以多重分類元系統為基礎的動態投資組合保險策略

陳美支
交通大學資訊管理研究所

黃銘嘉
交通大學資訊管理研究所

陳安斌
交通大學資訊管理研究所

摘要

近年來國人投資理財的風氣漸盛，金融商品日益多元化，面對台灣淺碟式經濟股市經常大起大落，如何降低投資風險，避免鉅額損失，是投資者尋求的投資之道。投資組合保險（Portfolio Insurance）的概念是藉由付出少許的保險費用，以鎖定整個投資組合所面臨價格下跌時之風險，將損失控制於一定範圍之內，市場上漲時卻又不失參與獲利機會。時間不變性投資組合保險策略（Time Invariant Portfolio Protection，簡稱 TIPP）是投資組合保險常用的策略之一，其中槓桿乘數（Multiple）及最低交易調整門檻值（Tolerance）等參數，全憑投資者經驗而設定，然而股市的變化莫測，一般投資人極難掌握其變化趨勢。本研究嘗試以時間不變性投資組合保險策略為基礎，利用多重分類元系統（Multi-Agent Extended Classifier System），動態調整槓桿乘數、最低交易調整門檻值。輸入因子採用移動平均線（MA）、隨機指標（KD）、平滑異同移動平均線（MACD）、相對強弱指標（RSI）等技術指標，輸出因子則為隔日趨勢判斷、槓桿乘數及最低交易調整門檻值。本研究並以台灣股價加權指數（TAIEX）為研究標的，實證結果並與標準的 TIPP 策略比較，多重分類元系統模型確實有較佳的獲利表現。

關鍵字：多重分類元系統、時間不變性投資組合保險、動態投資組合保險

A Dynamic Portfolio Insurance Strategy Using Multi-Agent Extended Classifier System

Chen, Mei-Chih
Institute of Information Management, National Chiao Tung University

Huang, Ming-Chia
Institute of Information Management, National Chiao Tung University

Chen, An-Pin
Institute of Information Management, National Chiao Tung University

Abstract

This study attempts to investigate a novel hybrid scheme of Genetic Algorithm（GA）and Extended Classifier System（XCS）to explore Time Invariant Portfolio Protection（TIPP）policy. The multi-agent XCS-based approach dynamically optimizes Multiple and Tolerance variables concerned as the important parameters of TIPP. The proposed multi-agent classifier system analyzes the optimized parameters and stock technical indicators such as Moving Average（MA）, Moving Average Convergence and Divergence（MACD）, Stochastic Line（KD）, Relation Strength Index（RSI）, and volume to predict TAIEX trend and recommend Multiple and Tolerance. An evaluation of the proposed scheme is conducted based on 80% insurance ratios and periods of TAIEX from 1991 to 2004. The evaluation revealed that the multi-agent XCS-based approach dynamically identified adequate Multiple and Tolerance parameters and predicted market trend effectively. The evaluation results also suggested the proposed model outperformed traditional TIPP policy.

Keywords: Multi-Agent Classifier System、Time Invariant Portfolio Protection、Dynamic Portfolio Insurance

壹、緒論

投資者一般所面臨的風險可分為系統風險與非系統風險。投資組合(Portfolio)是投資者為降低非系統風險，而將投資標的分散於多種投資標的物組合而成，避免因標的物的個別因素而讓投資者有太大的風險，然而對於整體的系統風險卻無法由投資組合所免除。因此投資組合保險的概念，是希望藉由付出一些保費用而讓整體的投資組合獲得保障，避免因市場整體的波動而造成過大的損失，但當市場上揚時卻又不失獲利的機會。

投資組合保險為在國外行之有年的資產分配策略。其概念是將投資組合的風險控制在一定的程度之內，以降低投資組合淨值下跌的風險，卻又不損失上漲所帶來的獲利。在經濟景氣低迷時期，投資者保值概念往往重於增值，以近年來台灣逐漸風行的保本型基金（Principal Guaranteed Fund）為例，此類型基金之保本概念，主要是將大部分的資金投資於固定收益之金融商品上，如債券、票券、定存等，到期時此部分的本利和約等於期初投資的本金；另一小部分本金則選擇投資具高槓桿比率之期貨或選擇權等各種衍生性金融商品，以獲得投資期間的市場利差；此種保本型基金的設計提供了保本及參與股市漲跌的投資機會。對於此類型的基金管理人而言，資金的分配與操作調整完全憑藉個人經驗而決定。因此投資組合保險策略尤其適用於大型基金管理人，如政府的四大基金、保險公司公基金及各類型信託基金，基金管理者在金融市場上根據其基金性質進行投資組合的選取與資產配置工作，以期在有限的風險下獲取報酬。近年來台灣證券公司也慢慢導入此機制，可保障資產不會因股市下跌導致低於原有資產所設定最低保障額度，還可因參與股票市場因上漲所帶來的獲利，此穩賺不賠特性對投資者深具吸引力。其基本概念為付出特定少許的費用，以鎖定整個投資組合面臨價格下跌時之風險，將風險控制在某一可接受之範圍內，使下跌損失有限。投資組合保險策略一般而言可分為兩大類別：一類是以選擇權為基礎的投資組合保險，即一般所稱 OBPI（Option-Based Portfolio Insurance），此種策略是以 Black-Scholes Model 的選擇權評價公式為依據，計算出投資組合所需選擇權保費，如歐式保護性賣權策略。而在沒有選擇權的市場則可使用複製選擇權的方式以進行保險，如複製性賣權策略。另一類則是根據投資者的風險偏好設定一些參數以進行保險，例如：固定比率投資組合保險（Constant Portion Portfolio Insurance，簡稱 CPPI）、Constant mix、TIPP……等策略。

時間不變性投資組合保險概念（Estep & Kritzman 1988）主要針對 CPPI 策略而做修正，CPPI 採用固定保本比例，TIPP 則依據投資者保本比例與保本水位中取其大者，因此保本水位只升不降，是更保守的投資組合保險策略。而此類依據投資者的風險喜好設定參數的保險策略不一定能達到保本效果，例如槓桿乘數太大時，則隨時可能不能保本，而槓桿乘數太小則造成市場參與率偏低，無法達到預期獲利目的。TIPP 雖稱「時間不變性投資組合保險策略」，事實上其表現與起始投資時間點有關係（Choie &

Seff 1989)，在 Choie 與 Seff 的研究中，以 S&P500 為例，使用 TIPP 策略分別從 1986 及 1987 開始投資至 1987 為止，其投資報酬率分別為 3.6%、13.45%，兩者有極大的差別，充分顯示 TIPP 與時間的相關性。近來許多的實證研究指出股市行為具特徵且可預測性，運用財務資料建立的財務預測知識模型能夠有效預測未來的股價狀態(Chen A.P. et al. 2005)。

運用各種資訊科技方法分析金融市場價格走勢由來已久，其中又以人工智慧、資料探勘等方法最為常見。然而採用類神經網路、決策樹、基因演算法等方法，透過對大量的歷史資料進行重覆學習與訓練產出預測模型對未來市場走勢進行判斷。當訓練時的市場情況與目前現象大相逕庭時，傳統人工智慧所訓練出來的模型仍會以過去所學習到的歷史經驗來判斷其結果，往往造成訓練期與驗證期的準確度南轅北轍，無法提供適宜的解答。Holland 為了發展具有適應動態環境的人工智慧方法學，於 1976 年提出具有動態環境學習的概念，融入演化式計算與加強式學習(Reinforcement Learning)的機制，針對不斷變化的環境，提供可適應環境變化進而演化系統內規則族群的機械學習方法，並於 1977 年以學習式分類元系統(Learning Classifier Systems,簡稱 LCS)為名提出初步架構(Holland J. H. & Reitman J. S. 1977)。後經其他的學者不斷的研究與改良，目前分類元系統的架構已日趨成熟，應用層面也逐漸廣泛。本研究即著眼於金融市場乃是一連續變化之環境，故嘗試採用具有動態環境調適能力的分類元系統為基礎建構動態投資組合保險策略，以期能夠輔助基金經理人在進行資產配置與調整操作的決策。

基於 TIPP 與時間相關性及股市行為之可預測性，本實證研究嘗試以多重分類元系統為基礎建構動態 TIPP 策略，以台灣加權股價指數為研究標的，在投資組合保險過程中，經預測未來股市的漲跌趨勢動態調整 TIPP 的槓桿乘數與最低交易調整門檻值，本研究的目的在於：

一、以多重分類元系統動態尋找 TIPP 策略中適合的槓桿乘數、最低交易調整門檻值並產生買賣訊號。

二、以夏普比率與累積報酬率為績效評估標準與傳統 TIPP 策略比較。

本文分為，第壹節緒論，說明研究的動機及目的。第貳節為文獻探討，又分為投資組合保險、技術分析及分類元系統的相關探討文獻。第參節為本研究架構設計說明。第肆節為多重分類元系統模型設計說明。第伍節為實證結果與分析。第陸節則為本文結論。

貳、文獻探討

本節針對本研究相關議題回顧學者的相關研究成果，包括投資組合保險策略、技術分析及分類元系統的相關研究及應用。

一、投資組合保險

投資組合保險的概念最早出現在 1956 年的英國，由商業組織販賣保險給投資人，保護他們可能的投資損失。美國則於 1971 年出現類似的活動，由兩家保險公司 Harleysville 及 Prudential 為個別投資人提供投資保險。

固定比率投資組合保險（Black & Jones 1987）策略，以簡單的參數設定達到固定比率保本的目的，固定比率投資組合保險主要概念可用下式表示：

e＝m*c

e 表風險性資產

c 表資產總值－最低要保額度（cushion），即風險資產部位

m 表風險資產部位的放大乘數，即槓桿乘數

其中最低保險額度即保本水位（Floor），簡單而言，此保險策略根據投資人可承受風險程度大小設定保險比率、槓桿乘數（Multiple）以及最低交易調整門檻值（Tolerance），在投資保險過程隨時檢視風險性資產部位的變動，只要超過交易門檻值就執行交易並且重新計算總資產配置，透過對投資組合中風險性資產（exposure）及保留性資產隨時進行動態調整以達到保本效果。在此策略中將資產分為風險性資產與保留性資產。風險性資產指的是高風險高報酬的資產，較低風險低報酬者為保留性資產，若將資產分配為股票與債券兩種，此時風險性資產就是股票，保留性資產就是債券。此種策略保險比率是固定的，保本水位會隨總資產而變動，可能升高或降低。其中槓桿乘數對於固定比率投資組合保本策略的影響重大（陳安斌 2005），若槓桿乘數太大則可能無法保本，而太小則又造成市場參與率偏低，無法達到獲利最大化的目的。

時間不變性投資組合保險策略（Estep & Kritzman 1988）又稱為動態雙保本策略，主要針對 CPPI 策略保本水位會隨總資產變動而升高或降低的特性修正，其差異在於保險額度並非不變，於調整時間點總資產的固定保險比例與原先保險額度取其大者，隨著保險額度的調漲而保有投資操作已獲之利潤。時間不變性投資組合保險策略可用下式表示：

$E = m \times (A_t - F_t)$

$F_{t+1} = \max(F_t, A_t*\lambda)$

上式中：

E 表投資於風險性資產之部位

m 表風險資產部位的放大乘數，即槓桿乘數（Multiple）

A 表資產總值

F 表保險額度（Floor）

λ 表要保比例

t 表調整時點

TIPP 策略的修正主要是針對投資者關心的是目前的財富水準，並非過去的財富水準，因此隨著投資者財富的增加所要求的保險額度也要逐漸提升。相反的，當財富減

少時，也不能低於當初所設定的保險額度。此種保險額度只升不降的特色，相較於CPPI，TIPP 是更保守的保險策略。

動態的投資組合保險策略要達到理論上的效果應不斷地且連續調整(Ethan E.S. 1986)，一般而言常用的調整法有：固定時間調整法、市場波動調整法、落差調整法、技術分析調整法、風險偏好乘數調整法等。但在連續調整之下，其交易成本會大幅影響投資績效(Clarke & Arnott 1987)，若市場盤勢處於震盪走勢，將使得投資組合保險的績效無法彰顯；若市場處於多頭走勢，投資組合保險操作會損失機會成本(Garcia & Gould 1987)；若市場處於空頭走勢，則投資組合保險確實能發揮效果。

二、技術分析

技術分析主要建立在三個基本假設前提(Murphy 1999)，1.預先反映市場一切行為，任何能夠影響價格的因素，如經濟基本面、政治面、心理面等等，都已預先反映市場價格。2.價格發展呈趨勢，趨勢是技術分析的重要概念，研究市場價格走勢發展期盼能在早期發現趨勢，再順應趨勢投資獲取利潤。3.歷史始終會重演，因研究技術分析如同人性心理研究，所以價格型態走勢，適用於過去當然也會適用於未來的價格狀態。技術分析不一定可準確預測股價方向，但它可增進投資成功的可行性(Soros 1994)，所以技術分析在預測機率上具有一定貢獻。

CRISMA 交易系統(Pruitt & Richard 1988)結合累積成交量(Cumulative Volume)、相對強弱指標(Relative Strength Index)及移動平均線(Moving Average)三種指標，以決定買與賣點，以增加投資獲利，並實證研究期間自 1976 年至 1985 年，發現不管是否考量交易成本，CRISMA 系統投資報酬率皆優於買入持有投資方式。CRISMA 系統亦被應用檢測英國倫敦指數的有效性(Alan et al. 1999)，利用平均調整法(Mean-Adjusted Return Model)、市場指數調整法(Market-Adjusted Return Model)、普通最小平方市場模式(The OLS Market Model) 及 The Scholes – Williams model.來檢驗超額報酬的狀態，研究結果顯示股票成交量大的公司比成交量小的公司有較明顯的買賣訊號。CRISMA 系統亦曾被用來檢測香港股市，實驗標的為香港恆生指數與個股股票，依成交量對個股股票分級，經由分級篩選適合的股票作為研究標的，研究結果顯示股票市場的交易量會影響到技術指標的有效性(Cheng et al. 2003)。

移動平均線與區間突破交易法則曾被運用於預測美國道瓊工業指數日資料之買賣訊號(Brock et al. 1992)，在不考量交易成本之下，預測自 1897 年至 1986 年且以統計的方法 t 檢定來檢視。發現移動平均線及區域突破交易法則呈現結果很顯著。而移動平均線預測能力較佳。

Gencay 與 Stengos 則運用股價移動平均與成交量移動平均，研究 1963 年至 1988 年間在線性及非線性模式下美國道瓊工業指數日資料報酬，研究發現非線性(Feedforward Network)預測模式較佳，而以成交量為輸入因子能有效增加預測的能力(Gencay & Stengos 1998)。

關於相對強弱（Relative Strength Index）指標的研究，Levy 於 1967 年，以 1960 年至 1965 年間紐約證券交易所 200 種股票週資料為研究目標，研究結果發現過去表現強勢股票，未來也會表現強勢。而 Levy 亦相同方法證明「相對強勢」方法比買入持有能獲得更好的報酬(Levy 1967)。

Fishman 等以 S&P500 為研究標的，利用 9 日 K、9 日 KD、18 日 ADX、18 日 MACD 值、日 S&P500 指數、日 S&P500 指數與 5 日前日 S&P500 指數之差異，等六項作為類神經網路輸入值進行 S&P500 指數預測，研究證明模型確實可以預測指數漲跌(Fishman et al. 1991)。

投資者常利用技術指標期望能掌握股市行為，因此在這份研究中，我們嘗試以移動平均線（MA）、隨機指標（KD）、平滑異同移動平均線（MACD）、相對強弱指標（RSI）等技術指標對環境狀態的描述，以動態調整槓桿乘數及最低交易調整門檻值兩個變數值。

三、分類元系統

分類元系統應用空間搜尋產生適應環境狀態的合理解，且能不斷的自我感知學習以即時反應適當的環境決策，使得分類元系統比基因演算法更適用於動態環境的預測工作。金融投資市場為一動態環境，投資人往往無法判斷投資環境狀態，透過分類元系統的協助可能提供問題適合的解答。近年來，分類元系統技術已被運用於多種不同領域中，如運用於機器人與自動駕駛的領域(Colombetti &Dorigo 1994)使用分類元系統，提出自我學習機器人。應用於臨床醫生資料庫的知識擷取，如提出的 EpiCS 架構(Holmes 2000)則是，目的是要更正確地評估疾病的風險。

分類元系統的概念初始於 Holland 於 1976 年(Holland 1976)提出感知系統(Cognitive System) 概念，根據 Cognitive System 概念 Holland 於 1978 年提出學習分類元系統(Learning Classifier System;LCS)概念(Holland 1977)，但是 LCS 架構複雜且難以評估系統效能，Wilson 於 1994 年提出零階分類元(Zeroth-Level Classifier System; ZCS)概念(Wilson 1994)，其調整 LCS 架構得到近似於分類元系統的架構。Wilson 於 1995 年修正擴充 ZCS 成為以準確率為基礎的延伸分類元系統(Extended Classifier System；XCS)並增加加強式學習的技術(Wilson 1995)，移除訊息列元件並且增加預測陣列(Prediction Array)與動作集(Action Set)改善分類元的有效性，並提出以利基基因演算法(Niche-Genetic Algorithm)執行規則演化，進而提高系統的準確率與效能，XCS 運作如圖 1 所示。

分類元系統運作流程，其過程如下：

步驟 0： 初始化一個空的分類元族群。

步驟 1： 探測元(detector)從環境取得由(0,1)所組成的環境輸入位元。

步驟 2： 獲得探測元的訊息並進行分類元族群比對，若分類元族群沒有符合條件的分類元時，利用規則發現機制(rule discover mechanism)，建立且篩選出符合條件的分類元到符合規則集合，而符合分類元的條件要能涵蓋處理探測元的訊息。

步驟 3： 從符合規則集合中針對每個分類元的動作作分類，將相同動作的分類元其預測值及適應值作加權計算，得到預測陣列集合各種動作狀態下的預測值。

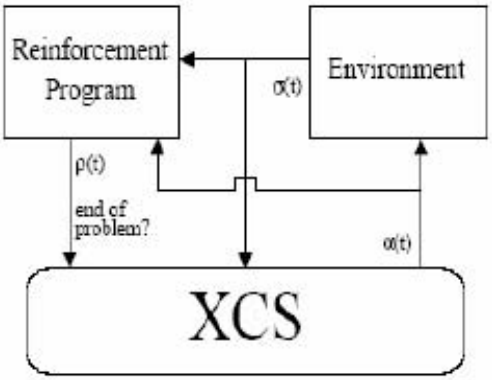


圖 1：**XCS** 運作圖（Butz & Wilson 2002）

步驟 4： 根據預測陣列集合，各種狀態動作預測值，選擇最大[PA]值產生分類元動作集合。

步驟 5： 動作元根據動作集合轉換成外界環境所能夠識別的狀態，進而針對外界環境執行動作與運算。

步驟 6： 根據動作元執行環境所獲得的報酬(reward)，依報酬分配機制更新動作集合上所有分類元的規則參數，並以目前的報酬與系統預測值，來更新上一期的預測值、預測錯誤值與適應值參數。

步驟 7： 運用基因演算法，於每隔一段時間週期於動作集合執行 GA 運算，並依據規則族群的比較各分類元的精確度(accuracy)與經驗值(experience)，來進行分類元規則的演化汰換不適合的分類元規則。

經濟行為是種適應行為(Milohner 1996)，學者提出人類能調整自我以適應於一個環境的改變，利用標準的數學計量工具模型解答人類經濟決策有其困難性，若能藉由一套簡單的規則作描述經濟決策，將有助於決策品質的最佳化。

運用分類元系統於股市的研究，如採價量均線因子，以美國 IBM 股票為研究標的(Schulenburg & Ross 2001)，其實驗資料為 1985 年~2000 年間日交易資料，發現透過分類元系統模型的投資績效，明顯表現優於買進持有與隨機操作。以台灣股市為研究對象，實驗標的以台灣證券交易塑五檔股票(台積電、聯電、友達、日月光及仁寶)交易資料進行研究(Lin et al. 2004)，實驗資料 2000 年~2003 年間日交易資料，研究結果顯示，相對於運用數學計量模型架構的投資操作績效，分類元系統能根據外界環境變化動態調整預測且擁有顯著的獲利績效。另有研究以台灣上市公司華碩，日收盤價、6 日 MA 及 OBV(On-Balance Volume)能量潮為輸入因子，驗證 1997/5~1998/11 期間(Liao & Chen 2001)，研究結果發現 50 次的學習率其準確率達到 38.56%優於隨機漫步的

33.33%準確率，累積獲利率達 114.46%優於買入持有的 70.14%，由此證明分類元系統確實能夠作股票交易預測。

應用分類元系統應用於外匯市場的研究(Beltrametti et al. 1997)，其實驗資料為 1973 年~1992 年間外匯資料，以美元對德國馬克與美元對日圓的外匯操作，研究結果顯示分類元系統能產生適應環境的動態規則，預測適當的結果。

使用分類元系統與類神經網路的結合來預測未來三天股市的價格(Giuliano et al. 2002)，其運作方式為將分類元系統產生的動作當作類神經網路的輸入值作訓練，而分類元系統的輸入值為技術指標的變化量，輸出值則為長或短期部位。研究顯示此模型確實能夠預測未來三天的股市價格。

多重分類元系統，即使用多個分類元系統共同協調運作以達到更好的決策輔助效果。利用同質或異質性的分類元系統分別感知環境狀態，綜合各分類元系統對環境不同的感知學習而做出更佳的建議，例如運用於都市交通壅塞問題，根據新聞、氣象預測以及道路的壅塞程度給予更好的路線建議(Luis Miramontes et al. 2002)，的確有不錯的成效。另外亦有許多於航空或金融投資的應用，如利用異質多重分類元解決航空公司飛機路線問題(Rashad et al. 2004)，亦有提出運用多重分類元處理多種不同投資標的股票的研究(Graham Kendall & Yan Su 2003)。本研究則嘗試使用多重分類元系統為基本架構進行研究，以建構更完善的投資組合保險策略模型。

參、研究架構

本研究嘗試以所提的時間不變性投資組合保險策略為基礎(Estep&Kritzman 1988)，結合運用多重分類元系統與基因演算法提出一個新的投資組合保險策略模型，在動態環境下，探索槓桿乘數(亦即風險乘數)與最低交易調整門檻值兩個變數的最適值，以達成動態調整風險性資產部位的目的，以求完成報酬率最大化、風險最小化及交易頻率最低的成效。

本研究的架構圖如圖 2 所示，共有兩個模型，一為 Multi-Agent XCS TIPP 模型，此模型即本研究所提的多重分類元系統模型；另一為 TIPP 模型，為傳統的時間不變性投資組合保險策略。兩個模型的初始槓桿乘數與最低交易調整門檻值皆由基因演算法尋找出最適值輸入。分類元系統所需使用之規則資料庫（environment rule database）則將台灣股市日交易資料經前置處理（input pre-processor）後輸入。最後依據夏普比率(Sharpe Ratio)與獲利率評估兩個模型所表現的績效。

以下針對本研究所使用的資料、投資組合保險策略、資料前置處理與基因演算法分別說明。多重分類元系統模型相關設計則在第肆節說明。

一、研究標的

投資組合選取方式一般可分為「由上而下」(Top-Down)與「由下而上」(Bottom-Up)兩種方式。「由上而下」先進行經濟分析進而挑選適合產業或企業。「由下而上」則優先

考慮個別企業，產業與經濟層面只是附加考量因素。此兩種方式都牽涉個別股票的選擇，而個股的表現常會嚴重影響整體投資組合的表現，另需考量個股除權除息時資產現值的變動與除權息所衍生的稅賦問題，因此本研究採用台灣股價加權指數為投資研究標的。

二、時間不變性投資組合保險策略

根據圖 3 投資組合保險調整範例可知，當投資組合資產現值超過資產調整上限值時會獲利了結並做新投資組合資產的調整，而投資組合資產現值超過資產調整下限值時，認賠出清並調整新的投資組合資產配置。在經由一連串適時的資產調整來達到時間不變性投資組合保險策略的目的。

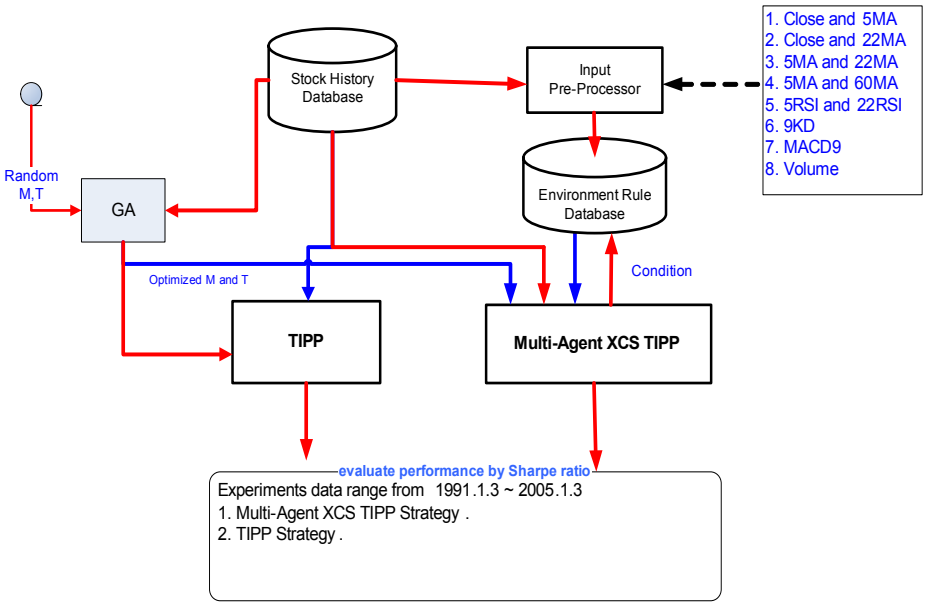


圖 2：研究架構圖

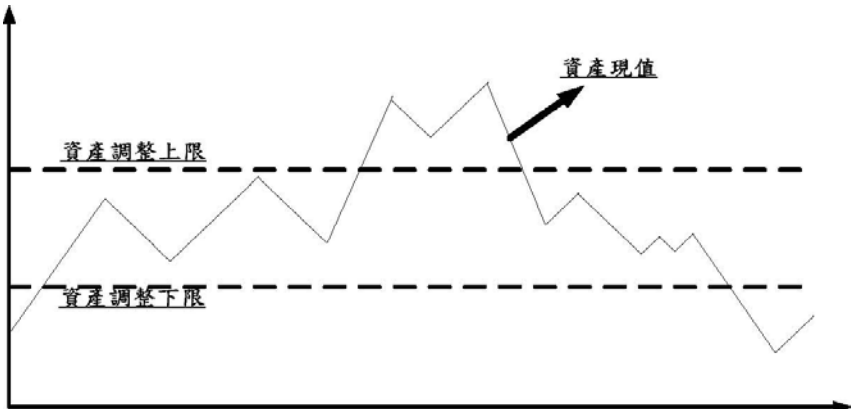


圖 3：投資組合保險策略調整範例

採用時間不變性投資組合保險策略，需根據投資投資者的風險承受程度設定要保額度與要保比率，以達到其保本的目的。槓桿乘數 M 是風險性資產操作槓桿倍數參數的設定，槓桿乘數調整對於投資組合的績效有很大的影響，若槓桿乘數太大，則可能無法保本，而太小則又造成市場參與率偏低(陳安斌 2005）指出，無法達到獲利最大化的目的，因此隨著環境動態調整槓桿乘數方可達到保本目的且使獲利最大化。最低交易門檻值 T，是風險性資產調整的依據，當超過此門檻值就必須執行交易重新調整風險性資產。例如當 T＝5%股票的資產淨值變動超過此比例(5%)時，就會執行買賣的交易動作，若此時風險乘數 M＝4，也就是說資產在 3.8~4.2 的區間時不做任何動作，若超過此區間，則對投資組合重新做調整。指出影響投資組合保險績效的因素主要為交易成本(Clarke 及 Arnott 1987)，在考量交易成本的情況下，交易次數多寡會影響到投資資產的獲利率，因此若 T 值太小，盤整期間可能做了許多不必要的交易而降低投資組合保險績效。因此需隨著大盤的漲跌趨勢動態選擇適合的最低交易門檻值以避免無謂的交易成本。

三、資料前置處理

本研究使用技術指標、大盤成交量及收盤指數描述環境狀態，使用的指標共有 5 日、22 日、60 日的移動平均線（MA）、9 日隨機指標（KD）、9 日平滑異同移動平均線（MACD）及 5 日、22 日相對強弱指標（RSI）。在此前置處理過程中，主要將台股日交易資料轉換成個別技術指標。

四、基因演算法的相關部分

本研究架構中有兩個部份使用基因演算法，其一是使用於多重分類元系統模型外部，此基因演算法負責尋找出槓桿乘數 M 與最低交易調整門檻值 T 的最適值作為研究模型的初始輸入值。若不將槓桿乘數 M 與最低交易調整門檻值 T 做最適化處理，則可能必須找出所有可能的 M、T 組合，或者採用隨機方式找出 M、T 組合。此兩種作法將可能導致分類元收斂狀況較差以及分類元模型成效不佳的狀況。因此本研究先將槓桿乘數 M 與最低交易調整門檻值 T 經由基因演算法最適化後，作為分類元系統的輸入初始值，再透過分類元系統模型根據所偵測的環境狀態，進行精緻化微調的任務。

另一則是使用於分類元系統內部的基因演算法，此基因演算法為分類元系統所隱含，主要功能為規則發現機制及優化分類元規則，前者其觸發條件為當分類元系統偵測環境狀態因子但無法在規則庫找到相符合之分類元規則時。後者則是當分類元規則超過所設定總數量或是達到系統所設定執行時間時，即觸發基因演算法以進行分類元規則的演化汰換不適合的分類元規則。

肆、多重分類元系統模型設計

多重分類元系統模型可由圖 4 得知，此研究模型包含環境規則資料庫、預測分類元系統（Predict-XCS）及知識規則分類元系統(KR-XCS)兩個模組，兩個模組依據其目的的不同而有不同運作模式，詳述於後。而此多重分類元系統模型依據預測分類元系統（Predict-XCS）及知識規則分類元系統(KR-XCS)兩個模組決定是否執行調整動作或維持現狀。

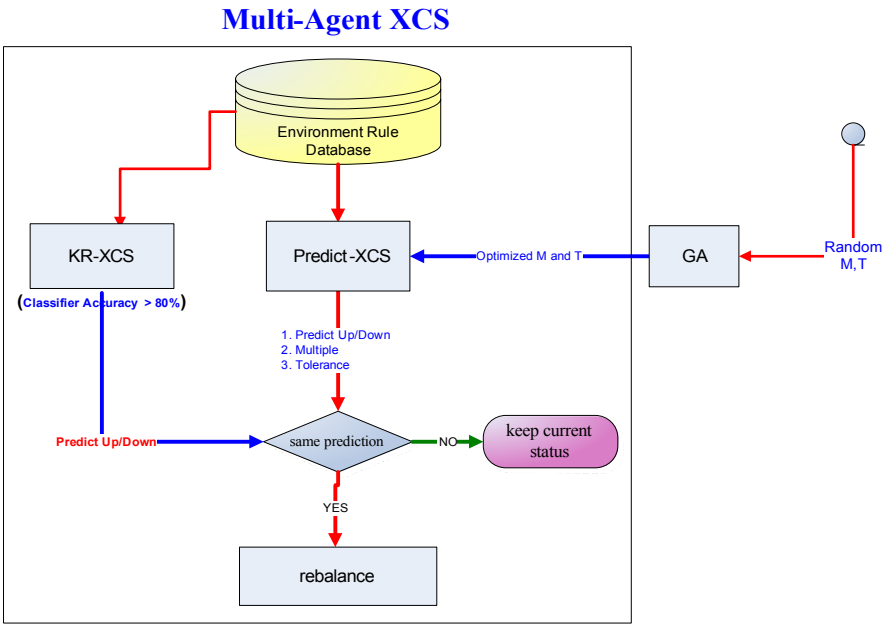


圖 4：多重分類元系統模型

一、分類元系統參數設定

本研究運用 Wilson XCS 方法學架構，而此方法學的建構所需設定的參數，依據實驗目的與方式的不同可能有不同結果，本研究分類元系統參數設定參考 Butz 的 XCS 參數設定值(Butz & Wilson 2002)，見表 1，僅有族群大小設定本研究擴大成 3000，以容納本研究較複雜的分類元狀況，其餘設定皆同表 1 所示。

表 1：分類元參數設定表

參數名稱	設定值	說明
Population size(N)	1000	規則族群大小門檻。
Learning Rate(β)	0.2	學習速率用於更新適應值、預測的報酬及預測錯誤的懲罰。
Alpha(α)	0.1	降低分類元準確率比例。
Error Threshold(ε_0)	10	預測錯誤的門檻值。
Theta GA($_{ga}\theta$)	25	GA 在 Action Set 發生的時間門檻值。
Theta Del($_{del}\theta$)	20	刪除的門檻值， 分類元的經驗值小於此值， 這個分類元可能被刪除。
GA Crossover(X)	0.8	與子代交配的機率。
GA Mutation(μ)	0.04	子代基因元突變的機率。
θ_{sub}	20	允許執行 Subsumption 的門檻值
$P_{\#}$	0.33	運用'#' 覆蓋基因元發生的機率

二、輸入參數最適化的基因演算法相關設計

多重分類元系統模型外部的基因演算法其使用目的為產生槓桿乘數與最低交易調整門檻值的最適值以作為研究模型的初始輸入值。

本研究設定族群大小為 500，演化至收斂狀態則停止，收斂狀態以世代產生的值小於前代的 10 萬分之一為收斂標準，染色體由槓桿乘數、最低交易調整門檻值兩個基因組成，交配率為 0.5，突變率是 0.005，適應值為夏普比率。實證研究中依據交配率選取符合條件的父代留存（即適應值較高者），並採用隨機方式選擇配對，交配過程採用兩點交配，將兩個父代的基因元位置交換，以產生兩個新子代。突變機制則根據突變率，使用亂數選取突變的染色體及基因元位置隨機重新產生範圍內的突變值。本研究的訓練期為 5 年。詳細的運作過程如下所示：

步驟 0： 將槓桿乘數、最低交易調整門檻值轉換成染色體的基因值。
槓桿乘數 M：{1.0~10.0} ,對應基因值編碼 {10,11,12,13 ~97 ,98,99,A0}
最低交易調整門檻值 T：{1.00~10.00},對應基因值編碼
{100,101,102,~998,999,A00}
若 M 為 2.5，T 為 4.68，即編碼為 25468

步驟 1： 初始化族群，以亂數的方式產生 100 個第一代染色體。

步驟 2： 評估，以夏普比率為適應值，計算每個染色體在訓練期間的適應度，其適應值愈高表示在週期內的報酬率愈高。

步驟 3： 排序，根據染色體適應值的大小排序。

步驟 4： 選取，根據適應值高低，依據交配率，選取可以產生下一代的染色體。

步驟 5： 重製，在可以產生下一代的染色體族群中，採用隨機方式選擇配對，然後進行交配(crossover)及突變(mutate)，分述於下：

- 交配：以亂數產生兩個數值，用以決定要配對的父母代染色體的基因位置做基因值交換，以產生新子代染色體。例如：父代染色體為 15482 和母代染色體為 27392，假設所產生的亂數為 1 和 3，則將父母代的染色體位置中 1 和 3 的基因值進行交換，產生的子代染色體則分別為 25382 及 17492。
- 突變：依突變機率執行突變，方法同交配機制，隨機選取突變的染色體，並以亂數產生一個數值決定基因突變位置，再以亂數產生突變值。例如：首先以亂數產生數值為 2，則表示突變位置為 2，即染色體中 15482 的 5(位置 2)必須突變，突變值仍以亂數產生，若為 9，則突變後的染色體為 19482。

三、分類元系統內部的基因演算法

分類元系統中的基因演算法主要功能為規則發現及優化分類元規則，當分類元模型運用探測元偵測環境狀態，若所偵測的狀態因子無法在規則庫找到相符合之分類元規則時，即觸發基因演算法根據環境狀態產生新規則以供分類元使用。另優化分類元規則，則是當分類元規則總數量超過所設定門檻值或系統模型運作時間達到所設定執行時間時，透過基因演算法之交配、重製與突變的方法，依據規則族群的比較各分類元的精確度與經驗值，來進行分類元規則的演化以汰換不適合的分類元規則達到優化分類元規則提升分類元效率的目的。此部分的基因演算法相關設計及參數設定值完全依據 Butz 的 XCS(Butz & Wilson 2002)中所定義，

四、分類元條件的組成設計

每個分類元（即所謂的規則）都由條件及動作兩個項目所組成，如表 2 所示，分類元的條件部分描述目前的環境狀態，而動作部分則表示分類元系統的建議。在本研究中，分類元條件部分由價指標(9 日 MACD 線、5 日 MA 線、22 日 MA 線、60 日 MA 線、9 日 KD 線、5 日 RSI 線與 22 日 RSI 線)與量指標(成交量)轉換組合而成。動作部分則為隔日台灣股價加權指數的漲/跌預測。

表 2：分類元組成表

條件	動作
技術指標、收盤指數及成交量所構成的規則條件	隔日台灣加權指數漲或跌預測

規則資料庫中分類元的條件轉換(杜金龍 2002；陳安斌 2002)如表 3 所示，共有 9 個位元表達組成條件，轉換方式以第一個位元而言，當收盤價大於 5 日移動平均線，反應訊息為買進訊號，位元值則設定為 1；反之則為 0。其餘位元採相同方式，依表 3 所列判斷條件設定其值。若某分類元條件內容為 111111111，所傳達的意義為成交量指標為買進、DIF > MACD、RSI 為買進訊號、9 日 KD 為買進訊號、5 日 MA 與 60 日 MA 顯示買進訊號、5MA 與 22MA 顯示買進訊號、收盤價與 22 日 MA 顯示買進訊號、

收盤價與 5 日 MA 顯示買進訊號。本研究中預測分類元系統模組與知識分類元系統模組的分類元條件部分皆採用此設計方式。

表 3：條件狀態表

技術指標	判斷條件	位元值
5 日移動平均線、收盤價	收盤價> 5MA	1
	收盤價<= 5MA	0
22 日移動平均線、收盤價	收盤價> 22MA	1
	收盤價< =22MA	0
5 日、22 日移動平均線	5MA > 22MA	1
	5MA < =22MA	0
5 日、60 日移動平均線	5MA > 60MA	1
	5MA <= 60MA	0
9 日隨機指標	9K > 9D	1
	9K <= 9D	0
5 日、22 日相對強弱指標	5RSI > 22RSI	1
	5RSI <= 22RSI	0
9 日指數平滑異同移動平均線	DIF > MACD	1
	DIF <= MACD	0
成交量	(今日現價>昨日現價) and (今日成交量>昨日成交量)	11
	(今日現價<=昨日現價) and (今日成交量<昨日成交量)	10
	(今日現價>昨日現價) and (今日成交量<昨日成交量)	01
	(今日現價<昨日現價) and (今日成交量>昨日成交量)	00

五、預測分類元系統（Predict-XCS）模組設計

在此預測模組中，希望透過分類元系統的訓練，將由基因演算法最適化後的槓桿乘數與最低交易調整門檻值做更精緻的細部調整。

根據圖 5，以下說明分類元的設計與規則庫初始化過程。

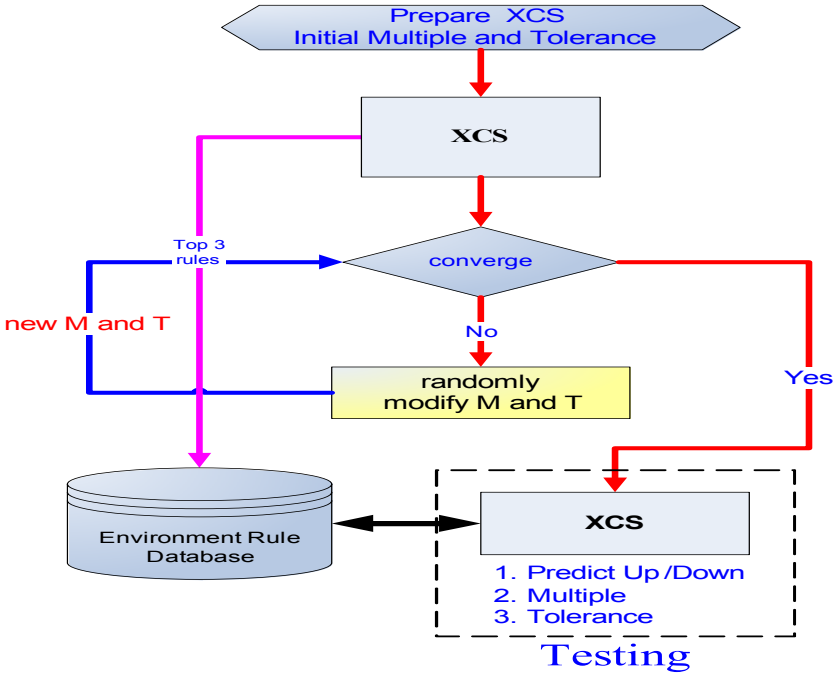


圖 5：預測分類元系統模組

（一）分類元的動作設計

此模型主要目的是預測隔日台灣加權指數漲跌及產生適合目前環境狀態的槓桿乘數與最低交易調整門檻值，因此每個分類元中的動作部分包含大盤漲/跌預測、槓桿乘數與最低交易調整門檻值，共使用 5 個位元，見表 4，其表示方式第一個位元表示漲跌預測 0/1，第二與第三個位元表示槓桿乘數，第四與第五個位元表示最低交易調整門檻值。例如，當預測為漲、槓桿乘數為 5.2 及最低交易調整門檻值為 3.5%時，可表示為 15235。

表 4：分類元的動作位元組成表

位元 1	位元 2	位元 3	位元 4	位元 5
預測漲/跌(0/1)	槓桿乘數的個位數	槓桿乘數的小數第一位	最低交易調整門檻值的個位數	最低交易調整門檻值的小數第一位

（二）規則庫的初始化

此過程主要目的是產生規則庫的初始族群，族群大小為 3000，條件部分依據環境實際狀態經由前置處理轉換各種指標組成分類元條件，而動作部分槓桿乘數與最低交易調整門檻值則由基因演算法經演化後產生的最適值輸入。為探索不同環境狀態之下各種可能最適值，模型中每次訓練則將槓桿乘數與最低交易調整門檻值隨機加減

(0.1,1.0]之值，直到呈收斂狀態為止，根據準確率（計算方式為：交易獲利次數/交易總次數）取最佳的三組分類元存入規則庫中，當準確率相同時以分類元報酬作為選取基準，若分類元報酬亦相同時以輪盤法選取分類元，訓練期結束即產生規則庫的初始族群，供後續測試時期使用。

六、知識規則分類元系統（KR-XCS）模組設計

知識分類元系統模組，見圖 6，其概念是根據經驗所得具知識規則的分類元系統而設計(Chen A.P. et al. 2005)，其概念是將準確率大於 80%的分類元複製保留於另一規則資料庫。因每個分類元有其適用的環境狀態，當環境狀態轉變時原先準確率高的分類元可能因觸發機率小而被淘汰，所以此模組嘗試將已發掘的良好知識規則留存作為輔助決策之用。此模組中規則庫分類元設計，條件部分仍由各技術指標經前置處理後組成，動作部分僅包含隔日台灣加權指數漲或跌預測，以 1 個位元表示漲或跌，位元值 1 表示預測上漲，0 表示預測下跌。

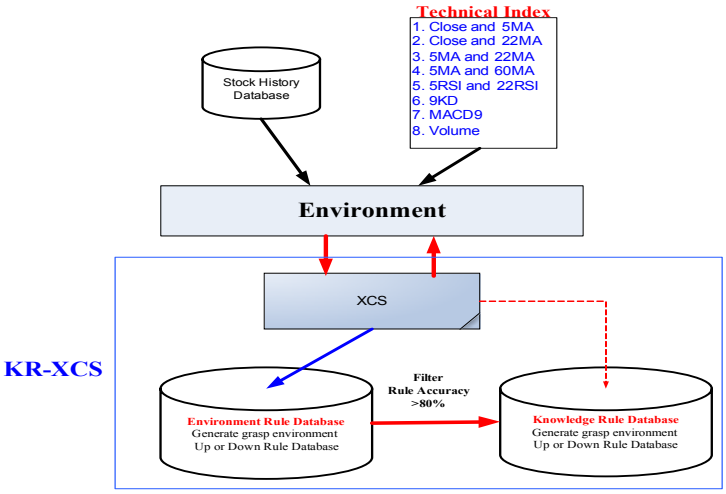
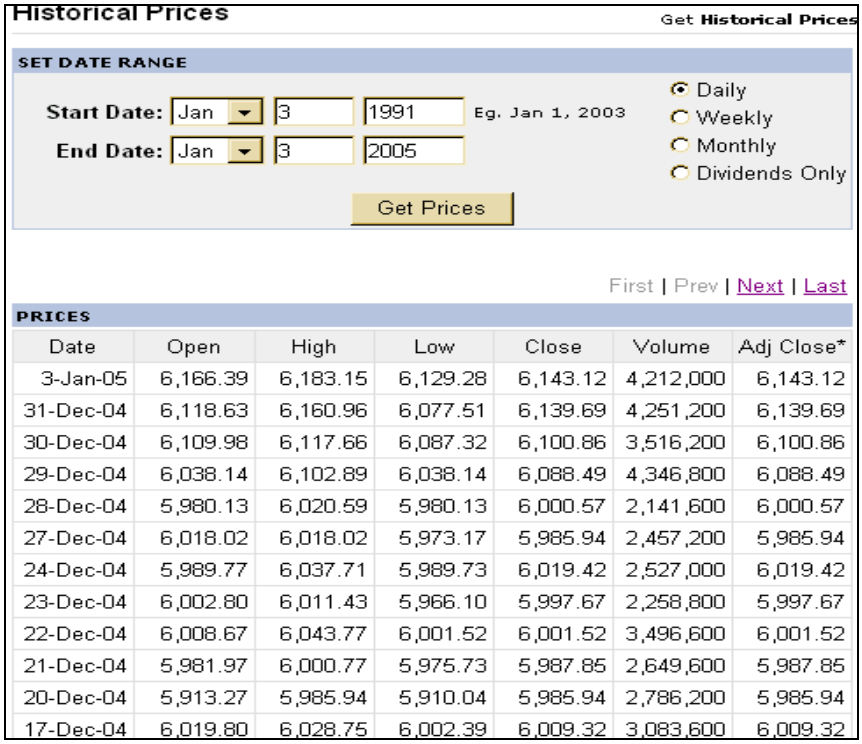


圖 6：知識規則分類元系統（KR-XCS）模組

伍、實證結果與分析

一、實驗資料

本研究使用資料為台灣加權指數的日交易資料。資料來源為 Yahoo! Finance 網站（見圖 7），取得台灣加權指數自 1991/01/03-2005/01/03 的日交易資料，引用項目為日期(Date)、開盤價(Open)、最高價(High)、最低價(Low)、收盤價(Close)、成交量(Volume)及收盤價(Adj Close)



Date	Open	High	Low	Close	Volume	Adj Close*
3-Jan-05	6,166.39	6,183.15	6,129.28	6,143.12	4,212,000	6,143.12
31-Dec-04	6,118.63	6,160.96	6,077.51	6,139.69	4,251,200	6,139.69
30-Dec-04	6,109.98	6,117.66	6,087.32	6,100.86	3,516,200	6,100.86
29-Dec-04	6,038.14	6,102.89	6,038.14	6,088.49	4,346,800	6,088.49
28-Dec-04	5,980.13	6,020.59	5,980.13	6,000.57	2,141,600	6,000.57
27-Dec-04	6,018.02	6,018.02	5,973.17	5,985.94	2,457,200	5,985.94
24-Dec-04	5,989.77	6,037.71	5,989.73	6,019.42	2,527,000	6,019.42
23-Dec-04	6,002.80	6,011.43	5,966.10	5,997.67	2,258,800	5,997.67
22-Dec-04	6,008.67	6,043.77	6,001.52	6,001.52	3,496,600	6,001.52
21-Dec-04	5,981.97	6,000.77	5,975.73	5,987.85	2,649,600	5,987.85
20-Dec-04	5,913.27	5,985.94	5,910.04	5,985.94	2,786,200	5,985.94
17-Dec-04	6,019.80	6,028.75	6,002.39	6,009.32	3,083,600	6,009.32

。

圖 7：Yahoo! Finance 網站

二、實驗參數設定

1. 初始資本額：新台幣 10 億元整
2. 台指期貨每口原始保證金：新台幣 90,000 元整
3. 交易成本：包含每口期貨手續費新台幣 150 元(150 元為元大證券每口期貨買或賣的單次交易手續費)與交易稅為千分之 0.25。
4. 無風險資產利率：以(94/12/26)台灣銀行二年期定期存款固定利率 1.31%。
5. 銀行貸款利率：以(94/12/26)台灣銀行基本放款利率 6.538%
6. 最低要保比率：本研究使用 80%要保比率進行實證。
7. 訓練時間：5 年。
8. 測試時間：3 年。
9. 要保比率：80%。

由於台指期貨一點價值 200 元， 每口原始保證金為 9 萬元，若目前為 4850 點則每口合約價值約 970,000 元，970,000/90,000 大約槓桿 10 倍的投資。台指期貨每口買賣交易成本計算如下：

交易稅金：0.025%*2*200*交易點數

手續費：150*2

若原始總投資金額 10 億，保本 80%，槓桿乘數(Multiple)為 5.0，最低交易調整門檻(Tolerance)為 4%。依台指期貨大約 10 倍槓桿，計算如下：

1. 保本金額: 1,000,000,000*80% /(1.0+1.31%)(1.31% 為台灣銀行兩年期定期存款利率)，所以保本金額為 789,656,000 元。
2. 可投入期貨金額：1,000,000,000 – 789,656,000＝210,344,000。
3. 期貨總資產：210,344,000 * M/10(台指期貨大約 10 倍槓桿)，所以換算之後資產為 105,172,000。
4. 可投入期貨的口數：105,172,000/90,000(每口合約保證金 9 萬)所以大約 1168 口，不足一口的金額(52,000)保留現金。
5. 風險性資產調整：若 T 為 4%，4%*90,000*1168＝21,864,960 所以調整槓桿乘數區間為 (105,172,000 ＋ 52,000 ＋ 21,864,960~105,172,000 ＋ 52,000 － 21,864,960)，所以最低交易調整門檻值為(127,036,960 ~ 83,307,040)。當資產淨值超過此門檻值時需要作部位調整。

三、結果與分析

本研究以時間不變性投資組合保險策略為基礎，使用基因演算法尋找初始的槓桿乘數及最低交易調整門檻值，分別作為傳統的時間不變性投資組合保險策略與多重分類元系統模型的輸入，以台指期貨為研究標的進行兩個模式的實證研究分析。傳統的時間不變性投資組合保險策略對於桿乘數及最低交易調整門檻值並未隨環境而動態調整，本研究所提的多重分類元系統模型則依據分類元系統的預測動態調整桿乘數及最低交易調整門檻值，並以夏普比率與累積報酬率評估兩個模型績效，實證結果如表 5 所示：

表 5：多重分類元系統模型與時間不變性投資組合保險策略實證績效表

保本 80%	Multi-Agent XCS TIPP			TIPP		
投資期間	夏普比率	累積報酬率	交易獲利次數比率	夏普比率	累積報酬率	交易獲利次數比率
1996 - 1998	1.9942	106.06%	53.52%	-1.2964	-19.22%	8.60%
1997 - 1999	1.9580	109.61%	51.34%	-0.3020	-4.23%	7.25%
1998 - 2000	2.8761	158.90%	61.43%	-0.9862	-17.58%	7.51%
1999 - 2001	1.6879	97.51%	61.54%	-1.5116	-21.05%	8.56%
2000 - 2002	1.0465	56.44%	64.61%	-0.4979	-6.81%	11.60%
2001 - 2003	-0.1328	-3.60%	51.11%	-0.8930	-16.66%	11.48%
2002 - 2004	-0.3725	-13.97%	51.79%	-0.7745	-11.24%	15.30%

實證結果發現多重分類元系統模型確實優於傳統時間不變性投資組合保險策略，以夏普比率與累積報酬率而言，只有在 2002~2004 年績效表現較時間不變性投資組合保險策略差，但觀察交易獲利次數比率，多重分類元系統模型每次交易的獲利機率遠超過時間不變性投資組合保險策略。分析結果主要是 2002-2004 年大盤屬於盤整

區間，交易次數明顯增多，因此交易手續費侵蝕投資獲利導致績效表現不如傳統時間不變性投資組合保險策略。但以保本率而言，本研究所提的多重分類元系統模型，可將投資虧損風險完全控制在 80%保本率之內，確實達到投資組合保險的目的。

伍、結論與未來研究方向

本研究結合基因演算法與多重分類元系統完成 TIPP 投資組合保險策略的參數槓桿乘數、最低交易調整門檻值的動態設定，以 80%保本率探討其績效，雖然實證結果多重分類元系統模型不一定完全有較好的獲利保證，但的確具有較安全穩定的保險功能，是基金經理人或大型資產管理員值得參考的輔助決策工具。本研究設計中僅將風險性資產完全投入於台指期貨，現今金融商品眾多，後續的研究可將投資組合做更多樣化的探討。

本研究架構中，多重分類元系統模型依據預測分類元系統（Predict-XCS）及知識規則分類元系統(KR-XCS)兩個模組決定是否執行調整動作或維持現狀，當兩個模組預測結果不一致時則不採取任何投資買賣動作，後續研究可考慮根據權重方式組合兩個模組預測結果；或在預測分類元系統（Predict-XCS）模組觸發基因演算法產生新規則之前，先搜尋知識規則分類元系統(KR-XCS)中過去的優良規則是否有符合目前環境狀態的分類元規則，若符合環境狀態規則存在於知識規則分類元系統(KR-XCS)時，依此產生為預測分類元系統（Predict-XCS）之新規則，並將本研究架構做更完善的調整以提供決策者更精緻的決策資訊。

由於實施投資組合保險，報酬的分配型態將受影響（許溪南&賴彌煥 2000），傳統投資績效衡量工具，如夏普指數、Treynor 指數、平均數-變異數分析（mean-variance analysis）將產生估計誤差。本研究採用夏普指數及投資報酬率衡量績效，未來研究上可依中位數報酬率、幾何平均報酬率、標準差、上方獲取率（upside capture）及保險成本等指標（Clarke& Arnott 1987）作為評估投資組合保險報酬績效依據，以求得更佳的績效評估方式。

分類元系統根基於對環境不斷的自我感知學習以尋找出最適合環境的生存規則，但以台灣淺碟式經濟而言，股市受政經影響甚鉅，瞬息萬變，要有最小風險最大獲利，選擇適合台灣市場狀態的技術指標及訓練期間是值得注意的。此外，若能結合大盤長期趨勢的預測再選取訓練期間應能有更佳的表現。而酬勞分配機制的調整亦是另一個可探討的議題。

投資組合保險策略並沒有一種方法適合所有情況，在上漲波段中買入持有通常有最佳表現，最適合的投資保險策略因個人喜好、風險承受程度而有很大的差異，因此適合於個人喜好的策略即是最佳策略（Perold & Sharpe 1995）。後續研究可以針對不同的保本額度及風險性產品組合選擇或不同投資期間等不同議題做更深入的研究以建構更完善的動態投資組保險策略。

參考文獻

杜金龍，2002，技術指標在台灣股市應用的秘訣，台北：財訊出版社。

許溪南、賴彌煥，2002『權變投資組合保險在台灣股市之應用』，風險管理學報，第二卷，第二期。

陳安斌，2002，財務金融資訊管理與投資決策，國立交通大學金融投資決策教學研究中心用書。

陳安斌，2005，財務金融資訊系統與投資管理，台北：新陸書局股份有限公司。

Alan Goodacre, Jacqueline Bosher, Andrew Dove ,"Testing the CRISMA Trading System: evidence from the UK Market" Applied Financial Economics (9) 1999, pp:455-468.

Beltrametti, L., Fiorentini R., Marengo, L., and Tamborini R.,"A Learning-to-Forcast Experiment on the Foreign Exchange Market with a Classifier System", Journal of Economic Dynamics and Control (21: 8) 1997, pp. 1543-1575.

Black F. and Jones R. , "Simplifying Portfolio Insurance", Journal of Portfolio Management 1987, pp:48-51.

Brock W., Lakonishok J., LeBaron B., "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns", Journal of Finance 1992, Vol. 47, No. 5,pp:1731-1764.

Butz M.V.and Wilson S.W., "An Algorithmic Description of XCS", SoftComputing (6) 2002, pp:144-153.

Chen An-Pin, Chen Yi-Chang and Huang Yu-Hua, "Applying two-stage XCS model on global overnight effect for local stock prediction", Lecture Notes in AI (3681) 2005, pp:34-40.

Cheng Wai-Yan , Cheung Yan Leung and Yung Haynes H. M. ,"Profitability of the CRISMA System: From World Indices to the Hong Kong Stock Market", Asia-Pacific Financial Markets(10:1) 2003 , pp:45-57.

Choie Kenneth S. and Seff Eric J., "TIPP：Insurance without complexity：Comment"，Journal of Portfolio Management 1989, pp:107-108.

Clarke R.G. and Arnott R.D., "The Cost of Portfolio Insurance: Tradeoffs and Choices.", Financial Analysts Journal, 1987, pp:35-47.

Colombetti M. and Dorigo M., "Training Agents to Perform Sequential Behavior" , Adaptive Behavior (2:3)1994, pp:247-275.

Estep T. and Kritzman M., "TIPP: Insurance without Complexity", Journal of Portfolio Management 14, summer 1988, pp:38-42.

Ethan E.S., "Rebalance Disciplines for Portfolio Insurance", Journal of Portfolio Management 1986, pp: 59-62.

Fishman M., Barr, Dean S., and Loick W. J., "Using neural nets in market analysis", Technical Analysis of Stocks and Commodities (9:4) 1991, pp:18-21.

Garcia C. B. and Gould F. J., "A Note on the Measurement of Risk in a Portfolio", Financial Analysts Journal 1987, pp:61-69.

Gencay R., and Stengos T., "Moving Average Rules, Volume and the Predictability of Security Returns with Feedforward Networks" , Journal of Forcasting(17) 1988, pp: 401-414.

Giuliano Armano, Andrea Murru and Fabio Roli, "Stock Market Prediction by a mixture of genetic -neural experts", International Journal of Pattern Recognition an Artificial Intelligence (16:5) 2002, pp:501-526.

Graham Kendall and Yan Su, "A Multi-agent Based Simulated Stock Market – Testing on Different Types of Stocks", Conference contribution, Congress on Evolutionary Computation CEC 2003, pp:2298-2305.

Holland J.H.,"Adaptation", In Rosen, R. and Snell, F.M. (Eds.) Progress in Theoretical Biology 1976, 4. Plenum.

Holland J. H. and Reitman J. S. , "Cognitive systems based on adaptive algorithms", ACM SIGART Bulletin 1977, pp.49.

Holmes J.H. “Learning Classifier Systems:From Foundations to Applications”, Springer Berlin /Heidelberg, 2000

Levy R.A., "Relative Strength as a Criterion f or Investment Selection", Journal of Finance (22) 1967, pp.595-610.

Liao P.Y. and Chen J. S.,"Dynamic Trading Strategy Learning Model Using Learning Classifier Systems", Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation(2) CEC 2001, pp:783-789.

Lin J.Y., Cheng C.P., Tsai W.C., and Chen A.P. , “Using Learning Classifier System for Making Investment Strategies based on Institutional Analysis”, Proceeding of Artificial Intelligence and Applications, 2004

Milohner J., "Classifier systems and Economic Modelin", Proceedings of the 1996 Conference on Designing the Future, pp:77-86.

Murphy J. J., "Technical Analysis of the Financial Markets", Prentice-Hall, 1999.

Perold André F. and Sharpe William F., ”Dynamic Strategies for Asset Allocation”, Financial Analysts Journal (51:1) 1995, pp:149-160.

Pruitt, Stephen W. and White Richard, "The CRISMA Trading System: Who Says Technical Analysis Can' beat the market?" , Journal of Portfolio Management Spring 1988, pp:55-58.

Rashad L. Moore, Ashley Williams and John Sheppard ,"Multi-agent Simulation of Airline Travel Markets", GECCO2004, LNCS 3103, pp:1322–1323.

Schulenburg S. and Ross P.,"Explorations in LCS Models of Stock Trading", Advances in Learning Classifier Systems 2001, pp:151-180.

Soros G., "The Alchemy of Finance：reading the mind of the market", J.Wiley,1994.

Wilson S. W., "ZCS: A Zeroth Level Classifier System", Evolutionary Computation(2:1) 1994, pp:1-18.

Wilson S.W., “Classifier Fitness Based on Accuracy”, Evolutionary Computation 1995, Vol. 3, No. 2