z	P
假如	指標 2
假如	指標 3
則		+1	-1	0
規則權重		76	33	19
買賣臨界值		買>	.77	賣<	-0.63			

此外，在一個大多頭市場中，若以總報酬率為績效衡量，其結果易傾向買

入過於頻繁來達成總報酬最大，反之在空頭市場中亦可能有賣出過多之類似情形。因此本系統以平均每筆交易之報酬率（AR）作為系統執行交易績效衡量標準，其算式如下：

$$AR = \frac{1}{m} R$$

然而，如以每筆交易之報酬為績效衡量標準，則易造成單次交易而總報酬率偏低之可能，與實際投資策略不合。因此本系統以每筆交易報酬率最大為績效目標，同時限定投資次數在總交易日之 5% 以上，以接近實際投資情形。整個投資包含買入與賣出，因此研究期間買入之報酬定義為整體報酬（TR），賣出之報酬定義為整體報酬（-TR），其計算方式如下：

$$TR = (AR * m)_{\text{買入部分}} - (AR * m)_{\text{賣出部分}}$$

5. 結果分析與討論

本研究係經由模擬實際買賣持有日期或放空期間找出最適之買入或賣出投資規則。操作方式是當出現符合買入搜尋所得規則時，則買入股價加權指數，並持有該指數至規則庫所顯示持有期間才賣出；若是符合賣出規則的訊號時則賣出股價加權指數，並放空一段期間。如前所述，依考量方式之不同 GA-Fuzzy 之訓練方式可分為以下三類：

GA-Fuzzy 1：固定歸屬函數調整規則庫

首先定義適當之歸屬函數，專家規則部分是以 GA 從歷史資料中找出投資規則，藉著動態調整規則庫以增進其績效。從表 6 GA-Fuzzy 1 中來看，學習期間買入與賣出之均為正確之報酬，且整體報酬可達 73.4%，然而在測試期間時，整體報酬為負，顯然在此應用區間之預測效果不佳。

GA-Fuzzy 2：固定規則庫調整歸屬函數

GA-Fuzzy 2 之規則是根據傳統判斷方式之技術指標判斷方式，然後由 GA 動態調整歸屬函數之歸屬度及相對位置，從歷史資料推演中，找出最適之歸屬函數而使其績效為最佳。傳統判斷方式之技術指標判斷方式為經由參照一般坊間出版之證券投資文獻並綜合歸納研判後，初步獲致之一般經驗法則，相關之內容請參照附錄 B。從表中 GA-Fuzzy 2 區可發現，學習期間仍可獲致正確之報酬率，測試期間之賣出部分仍無法找出較佳之放空時機。從測試區間來看，整體表現（-83.7%）並不甚理想。此結果可能是由於歸屬函數的調整受限於原始規則庫的優良與否，即一個普通的交易規則即使配合人工智慧機制亦不致產生太好的結果。

GA-Fuzzy 3 : 規則庫與歸屬函數同時調整

GA-Fuzzy 3 是 GA-Fuzzy 1 與 GA-Fuzzy 2 之綜合做法，主要是從歷史資料中找出投資規則以作為 Fuzzy 之規則庫，並從歷史資料推演中動態調整歸屬函數之歸屬度及相對位置，使得其績效為最佳。從表 6 來看，學習期間與測試

表 6: GA-Fuzzy 模擬結果

		GA-Fuzzy 1		GA-Fuzzy 2		GA-Fuzzy 3	
		學習	測試	學習	測試	學習	測試
買入	應用期間(起)	83.1.4	85.1.4	83.1.4	85.1.4	83.1.4	85.1.4
	應用期間(迄)	84.12.30	85.8.31	84.12.30	85.8.31	84.12.30	85.8.31
	總次數	286	184	286	184	286	184
	投資次數	15	7	20	9	17	8
	投資率	5.24%	3.80%	6.99%	4.89%	5.94%	4.35%
	正確數(報酬>0%)	8	6	12	4	12	6
	正確率	53.3%	85.7%	60.0%	44.4%	70.6%	75.0%
	每筆報酬率	0.94%	3.93%	0.15%	1.01%	3.34%	2.99%
	總報酬率	14.1%	27.5%	3.0%	9.1%	56.8%	23.9%
賣出	總次數	286	184	286	184	286	184
	投資次數	17	12	18	14	18	12
	投資率	5.94%	6.52%	6.29%	7.61%	6.29%	6.52%
	正確數(報酬>0%)	11	5	10	1	12	6
	正確率	64.7%	41.7%	55.6%	7.1%	66.7%	50.0%
	每筆報酬率	-3.49%	3.05%	-1.66%	6.63%	-3.07%	-0.50%
	總報酬率	-59.3%	36.6%	-29.9%	92.8%	-55.3%	-6.0%
整體報酬		73.4%	-9.1%	32.9%	-83.7%	112.0%	29.9%

期間均可獲致正確之報酬率。GA-Fuzzy 的三種模擬方式中，GA-Fuzzy 3 遠優於其他兩種。

GA-Fuzzy 1 與 GA-Fuzzy 2 乃採用傳統之規則庫或歸屬函數設定方式。以本系統之調整方式來看，調整規則庫之學習期間與測試期間之預測正確率及整體報酬率方面 (GA-Fuzzy 1) 大致上均優於調整歸屬函數 (GA-Fuzzy 2)，顯示歸屬函數之調整似乎較難產生實質上的效益。上述 3 類之 GA-Fuzzy 方法其詳細之執行內容與結果請參考附錄 A,B,與 C。

6. 結論

GA 與 Fuzzy 兩者之整合並非是一全然創新的研究。然而目前大多數相關之研究文獻對於 GA 如何具體協助建構模糊規則庫卻常有所保留。尤其是對(1)初始規則庫之產生；(2)各項規則權重大小決定方式；與(3)模糊集合歸屬函數產生等方式均鮮少以同步考量方式來經由 GA 協助搜尋最適組合狀態(Configuration)。

此外，由於本研究之著眼點除了強調透過 GA/Fuzzy 方法去挖掘(Mining)潛在之投資規則外，亦希望探討一般投資者常用(或遇見)之技術指標在考量資訊來源之時效性與取材之方便性等是否適合作為投資操作之有效因變數。

從本研究結果可以了解，GA-Fuzzy 乃在 GA 機制中加入接近人腦思維之 Fuzzy 推理，其實驗結果亦顯示在該應用期間內 GA-Fuzzy(GA-Fuzzy3) 有較佳之績效。從整個分析過程的學習與測試中，得到一些啟示：

- 一、雖然整個股市的大多頭與空頭之趨勢會影響 GA 的學習過程，但 GA 仍能有效的預測。例如當學習期間是屬於空頭趨向者，則學習所得之規則會傾向賣出之規則，用來預測測試期間之報酬率時，買入之報酬率會降低。從研究過程中來看，GA 的確比一般模式具有較多的彈性。這是因為 GA 能在空間做全域搜尋而得近似最適解，同時又不需強大的專業背景知識便能發展合理的投資決策，可彌補數學計算之繁瑣過程。此外，GA 在應用上只要定義適當的編碼、解碼條及適應函數，其搜尋結果都可以趨向一個近似最佳解。
- 二、GA 以數種技術指標來建立規則，其搜尋結果可能與一般傳統判斷觀念之做法不同。在指標搭配的做法上，傳統判斷方式通常是以個人經驗法則來作為指標搭配與判斷值的參考。從本研究中的結果來看，GA 可以比傳統方式有效利用指標與選擇指標來提高準確度，進而提高報酬率。
- 三、本研究雖然僅對大盤作分析，若欲針對各家股票作分析與預測，這些作法是相近的。

本研究運用 GA 與 Fuzzy 多種不同組合來探討台灣股價加權指數買賣規則與投資策略，但由於股市隨機漫步之特性，仍存在一些後續值得探索的方向：

- 一、本研究所採用之資料為常見的技術指標，未來將可考量納入其他的技術指標或基本面指標，以作為發展交易規則之候選指標。
- 二、由於各股有其不同的交易行為週期性，因此各股技術指標使用之週期應有所不同；本文僅對固定期間如 6 日 RSI 或 6 日 Bias 等指標為對象，後續研究者可以浮動週期的技術指標為搜尋方式，來表現各股不同的週期性。
- 三、本研究試圖探討 GA 在協助發展 Fuzzy 規則之能力，因此僅就以實際買賣持有日期或放空期間找出最適之買入或賣出之方式作為系統投資策略優劣之評量參考。由於在股市實際操作策略上之考量將會更為複雜，未來在評量系統之報酬率上，應可加入其他之操作策略以檢視其投資報酬率之高低。

股市的影響因子絕非僅只於技術面的指標，雖然本研究的投資策略為偏向較短線操作，在因應台灣股市市場面易受其它因素影響之效應，適度結合財務總經等基本面資訊與市場消息面指標的綜合研判，不僅是未來改進之道，並可進一步觀察瞭解 GA 與 Fuzzy 的推論學習能力之極限。

參考文獻

- [1] 鄭超文, 點線賺錢術技術分析詳解, 財訊出版社, 民國八十五年七月修定九版二刷。
- [2] 洪宗貝、王鴻翔、莊東穎等, 動態交配遺傳演算法, 中華民國八十四年全國計算機會議, 1995, pp. 596-602。
- [3] 洪新原, 結合套利定價理論及類神經網路以支援投資組合分析之研究, 高雄市資訊發展協會研討會 p.25~p.39, 民國八十四年六月。
- [4] 范饒耀, 基因演算法在財務預測之應用, 政治大學資訊管理研究所碩士論文, 民國八十五年六月。
- [5] 金必煌, 運用基因演算法建立動態證券模型市場技術模型, 交通大學資訊管理研究所碩士論文, 民國八十四年六月。
- [6] 許顯榮, 使用模糊專家系統之智慧型選股決策支援系統, 台灣大學資訊工程研究所碩士論文, 民國八十四年六月。
- [7] 戴敏育, 應用基因演算法發展模糊預測之研究 – 以銷售預測為例, 淡江大學資訊管理研究所碩士論文, 民國八十四年六月。
- [8] 湯玉珍, 模糊理論應用於證券投資決策之研究, 大葉工學院事業經營研究所碩士論文, 民國八十三年六月。
- [9] 黃金生、施東河、劉建利等, 類神經網路在台灣人壽保險業股票風險溢酬預測的應用, 資訊管理學報, 第三卷第一期, 1996。
- [10] Bauer, A. J., Genetic Algorithms and Investment Strategies, John Wiley & Sons, NY, 1994.
- [11] Birgchenhall, C. R., Genetic Algorithms, Classifier System and Genetic Programming and Their use Models of Adaptive Behavior and Learning, The Economic Journal, Royal Economic Society, 1995, pp.788-795.
- [12] Chande, T. S., and Kroll, S., The New Technical Trader Boost Your Profit By Plugging Into The Latest Indicators, John Wiley & Sons, Inc., 1996.
- [13] Colin, A. M., Genetic Algorithms for Financial Modeling, in G. J. Deboeck, (Eds.), Trading on the Edge, John Wiley & Sons, NY, 1994.
- [14] Chenoweth, T., et al., Embedding Technical Analysis into Neural Network Based Trading System, Applied Artificial Intelligence, Vol.10, No.6, 1996, pp.523-541.
- [15] Davis, L., Genetic Algorithms and Financial Applications, in G. J. Deboeck (Eds.), Trading on the Edge, John Wiley & Sons, NY, 1994.
- [16] Deboeck, G. J., Why Use Fuzzy Modeling? in G. J. Deboeck (Eds.), *Trading on the*

- Edge*, John Wiley & Sons, NY, 1994.
- [17] Falkenauer, E. and Bouffouix S., A Genetic Algorithm for Job Shop, *Proc. of the 1991 IEEE Int'l conference on Robotics and Automation Sacramento*, California, U.S.A., April 1991, pp.824-829.
- [18] Greene, D. P. and Smith, S. F., A Genetic System For Learning Models of Consumer Choice, *Proceeding of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, J. J. Grefenstette (Eds.), Lawrence Erlbau, Associates, Hilldale, N.J., 1987
- [19] Graf, J., Application of Learning Algorithms to Predicting Stock Prices, Edited by V. L. Plantamura et. al. (Eds), *Frontier Decision Support Concepts*, John Wiley & Sons, NY., 1994.
- [20] Goldgerg, D. E., Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, *Addison-Wesley Publishing Company*, 1989.
- [21] Goldgerg, D. E., Genetic and Evolutionary Algorithms Come of Age, the *Communication of ACM*, March 1994, pp.113-119.
- [22] Hedberg, S., Emerging Genetic Algorithms, *AI Expert*, Sep. 1994, pp.24-29.
- [23] Holland, J. H., Adaptation in Natural and Artificial System, *University of Michigan Press*, 1975.
- [24] Karr, C. L., Applying Genetic Algorithms to Fuzzy Logic, *AI Expert*, Mar. 1991, pp.38-43.
- [25] Levy, H., Stochastic Dominance and Expected Utility : Survey and Analysis, *Management Science*, April, 1992, pp.555-593.
- [26] Mott, S., Case-Based Reasoning: Market , Applications and Fit with Other Technologies, *Expert Systems with Applications*, Vol.6,1993, pp.97-104.
- [27] Wong, F and Lee, D., Hybrid Neural Network for Stock Selection, *International Conference on AI Application on Wall Street*, 1993, pp.294-301.
- [28] Shimojima, K., Fukuda, T., and Hasegawa, Y., Self-Tuning Fuzzy Modeling with Adaptive Membership Function, Rules, And Hierarchical Structure Based on Genetic Algorithms, *FUZZY sets and systems*, Vol.71, 1995, pp.295-309.
- [29] Srinivas, M., Genetic Algorithms: A Survey, *Computer*, June 1994, pp.17-26.
- [30] Tayler, P., Modeling Artificial Stocks Markets Using Genetic Algorithms, in S. Goonatilake & P. Treleaven (Eds), *Intelligent Systems for Finance and Business*, John Wiley & Sons, NY, 1995, PP.271-288.
- [31] Yao, Xin, An Empirical Study of Genetic Operators in Genetic Algorithms, *Microprocessing and Microprogramming*, Vol.38, 1993, PP.707-814.

[32] Yeh, C. H., A Literature Review on the Components Improvement of Genetic Algorithms, *Journal of Taiwan Water Conservancy*, Vol.44, No.1, March 1996, PP.92-105.

[33] Zadeh, L. A., "Fuzzy Sets," *Information and Control*, Vol. 8, 1965, pp. 338-353.

附錄 A GA-Fuzzy 1 參數

I. 模糊化之歸屬函數 N:低 Z:中 P:高

技術指標	N			Z			P		
6日RSI	10	30	20	50	80	70	90		
6日股價BIAS	-12	-2	-4	0	4	2	12		
6日成交量BIAS	-12	-2	-4	0	4	2	12		

II. 規則庫 “假如”部分符號：1:低 2:中 3:高 “則”部分符號：-1:賣 0:持有 +1:買

規則	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	
假如 RSI	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
假如 股價BIAS	1	1	1	2	2	2	3	3	3	1	1	1	2	2	2	3	3	3	
假如 成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	
則	0	-1	0	0	-1	0	-1	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	1	
規則權重	76	31	70	40	14	57	72	49	82	51	65	28	55	86	70	48	19	19	
買賣臨界值	買 >	0.77	賣 <	-0.67															

規則	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
假如 RSI	3	3	3	3	3	3	3	3	3	1	1	1	2	2	2	3	3	3
假如 股價BIAS	1	1	1	2	2	2	3	3	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
假如 成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3									
則	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0
規則權重	74	14	26	76	70	17	57	47	84	65	68	29	30	49	82	72	66	18

規則	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54
假如 RSI	1	1	1	2	2	2	3	3	3									
假如 股價BIAS										1	1	1	2	2	2	3	3	3
假如 成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
則	0	-1	0	-1	1	-1	-1	0	0	1	-1	0	-1	-1	1	0	0	1
規則權重	13	89	66	32	18	64	63	59	13	32	85	61	30	56	53	17	88	24

規則	55	56	57	58	59	60	61	62	63
假如 RSI	1	2	3						
假如 股價BIAS				1	2	3			
假如 成交量BIAS							1	2	3
則	-1	-1	-1	-1	0	1	0	-1	1
規則權重	44	4	55	86	86	68	76	53	48

附錄 B GA-Fuzzy 2 參數

I. 模糊化之歸屬函數 N:低 Z:中 P:高

技術指標	N		Z		P	
6日 RSI	0	42	42	50	64	100
6日 股價BIAS	-8.4	-1.4	-3.8	0	1.2	5.4
6日 成交量BIAS	-6.8	-2.2	-4.2	0	4.8	5.2

II. 規則庫 “假如”部分符號：1:低 2:中 3:高 “則”部分符號：-1:賣 0:持有 +1:買

規則	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	
假如 RSI	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
假如 股價BIAS	1	1	1	2	2	2	3	3	3	1	1	1	2	2	2	3	3	3	
假如 成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	
則	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	-1	
規則權重	43	85	19	26	77	74	47	89	66	78	66	44	21	33	20	44	16	36	
買賣臨界值	買 >	0.31	賣 <	-0.63															

規則	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
假如 RSI	3	3	3	3	3	3	3	3	3	1	1	1	2	2	2	3	3	3
假如 股價BIAS	1	1	1	2	2	2	3	3	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
假如 成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3									
則	0	0	0	0	0	-1	0	-1	-1	1	1	0	1	0	-1	0	-1	-1
規則權重	43	28	35	50	43	10	78	32	6	30	30	14	77	47	25	21	68	58

規則	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54
假如 RSI	1	1	1	2	2	2	3	3	3									
假如 股價BIAS										1	1	1	2	2	2	3	3	3
假如 成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
則	1	1	0	1	0	-1	0	-1	-1	1	1	0	1	0	-1	0	-1	-1
規則權重	87	72	79	31	46	9	33	64	72	82	82	88	34	38	62	81	25	20

規則	55	56	57	58	59	60	61	62	63
假如 RSI	1	2	3						
假如 股價BIAS				1	2	3			
假如 成交量BIAS							1	2	3
則	1	0	-1	1	0	-1	1	0	-1
規則權重	32	32	79	62	16	50	41	62	26

附錄 C. GA-Fuzzy 3 參數

I. 模糊化之歸屬函數 N:低 Z:中 P:高

技術指標	N		Z			P	
6日 RSI	14	16	14	50	55	64	79
6日 股價BIAS	-20.4	-15.6	-7.2	0	6.8	2.4	4.4
6日 成交量BIAS	-16	-10	-16	0	12.4	11	15.6

II. 規則庫 +1:Buy 0:Hold -1:Sell

規則	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
假如																		
RSI	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2
股價BIAS	1	1	1	2	2	2	3	3	3	1	1	1	2	2	2	3	3	3
成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
則	0	1	0	0	-1	-1	-1	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0
規則權重	43	37	49	47	47	45	50	57	52	3	26	48	56	49	41	52	51	21
買賣臨界值	買 >	0.51	賣 <	-0.32														

規則	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
假如																		
RSI	3	3	3	3	3	3	3	3	3	1	1	1	2	2	2	3	3	3
股價BIAS	1	1	1	2	2	2	3	3	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3									
則	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	-1
規則權重	49	87	64	58	39	54	98	44	51	80	63	60	49	47	63	48	52	50

規則	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54
假如																		
RSI	1	1	1	2	2	2	3	3	3									
股價BIAS										1	1	1	2	2	2	3	3	3
成交量BIAS	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
則	-1	-1	0	0	0	0	0	-1	0	1	0	0	-1	-1	0	-1	1	1
規則權重	86	42	34	39	37	39	50	67	54	44	43	38	64	67	50	45	45	43

規則	55	56	57	58	59	60	61	62	63
假如									
RSI	1	2	3						
股價BIAS				1	2	3			
成交量BIAS							1	2	3
則	0	0	0	-1	1	0	-1	-1	0
規則權重	29	50	41	66	47	46	52	68	50