

股市投資決策模式之建構與個股 買賣時機之探討

邱登裕

中華大學資訊管理學系

徐廣銘

中華大學資訊管理學系

摘要

本研究主要方法是結合遺傳演算法與法則式類神經網路，克服利用類神經網路進行財務預測時，其缺乏解釋能力及無法在類神經網路模組中加入專家知識的兩大缺點，而提出一個具有解釋能力的決策模式。期望能透過決策模式的解釋能力讓預測結果能更加取信投資人，並協助投資人進行股市投資，期望能對個股買賣時機提出參考與建議。

本研究針對台積電、聯電與鴻海三支個股來進行買賣時點的探討，並與買入持有法及倒傳遞網路法進行比較。實驗結果顯示，本研究提出的決策模式，其投資報酬率高於倒傳遞類神經網路法及買入持有法。

關鍵字：決策模式、遺傳演算法、法則式類神經網路、倒傳遞類神經網路



Investment Decision Model Construction and Exploring the Time for Trading Stocks

Deng-Yiv Chiu

Department of Information Management, Chung Hua University

Kuang- Ming Hsu

Department of Information Management, Chung Hua University

Abstract

Artificial neural network has been widely applied to predict financial market during the past decades. However, two major defects have limited the development of artificial neural network, the lack of explanation of causal relationship and the scarcity of the integration of expert knowledge. In this study, evolutionary genetic algorithm and rule-based neural network are combined to provide a decision model with explanation. Through the explanation, investors can understand the causal relationship of the prediction result. It can be used to recommend the proper time to buy or sell stocks.

An example based on the Taiwan stock market is utilized to evaluate the profit of the proposed decision model. We also compare its performance with those of buy-and-hold method and back-propagation neural network. The experimental results show that the proposed decision model outperforms the other methods.

Key words: Decision model, genetic algorithm, rule-based neural network, back-propagation neural network



壹、簡介

在台灣的股票市場中，散戶佔大多數，而散戶大多是未接受專業訓練，且沒有關於投資理財的專業知識。所以常常買到本質不好，不值得投資的地雷股，或錯估了股市的時機，買高賣低，所以大多數的散戶都未從股市中獲利，反而都是賠錢的居多。

許多具有專業投資知識的專家看準了這片龐大的市場，教導未具專業知識的散戶進行投資，藉以吸收會員來賺取佣金。但這些所謂的投資理財專家素質並不一定，有些可能專業知識不足，他們會造成垃圾資訊，對投資股市並沒有正面的幫助。

在眾多利用類神經網路進行財務預測相關研究中，大多數研究都只有對股市或期貨市場進行預測動作，預測結果通常只有上漲或下跌，建議投資人買進或賣出，並無解釋能力來說明為何預測結果是上漲或是下跌。但投資人在真正投入資金進行投資時，不免懷疑此次預測結果的準確性，害怕此次預測剛好失敗，造成投資上的損失。

本研究的主要目的是提出一投資決策模式，以協助投資人進行股市投資，並解決類神經網路的兩大缺點，一個缺點是缺乏解釋能力，另一缺點是無法在類神經網路模組中加入專家知識(Fu 1994)。類神經網路的運作如同在黑箱內進行，只會產出預測的結果，卻無法解釋為何會有此結果產出。在任何一種決策模式中，這都是致命的缺陷。因為沒有解釋能力的決策模式將無法取信於使用者，使用者不免懷疑此決策模式所提出的建議是否正確。如果收集的訓練資料不完備，將造成類神經網路模型的預測效能不準確。所以若能讓現有的專家知識加入類神經網路模型中，透過專家知識過濾雜訊，篩選出有用的資訊，如此對於類神經網路模型的建立將有事半功倍的效果。

透過遺傳演算法挑選適當的交易法則後，利用法則式類神經網路對所得的交易法則進行訓練，再加以解釋，說明此次預測結果是根據哪些交易法則，也可說明用了什麼參考權重來進行預測。如此，預測結果必能更加取信於投資人，投資人可根據本身的投資經驗與此決策模式的解釋，來判斷是否要進行投資動作。

貳、文獻探討

過去有許多文獻應用統計方法在財務領域的研究上，但統計方法因為需要假設，有其限制以及缺點，使用機器學習則不須符合資料分配假設(Kyung 1999)。所以目前有許多研究把資訊技術應用到財務領域上，例如：資料探勘、類神經網路、模糊理論及遺傳演算法等。這些技術可用於解決非線性的問題，且這些技術混合使用常可以達到互補的效果，以下將分別探討相關方法在財務預測領域的應用。

一、資料探勘(Data Mining) 之應用

資料探勘的相關研究及應用領域很廣，常使用於零售業、通訊、醫療、保險、製造

業以及金融服務業等。

- (一) 利用資料探勘配合事件研究法(Event Study)挖掘財務報表與投資報酬間的關係，以萃取出與投資報酬相關之財務比率以及法則，把它們應用在股市投資中，以期獲取異常報酬(劉家兆 2000)。
- (二) 資料探勘中的Classification And Regression Trees(CART)分類樹技術的確能夠建構出良好的分類模型(鄭忠樑 2002)，並且發現經由CART分類樹技術所建構出來的分類正確性很高，利用決策樹分析法中的CART技術，將相近投資報酬率的投資人歸為同一類，試圖找出其投資行為的特性。
- (三) 資料探勘從大量的資料中挖掘有價值的資訊，從多變化的時間序列資料庫中發現型態(Patterns)是很重要的，包括股票市場交易預測(James 2002)。

利用資料探勘技術，可從龐大的股市交易資料中找出隱藏的規則出來，但篩選的門檻值、交易資料的種類都是要考量的因素，另外當規則發生衝突時，該如何決定規則的選用，這些都是在使用資料探勘技術所面臨的瓶頸。

二、類神經網路(Neural Network)之應用

在許多的財務預測研究上，類神經網路表現的不錯，所以很多的財務預測領域的研究使用類神經網路，其中以倒傳遞網路為最多，相關應用如下列所述。

- (一) 以倒傳遞網路及複迴歸方法來預測台灣股票市場股價的漲跌(王春笙 1996)，研究結果顯示，倒傳遞網路優於複迴歸方法。
- (二) 運用類神經網路來評估認購權證的價值(Chen 1999)，並以統計方法Mean Absolute Error (MAE)、Mean Absolute Percentage Error(MAPE)、Sum of Squares of Error(SSE)與Root Mean Square Error(RMSE)來評估類神經網路，在與Black-Scholes model及Binomial model的估價效能中，實驗結果顯示，類神經網路比Black-Scholes model與Binomial model好。
- (三) 應用類神經所建構之人工智慧系統結合簡單的技術分析法則(Skouras 2001)，透過大量的歷史資料予以訓練，使之成為掌握分析法則中難以歸納之細微變化，而預測未來報酬，輸入變數為1962年~1986年之道瓊指數與成交量日資料，輸出變數為未來之報酬。在研究後認為此系統確實可以獲得超額報酬，並且證明技術分析法則可以降低交易風險。
- (四) 利用特徵值轉換函式，將影響股市相關數據如技術指標、總體經濟指標等變數轉換成新的輸入變數，當作類神經網路的輸入變數(Kim 2004)，來預測韓國股市漲跌趨勢，可得到的不錯的預測績效。

上述的研究卻忽略了類神經網路的兩大缺點，一是缺乏解釋能力，類神經網路只能產出預測的結果，但無法解釋為何會有此結果產出。在投資理財決策模式中，沒有解釋能力的決策模式將無法取信於投資者，投資者將會懷疑此決策模式所提出的建議。另一個缺點是無法在類神經網路中嵌入專家知識，若能在類神經網路中加入專家知識，透過專家條件來對訓練資料進行篩選，在預測模式的建立上，必可達到事半功倍的效果。

三、遺傳演算法(Genetic Algorithm)之應用

近年來，基因演算法廣泛的被使用在財務預測領域上，相關應用如下所示：

- (一) 用遺傳演算法決定移動視窗大小以及較佳特徵集合，以找出較好的混合式類神經網路預測模型，建立輸入變數與輸出變數附屬關係，其模型之目的是預測道瓊工業指數基金之收盤價，結果顯示可提升預測之準確率(Versace 2004)。
- (二) 利用遺傳演算法找出類神經網路的最佳網路架構，來預測西班牙股市走勢，並將預測結果轉換成簡單的交易策略與買入持有法做報酬率評估，有很高的投資報酬率(Mariano 2005)。
- (三) 結合類神經網路與遺傳演算法來建置一決策支援系統(Baba 2000)，用以建議投資人進行股票買賣的時機。由於類神經網路架構與輸入變數的選擇對決策支援系統有很大的影響，若架構或輸入變數不好，將導致預測效能變差。所以該研究利用遺傳演算法來挑選類神經網路的架構與輸入變數。其實驗結果顯示出結合類神經網路與遺傳演算法來建置的決策支援系統具有不錯的預測效能。
- (四) 運用基因演算法(Genetic Algorithms; GA)結合多項技術指標參數而建構出一套交易系統(Nunez-Letamendia 2002)。實證資料為馬德里證券交易所之成分股，透過系統交易之報酬與大盤「買進-持有」策略績效相比之下，此系統之績效確實優於大盤「買進-持有」策略之績效。

基因演算法的廣範圍搜尋往往可以找到問題的最佳解，但是影響股市大盤的因素很多，像是技術指標、融資融券的資料，太多或是太少的變數考量都會影響演化的過程，導致預測效能的降低，找尋適當的變數篩選法則是必要的，但若沒經過財經專家所提出的交易法則除了可信度不高外，也會影響基因演算法的績效。

參、研究方法與架構

本研究包含兩大部分的建置，一個是投資交易法則知識庫，另一個是股市投資預測模型。

投資交易法則知識庫的組成包括現有的專家知識法則與利用資料探勘得到的潛在交易法則。由於買賣時機各有不同的考量因素，所以交易法則分為買進與賣出兩大類，分別說明在哪種時機下適合進行買進或賣出股票。在眾多的投資交易法則中，並不是每條交易法則在任何時機都適用，隨著國際情勢、政經環境或其他因素的影響，有些交易法則對買進或賣出股票時機有很大的參考權重，有些交易法則參考價值則相對很小。

預測模型主要包括投資交易法則的挑選與取得適當的參考權重。先利用遺傳演算法來挑選適當的交易法則與適當的類神經網路相關參數，再以法則式類神經網路進行訓練動作，取得較佳的投資決策模式預測模型，進行預測和解釋。期望能在適當時機建議投資人進行買賣動作，以獲取更好的投資報酬率。本研究之架構如圖1所示。

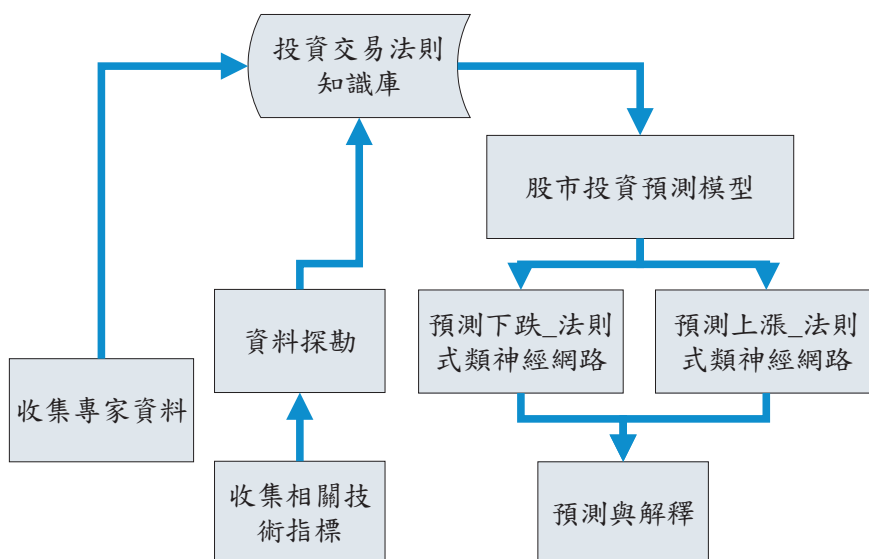


圖1：本研究投資決策模式架構

一、投資交易法則知識庫

知識庫投資交易法則的組成包括現有的專家知識法則與利用資料探勘的推演得到的潛在交易法則，分為買進與賣出兩大類。交易法則的格式如下：

If (條件成立) Then (買進或賣出)

(一) 專家知識法則

專家交易法則的取得來源為投資理財網站- RichMall理財精算網，該理財精算網經營團隊包括很多財經專家(Benjamin Graham, Peter Lynch, kenneth L. Fisher等數十位投資大師)，其提供的專家交易法則即具有一定的專業可信度，並且參考投資技術分析書籍(吳宗正 1999)，共取得28條專家交易法則，其中買進與賣出兩類型投資交易法則各14條。買進與賣出專家交易法則格式範例如表1和表2。

表1：買進類別專家法則範例

專家投資法則	股價由下往上突破5日及10日均線
訊號判斷	買進
篩選條件	1.昨日收盤價在5日及10日 均線之下 2.今日收盤價在5日及10日均線之上
投資法則說明	股價在同一日站上5日及10日均線。通常發生在股價呈現盤整或漲多拉回之後，是股價將起漲或另一波急漲的明確買進訊號

表2：賣出類別專家法則範例

專家投資法則	6日RSI跌破12日RSI
訊號判斷	賣出
篩選條件	1.昨日的6日RSI高於昨日的12日RSI 2.今日的6日RSI低於今日的12日RSI 3.今日的6日RSI低於昨日的6日RSI
投資法則說明	當短期RSI跌破長期RSI，表示短期下跌的強度較長期高，短期內將有下跌的力道，呈現賣出的訊號

(二) 交易法則之資料探勘之推演

交易法則的取得為對各股技術指標進行資料探勘，以找出潛在交易法則。本研究採用的樣本個股為台積電(2330)、聯電(2303)與鴻海(2317)，其樣本資料期間為2000/09/19至2002/07/10，各450筆樣本資料。本研究所使用的輸入資料分為兩類，分別為個股樣本技術指標與專家條件。所使用的技術指標為Moving Averages5(MA5)、Moving Averages10(MA10)、Moving Averages 20(MA20)、Relative Strength Index6(RSI6)、Relative Strength Index 12(RSI12)、%K9(K9)、%D9(D9)、%K14(K14)、%D14(D14)、Williams overbought/oversold index 5(WMS5)、Williams overbought/oversold index 8(WMS8)、Williams overbought/oversold index 13(WMS13)和Williams overbought/oversold index 21(WMS21)，共13種技術指標，與未來6日漲跌率。期望經由這些資料，挖掘出技術指標與未來6日漲跌率間的潛在法則。

將上述13種技術指標，經由專家法則條件處理後的資料，經由資料探勘來挖掘出潛在專家法則條件間的關聯性，產生數條新的交易法則。

在此階段中，分別對台積電(2330)、聯電(2303)與鴻海(2317)的技術指標與專家條件等資料以決策樹(Decision Tree)中的Chi-squared Automatic Interaction Detection (CHAID)演算法來進行交易法則之分析。CHAID演算法為一個快速多層的統計決策樹演算法，由統計學者根據統計理論所發展衍生而來，用以找出資料組中獨立變數和相依變數間的關係，能有效率地展現資料內涵資訊。在本研究中，相依變數為未來六日漲跌率，獨立變數分別為個股技術指標與專家條件等資料。

進行資料探勘的處理後，經由支持度(Support)與信賴度(Confidence)進行篩選，算法如公式(1)和(2)所示，篩選後得到有用的交易法則：

$$\text{支持度} = \frac{\text{法則條件 (X) 與結論 (Y) 共同出現在樣本的數目}}{\text{資料庫的總樣本數}} \dots\dots\dots(1)$$

$$\text{信賴度} = \frac{\text{法則條件 (X) 與結論 (Y) 共同出現在樣本的數目}}{\text{出現在法則條件 (X) 的樣本數}} \dots\dots\dots(2)$$



支持度為法則條件(X)與結論(Y)共同出現在樣本資料中的聯合機率；信賴度為在出現法則條件(X)狀況下，法則條件(X)與結論(Y)同時出現的條件機率。

在產出決策樹後，有許多條新法則產生，有些法則具有很大的代表意義，有些則沒有。所以我們以Support與Confident來挑選有用的交易法則(Dhar 1998)，挑選Support值大於0.1且Confident值大於0.68的交易法則。其Support值及Confident值是由實驗比較出來較適宜的數值，若是參數值太大則為造成交易法則挑選不易，反之，則會造成挑選不出較為重要的交易法則。

二、股市投資預測模型

股市投資預測模型主要功能包括投資交易法則的挑選與取得適當的參考權重。由於知識庫中有眾多的交易投資法則，但並非每條交易法則都適用於預測未來六日漲跌率，有些交易法則參考權重大，有些交易法則參考權重小，甚至有些交易法則對於預測未來六日漲跌率是不適用的，所以可利用遺傳演算法來挑選適合的交易法則。挑選出適合預測的交易法則後，再利用法則式類神經網路來訓練交易法則，使每條交易法則都得到適合的預測參考權重。

在此研究中，訓練預測模組的步驟依序為遺傳演算法模組、法則式類神經網路初始化、訓練過程、測試過程與輸出適應函數值。其流程如圖2所示，以下將針對各部份詳細說明：

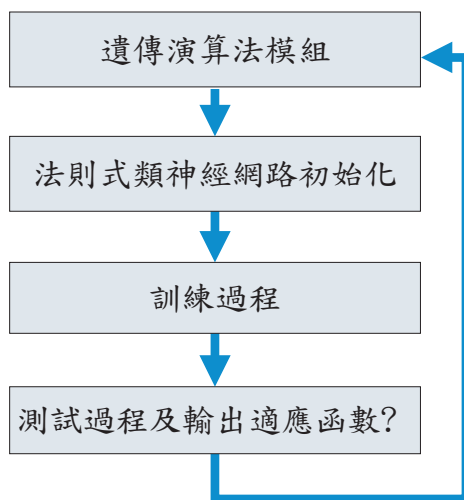


圖2：預測模組訓練流程圖

步驟1.遺傳演算法模組

在遺傳演算法模組中，將隨機產生一物種，透過對該物種基因的解碼，可得知有哪些交易法則被挑選、類神經網路參數中的學習次數、學習速率與降低門檻值各為多少。

步驟2.法則式類神經網路初始化

在初始化過程中，將由遺傳演算法模組得到的交易法則與網路參數導入類神經網路中，架構成法則式類神經網路，其中隱藏層為挑選出的交易法則，輸入層為交易法則的條件。對於法則式類神經網路中，輸入層和隱藏層間的連結與隱藏層和輸出層間的連結將以隨機方式給予權重，也以隨機方式給予各隱藏單元與輸出單元門檻值。

步驟3.訓練過程

在此過程中將以倒傳遞演算法來對法則式類神經網路進行訓練動作。輸入資料到被挑選的交易法則的輸入層條件神經元中，當該交易法則所有條件都成立的情況下，才進行觸發隱藏層中該法則神經元的動作，並輸出其轉換函數值至輸出層，進行預測動作。

步驟4.測試過程與輸出適應函數值

經由訓練過程後，法則式類神經網路將得到適合權重與門檻值，組成預測模型。在此階段將使用此預測模型來對測試資料進行預測動作，與真實資料做比對，計算預測正確率，並計算此預測模型的適應函數值，再輸出到遺傳演算法模組。

每一個物種都須要在基因解碼後，進行一次訓練與測試動作，並將其適應函數值輸出到遺傳演算法模組中。由於本研究設定遺傳演算法將演化20世代，且每一世代有20個物種。所以在每一世代的20個物種都執行完訓練與測試過程，並輸出其適應函數值到遺傳演算法模組後，將繼續進行優秀物種複製、交配與突變等演化過程，然後依序將物種輸出到法則式類神經網路進行訓練與預測動作。如此不斷的演化20世代後，將得到400個物種，便可以從中挑選出適應函數值最高的物種，此即為本研究從實驗中得到之最佳預測模型設定值。

三、遺傳演算法模組(Genetic Algorithms Model)

遺傳演算法模組物種的演化流程如圖3所示。首先依照本研究對物種基因的定義，以隨機方式產生一群初始物種。然後經由物種基因定義對初始物種進行解碼動作，取得該物種的資訊。之後，將該物種的資訊導入法則式類神經網路中，進行訓練與測試過程，並透過適應函數計算出該物種的適應函數值。其中，若某一物種的適應函數值滿足預設終止條件，代表已搜尋出最佳物種，即停止動作，否則將繼續以下演化過程。



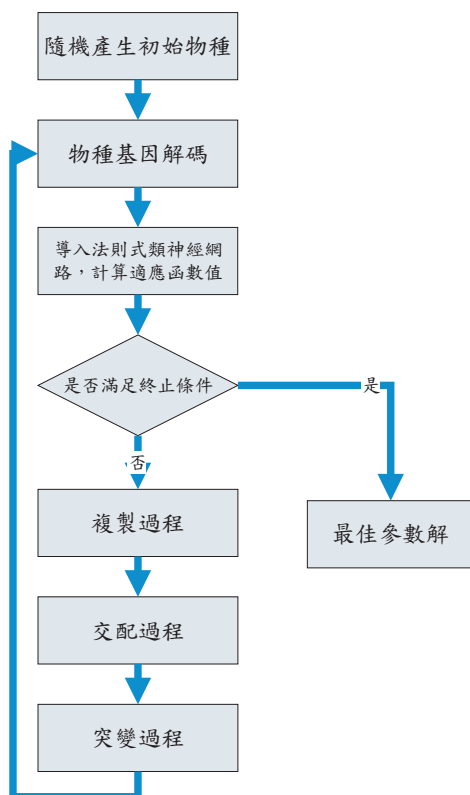


圖3：遺傳演算法模組流程圖

在初始物種群都經過基因解碼與計算出適應函數值後，在初始物種群中挑選出適應函數值較大的數個物種，然後進行複製、交配與突變過程，最後產生下一子代物種群。經由如此不斷的進行基因解碼、計算適應函數值、物種複製、交配與突變過程，直到物種演化過程因滿足預設終止條件而停止，或執行完指定的演化次數後停止。如此便可由所有物種的適應函數值中取得最大值的物種，此物種即為最佳預測模型架構。

在本研究中，由於被挑選來預測未來六日漲跌率交易法則分為買進與賣出兩類，所以染色體種類也分為兩個，分別為被挑選來預測未來六日漲跌率為上漲或下跌的染色體。

四、法則式類神經網路(Rule-Based Neural Network)

法則式類神經網路顧名思義是由許多法則(Rules)所架構而成的類神經網路，所以能將專家知識形成『If(條件)Then(結論)』的格式後，導入現有的法則式類神經網路模組中。而法則式類神經網路在完成訓練後，便能用來做預測動作。在預測結果產出後，便能利用法則式類神經網路中所被觸發的交易法則來進行解釋，來說明該預測結果是依據哪些交易法則產生的。

法則式類神經網路的架構如圖4所示，其中包含了輸入層、隱藏層以及輸出層。在輸入層的部份，主要是將每日所計算出來的技術指標輸入至輸入層之條件神經元中，將符合篩選條件的股市交易法則之條件神經元輸入至隱藏層法則神經元中；在隱藏層的部份，則是判斷該交易法則的所有條件是否全部成立，若全部成立，則觸發該法則神經元的動作，並計算其轉換函數至輸出層神經元中；在輸出層的部份，判斷藉由符合之交易法則來進行預測動作。在預測動作結束後，便能利用被觸發的交易法則來進行解釋，其架構圖如圖5所示，如此便可得知預測結果是依據哪些交易法則所產生的。

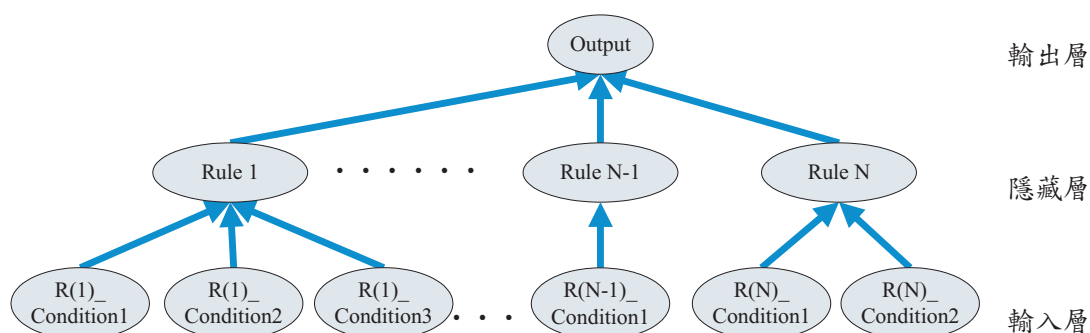


圖4：法則式類神經網路預測過程之架構

例如，若法則式類神經網路利用第1條與第4條Rules預測出未來六日的漲跌率為上漲，則建議買進持有，並在六日後賣出，也就是今日相關技術指標符合下列上漲類別交易法則，所以預測未來六日漲跌率為上漲。

(一) Rule 1

If (昨日收盤價在5日及10日均線之下) and (今日收盤價在5日及10日均線之上) Then 未來六日漲跌率預測為上漲

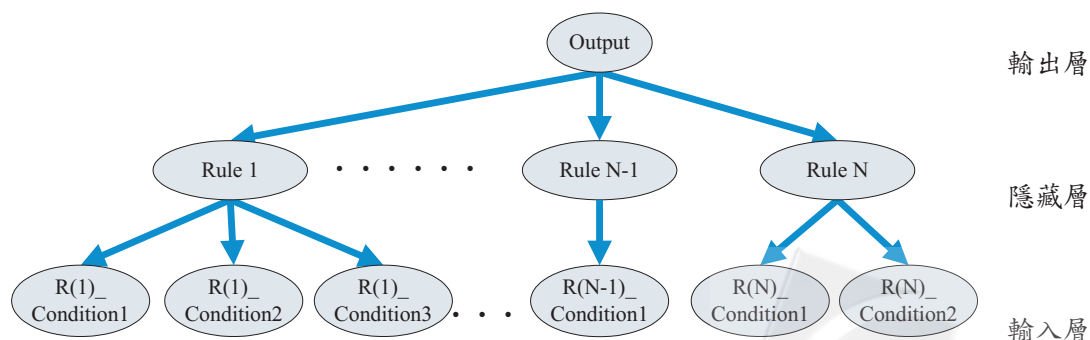


圖5：法則式類神經網路解釋過程之架構

(二) Rule 4

If (昨日收盤價在昨日20日均線之下) and (今日收盤價在今日20日均線之上) and (今日5日均價在昨日20日均價之上) Then 未來六日漲跌率預測為上漲

由於在預測未來六日漲跌率是上漲或下跌中，所使用的交易法則並不相同，有些法則適合預測上漲，有些法則適合預測下跌。所以在交易法則知識庫中，我們將交易法則分為兩種類別，分別是上漲類別法則與下跌類別法則。所以在此研究中，法則式類神經網路也分為兩種，分別是預測上漲類神經模組與預測下跌類神經模組。預測上漲類神經模組取用上漲類別的交易法則，經由訓練後，預測未來六日的漲跌率是否上漲。預測下跌類神經模組取用下跌類別的交易法則，經由訓練後，預測未來六日的漲跌率是否下跌，若預測上漲類神經模組漲跌率大於預測下跌類神經模組漲跌率，則建議可以買進，反之則建議可以賣出。

肆、實驗

本研究的實驗目的，在於經由實驗來驗證本研究所提出的投資決策模式具有一定程度的可行性，並透過本決策模式對買入持有與倒傳遞網路兩種方法的比較，證明本決策模式在股市投資中有較好的投資報酬率。本研究的訓練資料期間為2000/9/19至2002/7/10，測試資料期間為2002/7/11至2003/3/19。

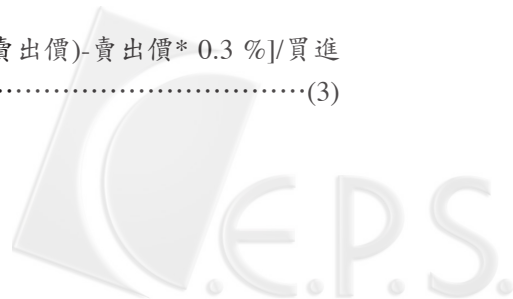
買入持有法是從測試日期第一天買進股票，至測試日期最後一天將股票賣出，計算其價差來得到投資報酬率。

實驗用的倒傳遞網路法為以相同的技術指標為輸入資料，轉換函數採用與法則式類神經網路相同的雙曲線正切函數，並以倒傳遞演算法來訓練預測模型，而其隱藏層個數、訓練次數與學習速率參數則根據每次實驗結果來建置預測模型的架構與模型參數。若輸出值為正，代表未來六日漲跌率為上漲，買進並在六日後賣出；若輸出值為負，代表未來六日漲跌率為下跌，賣出並在六日後買進。預期的投資報酬率的計算為累加預測正確的實際投資報酬率，並減去預測錯誤的實際投資報酬率。

倒傳遞網路與決策模式輸入資料不同之處，在於決策模式的輸入資料為將收集而來的技術指標，根據專家條件轉換並正規化後的資料；而倒傳遞網路的輸入資料則為經由正規化後的技術指標資料。

此外，投資報酬率的計算應考慮買賣股票的手續費與證交稅，買進股票時須付出0.1425%的手續費；賣出股票時須付出0.1425%的手續費與0.3%的證交稅。若考慮這些費用，則在每次買賣交易後，所得之投資報酬率須向下作些微修正，實際投資報酬率如公式(3)所示：

實際投資報酬率=[(賣出價-買進價)-0.1425% * (買進價+賣出價)-賣出價* 0.3 %]/買進價.....(3)



一、交易法則

本研究根據專家知識以及利用資料探勘的處理，得到有用的交易法則 (如附錄)。

二、物種基因定義

染色體定義的架構分別如下：

(一) 買進基因位元數(32bits) = 法則位元數(15bits) + 訓練次數(5bits) + 學習速率(6bits) + 門檻降低值(6bits)

(二) 賣出基因位元數(34bits) = 法則位元數(17bits) + 訓練次數(5bits) + 學習速率(6bits) + 門檻降低值(6bits)

其中，

1. 位元數為1表示此交易法則被挑選來導入法則式類神經網路，若位元數值為0，代表此法則沒有被挑選到。

2. 買進類別的交易法則共有15條，包括專家法則14條，資料探勘產生的法則1條。

3. 賣出類別的交易法則共有17條，包括專家法則14條，資料探勘產生的法則3條。

4. 訓練次數(5bits)介於0 ~ 496

訓練次數 = (第一個位元)* 2^8 + (第二個位元)* 2^7 + (第三個位元)* 2^6 + (第四個位元)* 2^5 + (第五個位元)* 2^4 。

5. 學習速率(6bits)介於0.0001 ~ 1.5

學習速率 = $\delta * \text{sum}$

$$\delta = \begin{cases} 0.001 & \text{when (第五個位元+第六個位元) = 3} \\ 0.01 & \text{when (第五個位元+第六個位元) = 2} \\ 0.1 & \text{when (第五個位元+第六個位元) = 1或0} \end{cases}$$

$\text{sum} = (\text{第一個位元}) * 23 + (\text{第二個位元}) * 22 + (\text{第三個位元}) * 21 + (\text{第四個位元}) * 20$ ，若 $\text{sum} = 0$ 時，則學習速率為0.0001。

6. 門檻降低值(6bits)介於0 ~ 1.5

門檻降低值 = $\lambda * T$ ；

$$\lambda = \begin{cases} 0.1 & \text{when (第五個位元+第六個位元) = 3、2或1} \\ 0 & \text{when (第五個位元+第六個位元) = 0} \end{cases}$$

$T = (\text{第一個位元}) * 23 + (\text{第二個位元}) * 22 + (\text{第三個位元}) * 21 + (\text{第四個位元}) * 20$

此乃考量到有些專家所撰的交易法則的條件門檻較高，使得訓練與測試資料很少能符合交易法則條件門檻，無法進行有效的訓練與測試。因此希望藉由適度的門檻降低量來避免這個問題，以找出適合的預測模型。

7. 適應函數：複製過程是依據每一物種的適應程度的大小，來決定該物種應該要被淘汰還是要被複製，適應程度大的物種在下一代將被大量複製，本研究中所使用的適應函數如公式(4)所示：

$$F(x) = \text{測試資料預測準確率} + \text{測試資料預測正確筆數} * 0.0005 \\ + \text{測試資料實際投資報酬率} * 0.001 \dots \dots \dots (4)$$

預測準確率是主要的考量因素，但在實驗結果中，有可能會發生數個物種的預測準確率都相同的情況，所以加入預測正確筆數和實際投資報酬率兩個因素。期望挑選出高正確率、預測正確筆數多且實際投資報酬率大的物種來進行下一代物種的複製。

在本研究中，測試筆數乘以0.005後，其數值仍小於1，而預測準確率之數值亦小於1，雖就單位不同，但卻有相同之效果；另外的實際投資報酬率也是一樣的情形。而參數值0.005及0.001是由多次實驗下所測試出的參數值，其目的在於要同時重視「預測準確率」、「預測正確筆數」、「實際投資報酬率」等三項指標，不讓某項指標單獨影響其適應函數，能選出高正確率、預測正確筆數多且實際投資報酬率大的物種來進行下一代物種的複製。

三、實驗設計

本研究針對三家個股台積電、聯電及鴻海做實驗探討，以股市投資決策模式做預測，並與買入持有法及倒傳遞網路法來做效能比較，此三家相關實驗參數設定如表3所示。

表3：實驗參數設定

		台積電(2330)	聯電(2303)	鴻海(2317)
訓練資料區間		2000/09/19-2002/07/10		
測試資料區間		2002/07/11-2003/03/19		
買入持有法	買入日期	2002/07/11	2002/07/11	2002/07/11
	買入價格	67.5	40	146
	賣出日期	2003/03/19	2003/03/19	2003/03/19
	賣出價格	47.9	21.6	119
倒傳遞網路	網路架構	13-6-1	13-6-1	13-6-1
	學習速率	0.001	0.02	0.0025
	訓練次數	500	500	1000



表3：實驗參數設定（續）

本研究提出之模型	預測上漲類神經模組	染色體架構	0000100010010111 0000010000100010	1000000101110110 0111000011001011	0110010111101111 1000000110010111
		交易法則	5,9,12,14,15	1,8,10,11,12,14,15	2,3,6,8,9,10,11,13,14,15
		網路架構	10-5-1	17-7-1	23-10-1
		訓練次數	256	112	384
		學習速率	0.4	0.0001	0.01
		門檻降低值	0.08	0.002	0.005
	預測下跌類神經模組	染色體架構	11111110000110110 00110101011010011	11101011000001110 11100001011110001	1111101101000010 10000111010011011
		交易法則	1,2,3,4,5,6,7,12,13,15,16	1,2,3,5,7,8,14,15,16	1,2,3,4,5,6,8,9,11,16
		網路架構	26-11-1	22-9-1	26-10-1
		訓練次數	96	448	256
		學習速率	0.01	0.002	0.14
		門檻降低值	0.004	1.2	0.006

在倒傳遞網路實驗中，以MA5、MA10、MA20、RSI6、RSI12、K9、D9、K14、D14、WMS5、WMS8、WMS13和WMS21，共13種技術指標，與未來6日漲跌率為訓練與測試資料，其中技術指標為輸入變數，未來6日漲跌率為輸出變數。

在股市投資決策模式中，分為兩部份做預測，一則為預測未來六日會上漲，買進並在六日後賣出，二則為預測未來六日會下跌，賣出並在六日後買進。

在經過20個世代，400個物種的訓練及測試階段後，將會挑選出一適應函數值最高的物種，此物種即為本次實驗中最佳的預測模型。

在預測結果產出後，可以根據輸入資料符合哪些被挑選出來的交易法則，解釋說明此次實驗預測結果的產生。例如：2002/12/25的輸入資料符合第5、9、15條交易法則，可以解釋為根據第5、9、15條交易法則推論出未來六日漲跌率為上漲。

實驗對象台積電、聯電及鴻海均為國內股市電子產業中具有指標性的大股，其漲跌均對大盤有所影響，以編號15之「聯電技術指標決策樹」中以聯電的技術指標作為台積電與鴻海預測模型的輸入項之方式為例，可以說明出聯電的個股情形會影響台積電與鴻海的預測效果，所以在預測台積電及鴻海個股股市趨勢時，會將聯電的漲跌情形當作漲跌參考的依據。

(一) 實驗一：台積電 (2330)

本研究測試期間共有170筆資料，其中上漲區段77筆，下跌區段90筆，平盤3筆。

1. 買入持有法

若在測試期間進行買入持有法，在測試期間第一天 2002/7/11以每股67.5元買進，並在測試期間最後一天2003/3/19以47.9賣出，則每股將虧損19.6元，每張股票將損失19600

元，原始投資報酬率為-29.04%，實際投資報酬率為-29.5%

2. 倒傳遞網路

在經過多次實驗，與調整實驗架構後，尋得較佳倒傳遞網路架構為13-6-1，學習速率為0.001，訓練次數為500次。此倒傳遞網路總共預測170次，預測正確次數為104次，預測正確率為61.18%，在扣除手續費與證交稅後，其實際平均投資報酬率為0.46%。

3. 股市投資決策模式

在此分別預測未來六日可能上漲或下跌，並在六日後決定賣出或買進。

(1) 預測未來六日會上漲

經實驗得到最佳物種的染色體為『00001000100101110000010000100010』，所挑選的交易法則共5條法則，分別為第5、9、12、14、15條交易法則，法則式類神經網路架構為10-5-1，訓練次數為256次，學習速率為0.4，門檻降低值為0.08。

在此次實驗中，預測上漲模組共預測出6個上漲區段，如表4所示，其預測筆數佔全部上漲區段數7.8% ($6/77 = 7.8\%$)，實際平均投資報酬率為7.84%。

交易區間重疊表示本預測模型判斷該交易區間上漲或下跌的趨勢穩定，在此區間，維持一天最多交易一次，但整個區間中，可做多次交易動作以獲取較多利潤，此種情形合乎一般投資者之投資策略。

(2) 預測未來六日會下跌

經實驗得到最佳物種的染色體為『111111000011011000110101011010011』，所挑選的交易法則共11條法則，分別為第1、2、3、4、5、6、7、12、13、15、16條交易法則，法則式類神經網路架構為26-11-1，訓練次數為96次，學習速率為0.01，門檻降低值為0.004。

表4：台積電預測上漲區段

買進日期	買進價	賣出日期	賣出價	實際投資報酬率
2002/12/25	44.7	2003/01/03	44.8	-0.36%
2003/01/07	45.4	2003/01/15	50.5	10.60%
2003/02/14	41.0	2003/02/24	45.3	9.86%
2003/03/07	41.6	2003/03/17	44.0	5.16%
2003/03/10	42.6	2003/03/18	47.0	9.70%
2003/03/11	42.5	2003/03/19	47.9	12.06%
實際平均投資報酬率				7.84%

在此次實驗中，預測下跌模組共預測出8個下跌區段，如表5所示，其預測筆數佔全部下跌區段數8.9% ($8/90 = 8.9\%$)。依照系統建議進行投資，實際平均投資報酬率為9.99%。

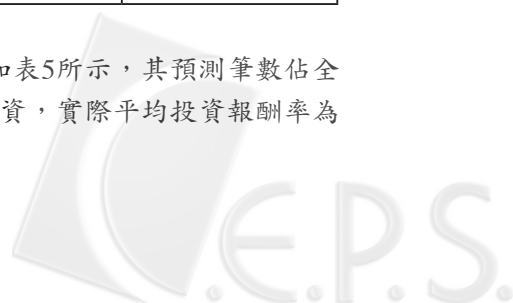


表5：台積電預測下跌區段

賣出日期	賣出價	買進日期	買進價	實際投資報酬率
2002/07/17	67.0	2002/07/25	58.0	14.86%
2002/08/26	52.5	2002/09/03	48.7	7.18%
2002/09/13	48.1	2002/09/23	42.1	13.60%
2002/09/16	47.2	2002/09/24	42.3	10.95%
2002/09/18	45.6	2002/09/26	42.6	6.43%
2002/11/11	47.7	2002/11/19	47.6	-0.38%
2002/12/06	51.5	2002/12/16	47.9	6.90%
2003/01/27	48.9	2003/02/12	40.4	20.36%
實際平均投資報酬率				9.99%

(二) 實驗二：聯電 (2303)

本研究測試期間共有170筆資料，其中上漲區段63筆，下跌區段102筆，平盤5筆。

1. 買入持有法

若在測試期間進行買入持有法，在測試期間第一天 2002/7/11以每股40元買進，並在測試期間最後一天2003/3/19以21.6賣出，則每股將虧損18.4元，每張股票將損失18400元，原始投資報酬率為-46%，實際投資報酬率為-46.38%。

2. 倒傳遞網路

在經過多次實驗，尋得較佳倒傳遞網路架構為13-6-1，學習速率為0.02，訓練次數為500次。此倒傳遞網路總共預測170次，預測正確次數為107次，預測正確率為62.94%，在扣除手續費與證交稅後，其實際平均投資報酬率為0.66%。

3. 股市投資決策模式

在此分別預測未來六日可能上漲或下跌，並在六日後決定賣出或買進。

(1) 預測未來六日會上漲

經實驗得到最佳物種的染色體為『10000001011101100111000011001011』，所挑選的交易法則共7條法則，分別為第1、8、10、11、12、14、15條交易法則，法則式類神經網路架構為17-7-1，訓練次數為112次，學習速率為0.0001，門檻降低值為0.002。

在此次實驗中，預測上漲模組共預測出3個上漲區段，如表6所示，其預測筆數佔全部上漲區段數4.8% ($3 / 63 = 4.8\%$)，所得實際平均投資報酬率為7.71%。



表6：聯電預測上漲區段

買進日期	買進價	賣出日期	賣出價	實際投資報酬率
2003/01/03	22.5	2003/01/13	23.8	5.17%
2003/03/12	19.5	2003/03/20	21.9	11.67%
2003/03/14	20.3	2003/03/24	21.7	6.28%
實際平均投資報酬率				7.71%

在此次實驗中，預測下跌模組共預測出15個下跌區段，如表7所示，其預測筆數佔全部下跌區段數14.7 %($15/102 = 14.7\%$)，所得實際平均投資報酬率為8.33%。

表7：聯電預測下跌區段

賣出日期	賣出價	買進日期	買進價	實際投資報酬率
2002/07/11	40.0	2002/07/19	38.4	3.56%
2002/07/12	41.7	2002/07/22	36.6	13.30%
2002/07/15	41.0	2002/07/23	37.9	7.56%
2002/07/16	41.0	2002/07/24	36.3	12.30%
2002/07/17	40.8	2002/07/25	36.0	12.70%
2002/07/18	39.8	2002/07/26	33.5	18.14%
2002/08/19	31.0	2002/08/27	29.3	5.19%
2002/08/20	31.6	2002/08/28	28.0	12.22%
2002/08/21	30.6	2002/08/29	28.0	8.66%
2002/08/22	31.0	2002/08/30	28.1	9.70%
2002/08/23	31.0	2002/09/02	27.5	12.10%
2002/10/23	25.9	2002/10/31	25.2	2.18%
2002/10/24	25.6	2002/11/01	24.3	4.74%
2002/10/25	25.7	2002/11/04	25.2	1.39%
2002/10/28	25.8	2002/11/05	25.4	1.00%
實際平均投資報酬率				8.33%

(三) 實驗三：鴻海 (2317)

本研究測試期間共有170筆資料，其中上漲區段68筆，下跌區段95筆，平盤7筆。

1. 買入持有法

若在測試期間進行買入持有法，在測試期間第一天 2002/7/11以每股146元買進，並在測試期間最後一天2003/3/19以119賣出，則每股將虧損27元，每張股票將損失27000元，原始投資報酬率為-18.5%，實際投資報酬率為-19%。

2. 倒傳遞網路

在經過多次實驗與調整架構後，尋得較佳倒傳遞網路架構為13-6-1，學習速率為

0.0025，訓練次數為1000次。此倒傳遞網路總共預測170次，預測正確次數為103次，預測正確率為60.6%，在扣除手續費與證交稅後，其實際平均投資報酬率為0.13%。

3. 股市投資決策模式

在此分別預測未來六日可能上漲或下跌，並在六日後決定賣出或買進。

(1) 預測未來六日會上漲

經實驗得到最佳物種的染色體為『01100101111011111000000110010111』，所挑選的交易法則共10條法則，分別為第2、3、6、8、9、10、11、13、14、15條交易法則，法則式類神經網路架構為23-10-1，訓練次數為384次，學習速率為0.01，門檻降低值為0.005。

在此次實驗中，預測上漲模組共預測出9個上漲區段，如表8所示，其預測筆數佔全部下跌區段數13.2% ($9 / 68 = 13.2\%$)，所得實際平均投資報酬率為2.34%。

表8：鴻海預測上漲區段

買進日期	買進價	賣出日期	賣出價	實際投資報酬率
2002/08/09	129.5	2002/08/19	130.0	-0.20%
2002/10/14	111.5	2002/10/22	126.5	12.80%
2002/11/07	134.0	2002/11/15	130.5	-3.18%
2002/11/22	131.0	2002/12/02	131.5	-0.20%
2002/11/25	132.5	2002/12/03	134.0	0.54%
2003/01/03	122.5	2003/01/13	128.5	4.29%
2003/02/17	112.5	2003/02/25	113.0	-0.14%
2003/03/12	114.0	2003/03/20	119.0	3.78%
2003/03/13	114.5	2003/03/21	119.0	3.33%
實際平均投資報酬率				2.34%

(2) 預測未來六日會下跌

經實驗得到最佳物種的染色體為『111110110100001010000111010011011』，所挑選的交易法則共10條法則，分別為第1、2、3、4、5、6、8、9、11、16條交易法則，法則式類神經網路架構為26-10-1，訓練次數為256次，學習速率為0.14，門檻降低值為0.006。

在此次實驗中，預測下跌模組共預測出8個下跌區段，如表9所示，其預測筆數佔全部下跌區段數8.4% ($8 / 95 = 8.4\%$)，所得實際平均投資報酬率為6.8%。



表9：鴻海預測下跌區段

賣出日期	賣出價	買進日期	買進價	實際投資報酬率
2002/03/27	160.0	2002/04/04	157.0	1.32%
2002/07/15	154.0	2002/07/23	131.0	17.00%
2002/07/22	149.0	2002/07/30	139.0	6.58%
2002/07/31	138.0	2002/08/08	126.0	9.00%
2002/08/27	133.0	2002/09/04	130.5	1.32%
2002/12/4	131.5	2002/12/12	126.0	3.76%
2003/01/15	131.0	2003/01/23	117.5	10.85%
2003/02/6	111.0	2003/02/14	105.5	4.60%
實際平均投資報酬率				6.80%

四、實驗結果比較

本實驗目的，在於經由實驗來驗證本研究所提出的投資決策模式具有一定程度的參考性，並透過本決策模式對買入持有與倒傳遞網路兩種方法的比較，證明本決策模式在股市投資中可有較好的投資報酬率。

本研究有下列數項具體成果，茲分述如下。

(一) 因為倒傳遞網路法利用每筆測試資料作未來六日漲跌的預測，但並非每筆資料都適合作預測，每日股市產生的資訊可能含有雜訊或預測所需資訊不足和不顯著，導致倒傳遞網路法作錯誤的預測，預測準確率降低，造成投資上的損失。

而本研究的決策模式為利用專家交易法則來過濾雜訊或資訊不足的資料，配合法則式類神經網路來取得每條交易法則適合的權重，在適合的時機才作預測動作，以提高預測準確率，增加投資報酬率，減少損失。投資報酬率比較表如表10所示。

在評估預測結果上，利用買入持有法、倒傳遞類神經網路及本研究提出的決策模式作比較，但由於本研究所採用之台積電、聯電及鴻海的實驗資料之期間都相同，且同樣有除權息的發生，故實驗中並未將其列入考慮。

表10：投資報酬率比較表

股票	預測上漲模式平均投資報酬率	預測下跌模式平均投資報酬率	決策模式之平均投資報酬率	倒傳遞網路法之平均投資報酬率	買入持有之投資報酬率
台積電	7.84%	9.99%	8.91 %	0.46%	-29.50%
聯電	7.71%	8.33 %	8.01 %	0.66%	-46.38%
鴻海	2.34 %	6.80 %	4.57 %	0.13%	-19.00%

(二) 本研究提出一能協助投資人進行股市投資並具有解釋能力的決策模式，能建議投資人適當的股票買賣時機。此決策模式克服了利用類神經網路作財務預測研究時，缺乏解釋能力及無法在類神經網路模組中加入專家知識的兩大缺點。

(三) 在倒傳遞網路架構中，隱藏層處理單元個數、學習次數和學習速率參數的取得，是透過許多次實驗，修改參數而得到的，因此並無法確定是最佳的網路架構與實驗參數，只能說是目前所有的實驗中最好的網路架構與實驗參數。所以倒傳遞網路法在實驗過程中，耗費了不少時間。而本研究提出的決策模式為利用遺傳演算法，透過物種不斷的演化，衍生出優秀的物種，最後得到接近最佳解的網路架構與實驗參數。相較之下，利用遺傳演算法來尋找最佳網路架構與實驗參數是比較有效率的。

伍、評估與展望

本研究的主要目的是提出一能協助投資人進行股市投資並具有解釋能力的決策模式，結合遺傳演算法與法則式類神經網路，解決倒傳遞網路進行財務預測時，缺乏解釋能力及無法在類神經網路模組中加入專家知識的兩大缺點。期望能透過決策模式的解釋能力讓預測結果能更加取信投資人，並協助投資人進行股市投資，獲取更高利潤，或減少投資上的損失。

本研究主要是針對股票買賣時機作探討，選擇出適當的買賣時機供投資人參考。在未來可加入選股與投資組合機制於此決策模式中，相信將能獲得更大的投資報酬率。

本研究所提出決策模式的預測準確率雖然不錯，然而作預測的次數不多，可能是因為法則條件比較嚴格。在未來的研究可以用其他方法來改善，使得預測準確率下降，但整體投資報酬率卻上升。例如，可以加入更多適合的專家法則或加入模糊法則機制，使得符合專家條件的資料筆數增加，以增加預測次數，進而提昇整體投資報酬率。

參考文獻

1. RichMall理財精算網，<http://www.richmall.com.tw>。
2. 王春筌，民85，以技術指標預測台灣股市股價漲跌之實證研究--以類神經網路與複迴歸模式建構，台灣大學資訊管理所碩士論文。
3. 吳宗正，1996，投資技術分析，華泰出版社。
4. 葉怡成，1993，類神經網路模式應用與實作，儒林出版社。
5. 劉家兆，民89，美國軟體類股異常報酬之研究--使用線上公開資訊探勘相關財務比率，中正大學資訊管理所碩士論文。
6. 鄭忠樑，民89，運用分類樹於股價報酬率預測之研究，元智大學資訊管理研究所碩士論文。
7. Baba, N.; Inoue, N. and Asakawa, H. "Utilization of neural networks and GAs for constructing reliable decision support systems to deal stocks," IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference (5) 2000, pp:111-116.
8. Chen, S. H. and Lee W. C. "Pricing call warrants with artificial neural network: The case of the Taiwan derivative market," International Joint Conference on Neural Networks, 1999,

- pp: 3877-3882.
9. Dhar, V. "Data mining in finance: using counterfactuals to generate knowledge from organizational information systems," *Information System* (23) 1998, pp: 423-437.
 10. Fu, L. M. *Knowledge-Based neural network*, Neural Network in Computer Intelligence, McGraw-Hill, 1994.
 11. James, V. H. and Ray, D. N. "Data mining of time series using stacked generalizers", *Neurocomputing* (43) 2002, pp:173-184.
 12. Kim, K. J. and Lee, W. B. "Stock market prediction using artificial neural networks with optimal feature transformation," *Neural Computing & Applications*, 2004, pp:255-260.
 13. Kyung, S. T.; Chang, N. and Lee, G. "Dynamics of modeling in data mining: interpretive approach to bankruptcy prediction," *Journal of Management Information System* (16:1) 1999, pp:63-86.
 14. Matilla-García, M. and Argum, C. "A hybrid approach based on neural networks and genetic algorithms to the study of profitability in the Spanish stock market," *Applied Economics Letters*, 2005, pp:303-308.
 15. Nunez-Letamendia, L. "Trading systems designed by genetic algorithms," *Managerial Finance* (28) 2002, pp:87-106.
 16. Ornes, C. and Sklansky, J. "A neural network that explains as well as predicts financial market behavior," *Computational Intelligence for Financial Engineering*, 1997, pp: 43-49.
 17. Skouras, S. "Financial returns and efficiency as seen by an artificial technical analyst," *Journal of Economic Dynamics & Control* (25) 2001, pp:213-244.
 18. Versace, M., Bhatt, R., Hinds, O. and Shiffer, M. "Predicting the exchange traded fund DIA with a combination of genetic algorithms and neural networks," *Expert Systems with Applications* (27:3) 2004, pp:417-425.

附錄 投資法則

1. 專家知識之買進類別法則

	專家投資法則	訊號判斷	篩選條件
1	股價由下往上突破5日及10日均線	買進	1.昨日收盤價在5日及10日均線之下 2.今日收盤價在5日及10日均線之上
2	股價由下往上突破5日均線，且均線上揚	買進	1.昨日收盤價在昨日5日均線之下 2.今日收盤價在今日5日均線之上 3.今日5日均價在昨日5日均價之上
3	股價由下往上突破10日均線，且均線上揚	買進	1.昨日收盤價在昨日10日均線之下 2.今日收盤價在今日10日均線之上 3.今日10日均價在昨日10日均價之上

4	股價由下往上突破20日均線，且均線上揚	買進	1.昨日收盤價在昨日20日均線之下 2.今日收盤價在今日20日均線之上 3.今日5日均價在昨日20日均價之上
5	6日RSI低檔反轉向上	買進	1.昨日的6日RSI在20以下(即超賣區) 2.今日的6日RSI在20以上
6	6日RSI突破12日RSI	買進	1.昨日的6日RSI低於昨日的12日RSI 2.今日的6日RSI高於今日的12日RSI 3.今日的6日RSI高於昨日的6日RSI
7	9日K值突破20	買進	1.前一日9日K值在20以下 2.今日9日K值在20以上
8	9日D值突破20	買進	1.前一日9日D值在20以下 2.今日9日D值在20以上
9	9日KD交叉向上	買進	1.前一日9日K值在前一日9日D值之下 2.今日9日K值在今日9日D值之上
10	14日KD交叉向上	買進	1.前一日14日K值在前一日14日D值之下 2.今日14日K值在今日14日D值之上
11	5日威廉指標自超買區跌破-80	買進	1.前一日5日威廉指標小於等於-80 2.當日5日威廉指標大於-80
12	8日威廉指標自超買區跌破-80	買進	1.前一日8日威廉指標小於等於-80 2.當日8日威廉指標大於-80
13	13日威廉指標自超買區跌破-80	買進	1.前一日13日威廉指標小於等於-80 2.當日13日威廉指標大於-80
14	21日威廉指標自超買區跌破-80	買進	1.前一日21日威廉指標小於等於-80 2.當日21日威廉指標大於-80

2.資料探勘所得之買進類別法則

	專家投資法則	訊號判斷	篩選條件
15	聯電(2303)技術指標決策樹	買進	1.聯電(2303)技術指標決策樹 2.24.42>MA5>39.5

3.專家知識之賣出類別法則

	專家投資法則	訊號判斷	篩選條件
1	股價由上往下突破5日及10日均線	賣出	1.昨日收盤價在5日及10日均線之上 2.今日收盤價在5日及10日均線之下
2	股價由上往下突破5日均線，且均線下跌	賣出	1.昨日收盤價在昨日5日均線之上 2.今日收盤價在5日均線之下 3.今日5日均價小於昨日5日均價
3	股價由上往下突破10日均線，且均線下跌	賣出	1.昨日收盤價在昨日10日均線之上 2.今日收盤價在今日10日均線之下 3.今日10日均價在昨日10日均價之下

4	股價由上往下突破20日均線，且均線下跌	賣出	1.昨日收盤價在昨日20日均線之上 2.今日收盤價在今日20日均線之下 3.今日20日均價在昨日20日均價之下
5	6日RSI高檔反轉向下	賣出	1.昨日的6日RSI在80以上(即高買區) 2.今日的6日RSI在80以下
6	6日RSI跌破12日RSI	賣出	1.昨日的6日RSI高於昨日的12日RSI 2.今日的6日RSI低於今日的12日RSI 3.今日的6日RSI低於昨日的6日RSI
7	9日K值跌破80	賣出	1.前一日9日K值在80以上 2.今日9日K值在80以下
8	9日D值跌破80	賣出	1.前一日9日D值在80以上 2.今日9日D值在80以下
9	9日KD交叉向下	賣出	1.前一日9日K值在前一日9日D值之上 2.今日9日K值在今日9日D值之下
10	14日KD交叉向下	賣出	1.前一日14日K值在前一日14日D值之上 2.今日14日K值在今日14日D值之下
11	5日威廉指標自超買區跌破-20	賣出	1.前一日5日威廉指標大於等於-20 2.當日5日威廉指標小於-20
12	8日威廉指標自超買區跌破-20	賣出	1.前一日8日威廉指標大於等於-20 2.當日8日威廉指標小於-20
13	13日威廉指標自超買區跌破-20	賣出	1.前一日13日威廉指標大於等於-20 2.當日13日威廉指標小於-20
14	21日威廉指標自超買區跌破-20	賣出	1.前一日21日威廉指標大於等於-20 2.當日21日威廉指標小於-20

4.資料探勘所得之賣出類別法則

	專家投資法則	訊號判斷	篩選條件
15	台積電(2330)技術指標決策樹	賣出	1.台積電(2330)技術指標決策樹 2.MA5>94.1
16	台積電(2330)技術指標決策樹	賣出	1.台積電(2330)技術指標決策樹 2.84.3<MA5<94.13.VMS8<57
17	聯電(2303)技術指標決策樹	賣出	1.聯電(2303)技術指標決策樹 2.D14<K14-0.1973.MA20>前一日MA20