

# 應用證據理論融合不同擇股策略模型 以建立最佳化投資組合

## Apply Dempster-Shafer Theory in Optimization of Stock Selection Models

周宗南  
( Tsung-Nan Chou )  
朝陽科技大學財金系助理教授  
張輝鑫  
( Huei-Hsin Chang )  
朝陽科技大學財金系講師  
黃祥穎  
( Hsiang-Ying Huang )  
朝陽科技大學財金系講師

### 摘要

本研究首先建構四種擇股決策模型包括 GP 模型、GA 模型、GD 模型、NNW 模型並探討各模型在投資組合決策績效表現。並將該四個模型所得的結果，結合級比檢驗並應用證據理論整合為 DS 模型。本實驗設計針對台灣證券交易所中電子工業類的上市公司進行擇股決策。由於本研究以基本面分析為主，因此所使用的評估變數屬於財務比率，將原始資料經處理除去單位的影響後將研究樣本透過五種模型進行運算，求得最佳投資組合。

研究結果顯示各模型之平均報酬率經比較後，得知所有模型之平均數均高於台灣加權股價指數、電子類股價指數甚至高於五大銀行之三個月存款利率，表示無論選擇任何模型，均能帶給投資人的投資報酬遠高於定期存款利率提高財富價值。此外雖然 GP 模型灰色預測之績效未能超越全體樣本平均報酬率，但實證結果發現 GP 模型經級比檢驗後並藉由與其他模型之實證結果證據融合所建立之 DS 整合模型，報酬績效均較原四種基本模型之投資組合大幅提升，其中 DS 整合模型之總平均報酬更高達 112.45 %，由此可知灰色預測模型中利用級比檢驗降低誤差並對不同模型進行互補結合，對報酬率之提升確實有極大的幫助，同時所建構的擇股模型可發揮最大之預測綜效。

**關鍵字：**類神經網路、基因演算法、灰色預測、證據融合理論

## Abstract

This research work applies four different approaches including Grey Prediction (GP), Neural Network (NNW), Genetic Algorithm (GA) and Grey Decision (GD) to construct sophisticated stock selecting models which are capable of providing profitable outcomes for investment and reducing the risks from human subjective judgment.

Based on using financial ratios as criteria to evaluate the electronic industry companies listed in Taiwan Stock Exchange (TSEC) for portfolio selection, all designed models perform well on selecting promising stocks and the operational average returns exceed the defined benchmarks. The outcomes of four models are then combined and fused with Dempster Shafer combination rules and integrated as the named DS model. The total average return acquired from the DS model increases significantly to 112.45 % and surpassed other models. The results show that the data fusion of four models is able to produce optimal synergy and demonstrates higher evaluation performance.

**Key word :** Neural Network, Genetic Algorithms, Grey Prediction, Dempster-Shafer Theory

## 壹、緒論

近年來由於國際金融危機的影響，伴隨著物價不斷上漲，加上低利率時代來臨，一般投資人的理財模式不能只依賴將錢存在銀行的儲蓄方式，藉由投資不動產及各種金融商品才能創造更多財富。投資股市是許多投資人累積財富的方式之一，然而一般投資大眾往往對於投資標的之基本面不甚重視，僅期待應用更多的技術面分析，作為股票買賣決策時的參考依據以獲取超額報酬，但是眾多的技術指標在不同的情況下，有不同的適用時機。同時金融市場的複雜訊息也讓投資人難以辨識多空時機，因此投資股市的難度也逐漸增加，尤其台灣股市是個短期操作頻繁的市場，國人在進行投資時如果只重視以技術指標來建立投資策略，而忽略基本面，容易導致在股市震盪之際，過度地追漲殺跌，造成散戶投資人重大損失。

因此本研究希望透過計算智慧與資料探勘的技術，於基本分析上，對公開財務報表之資訊內涵加以分析，尋求體質健全且內在價值具成長的股票，透過客觀的財務比率建構出一套有效且具有科學依據的客觀選股模型，運用類神經網路、灰色預測、灰色決策及基因演算法，再透過級比檢驗及證據理論，來整合各模型的優點以排除使用上之缺點與限制，幫助散戶投資人及銀行財富管理人員能快速且精確的透過電腦化設計，在眾多家公司中選擇體質較好的公司，建立符合個別投資者的最適投資組合，並達到個最佳獲利保障與風險控管。

本研究參考過去相關擇股模型之文獻作為變數選取的依據，選出重要財務比率作為選股決策的影響變數，並以台灣證券交易所電子工業類股之上市公司為研究對象，研究期間為 2001 年 6 月至 2007 年 9 月，資料型態以季資料為週期，資料來源為臺灣經濟新報資料庫(Taiwan Economic Journal, TEJ)，包含一般財務比率資料與股價資料，將樣本期間區分為訓練期間與測試時間。利用類神經網絡及灰色預測、灰色決策及基因演算法建構多種不同擇股模型，比較各模型架構與參數所求得之執行績效何者效率最佳，此外並研究不同模型之整合設計，期望透過以 Dempster-Shaffer 證據理論結合不同模型之優點可以提升整合模型績效。

## 貳、文獻探討

對於投資組合之應用在國內外已有許多不同的方法與深入之研究。Markowitz 於 1952 年發表投資組合理論(Portfolio Selection)，利用投資組合來分散風險的觀念可以使投資人於投資分析時，能以較科學之方法選擇最佳投資組合。而其投資組合分析也影響許多現代投資組合理論。對於投資組合之報酬與風險，市場投資者可利用個別資產之報酬與時序資料估計資產平均報酬率等參數並計算出一定風險水準下，投資者選擇預期報酬率最適之投資組合。由於投資組合係由不同比重之個別資產所組成，故於選擇最適投資組合時，須考量個別資產與投資組合兩者之預期報酬率的相互關係。在進行多元資產配置的考量時，一般是依 Markowitz 所提出的平均數/變異數分析法為基本工具，但在應用上須假設單期投資條件下，投資者尋求財富衍生的預期效用極大化。此外投資人須為風險驅避且預期報酬率分配呈常態分配。同時亦須假設完全市場無稅、

無交易成本、資產可無限分割、投資人為價格接受者、所有資產投資比率均不小於零。此外於同樣風險下，預期報酬率越高越好，相反的同樣預期報酬下，則風險越低越好。

Markowitz (1959) 的文獻也說明多角化投資組合之風險必定不大於單獨持有資產之風險，投資人可安排其投資組合，使在可接受之風險水準下報酬率最大化。而 Sharpe (1966) 則提出 Sharpe Ratio 可衡量投資組合承擔每一單位風險所獲得的超額報酬，亦就是投資組合所對應的評比基準資產為無風險資產。Sharpe 後來重新定義並放寬評比基準資產為一投資組合，對一目標投資組合採多頭部位，另一評比基準投資組合採空頭部位，並藉以衡量整體投資組合承擔每一單位風險所獲得的差額報酬。由於過去國外學者即曾針對共同基金的選股能力與擇時的能力作實證研究，如 Treynor and Mazuy (1966)、Chang and Lewellen (1984)、都以美國的共同基金或是開放型基金作為研究樣本，因此本研究改以我國上市公司作為研究對象，針對擇股方面做詳細的研究。

就選擇影響擇股決策變數而言，大部分的文獻都以財務比率為主，如 Badrinath and Kini (1994) 則是以公司規模、益本比與 Tobin's Q 值作為樣本分組的指標，並探討與各組樣本報酬率之關係，發現公司規模、益本比與 Tobin's Q 值小的公司的報酬率明顯較高。Rosenberg et al. (1985) 探討帳面價值對市價比效果是否對股票報酬的影響，結果發現高帳面價值對市價比的公司確實會有超額報酬，且在一月份效果較佳。一般而言，電子產業的產品創新替換程度比一般的傳統產業來得高，許多文獻也指出研發費用與公司績效有正相關，如 Murphy(1985)、Gallbraith and Merrill (1991)等，因此本研究另增研發費用為影響擇股決策的變數之一。

近年來隨著資訊科技的日新月異，人工智慧之類神經網路已被廣泛應用管理決策、社會經濟、等各領域。類神經網路的模式有許多類型，大致可分成監督式學習網路與非監督式學習網路，因學習模式及網路架構的不同可有不同之變化。而灰色系統理論(Grey Theory)則是近年來除類神經網路之外另一普遍應用於管理決策之研究方法，應用範圍與類神經網路相同。所建立灰色系統模式可對系統的發展變化進行全面性的分析。同時該模式可於信息不完全之狀況下，建立模型進行灰色預測及灰色決策分析。灰色理論對所研究系統之不確定性、多變量性輸入或離散的數據都能做有效處理。而現有的數量方法，以迴歸分析為例卻存在需要大量數據、要求分佈符合某些假設及計算式相當龐大等限制。然而灰色系統最大的特色，就是只要至少有四筆以上的資料即可建立模型，並且無須對研究樣本之母體分配做許多嚴格假設。張小健 (2005) 曾應用灰色局勢決策於市場選擇，針對不同情況的目標市場選擇進行了量化分析，期望以科學角度進行市場選擇提供理論指導。汪秋菊(2007) 則以多目標局勢決策應用於企業人力資源配置進行人力資源的調整和補充，使得每個部門都能分配到最適的員工。

Chou (2007) 利用灰色決策建構一有線電視產業併購決策模式，以灰色決策與模糊理論應用於併購公司的重要性排序決策，同時進一步建構併購時點決策系統，該研究結果發現灰色決策結合模糊邏輯在實務運用上，確實可以對併購的重要性排序作出合理判斷，尤其灰色決策系統運用在精簡的變數中，其準確度極高。

Chang and Wu (1998) 研究探討農曆新年效應，亦即於股票市場中藉由在新

年前後期分別買進及賣出股票來獲得異常報酬。他們並建立一灰色時間序列模型來預測新年效應。實證結果顯示農曆新年效應存在，且應用灰預測所得之績效優於移動平均法及最小平方法。

此外應用其他資料探勘或人工智慧方法尚有 Wang and Chen (1998)應用遺傳演算法於臺灣股票市場投資組合，其研究顯示運用此演算法所得出之投資交易策略，其投資績效上的表現均明顯優於買進持有的投資策略。鄭丞君(2004)則是應用遺傳演算法於旅遊行程景點間依據時間最小化及旅行成本最小化為目標，建構多目標顧客旅遊行程最適化模式。而周宗南(2008)則結合利用灰色決策與基因演算法建構擇股模型，分別建構傳統的灰色決策模型、基因演算法的擇股模型及結合基因演算法與灰色決策的擇股模型，研究結果發現績效最好的模型為基因演算法的擇股模型，其次為結合兩種方法的擇股模型，最後為傳統灰色決策模型。

灰預測應用於股票市場的例子還包括孫嘉鴻(2004)針對台指選擇權為研究標的，探討結合基因演算法之類神經網路與灰預測在選擇權價格訂價上的表現，並與傳統的 Black-Scholes 模型做比較。在類神經網路的架構上，以基因演算法求得最適網路架構，分別將不同波動率做為輸入變數，並且加入未平倉量變數探討其對於模型的預測能力是否有所提升。在灰預測的部份，採用傳統的 GM(1,1)模型，其實證結果發現，結合基因演算法之類神經網路模型在預測的表現上優於傳統 Black-Scholes 模型，而灰預測模型在表現上卻不如傳統 Black-Scholes 模型。

由於許多計算智慧(Computation Intelligence)的方法不斷的研究發展，本研究將藉由灰色預測、灰色決策、基因演算法及類神經網路等建構不同之基本模型進行實證並以證據理論整合為第五寵種模型，透過五種不同模型產生最佳投資組合並評估其績效。

## 參、研究方法

本研究希望比較四種擇股模型包括 GP 模型、GA 模型、GD 模型、NNW 模型所求得的結果，並將該四個模型透過結合級比檢驗之實證結果融合整合為 DS 模型。本實驗設計針對台灣證券交易所中電子工業類的上市公司進行擇股決策，並根據以往的文獻選取重要影響變數。由於本研究以基本面分析為主，因此大多數的評估變數屬於財務比率，將原始資料經處理除去單位的影響後，並將研究樣本透過五種模型進行運算，求得最佳投資組合。因此以下分別簡述說明所使用之模型。

一、 GP 模型：灰色系統之灰預測模式(Gray Prediction, GP)為建立為一連續型的微分方程 (Deng, 1998)，利用此一模式，可對系統的發展變化進行分析、觀察，並作出長期的預測。而該模式只要有四筆以上的資料即可建立模型，且無須對研究樣本之母體分配做許多嚴格假設。此模型須將原數列數據以不同方式進行累加生成處理(Accumulated Generating Operation , AGO)，然後利用經過處置的新序列建立具有一階一個變量的 GM(1,1) 灰預測模型如下：

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1))e^{-ak} + \frac{b}{a}(1 - e^{-ak})$$

其中  $a$  稱為發展係數， $b$  稱為灰作用量。將上式經過累減生成後則可得

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k)$$

在灰色系統中和數據生成有關的主題為級比，而級比檢驗(Class Ratio)的目的是為檢測序列是否可以建模用的依據，數值的大小對建立預測系統的序列而言，應該落在區間  $(0.135, 7.389)$ 。如果數值在此一區間外，級比檢驗值  $\sigma(k)$  過大而進入  $(7.389, \infty)$ ，或者  $\sigma(k)$  過小而進入  $(\infty, 0.135)$ ，都不可能建立具有實用價值的預測模型，因此  $(0.135, 7.389)$  被稱為級比的可容區。

**二、GA 模型：**基因演算法 (Genetic Algorithm, GA) 是模仿自然演化過程的一種最佳化的搜尋技術。其基本精神是利用大自然中生物與生物間競爭求生存的演化模式，依據世代演化對問題的可行解空間進行系統化的多維空間搜尋。本方法在求最佳解的過程是一種隨機搜尋方式，適合應用複雜、搜尋空間很大或是有雜訊且無法預測的最佳化問題。透過針對問題的特性，設計一適應函數，並藉由變數所組成染色體形成集合。染色體個數可由使用者自訂且隨機產生，每個染色體中的自變數會先經過編碼，接著挑選適應函數值最佳的染色體經由交配 (Crossover) 及突變 (Mutation) 的過程即完成一個世代的基因演算法則，此過程反覆運作直到滿足終止條件。所以其運算過程中須設定編碼、適應函數、選擇、交配、突變、停止條件等。此外於基因演算法的選擇機制，依據每個染色體的適應程度不同，對問題適應程度較高的染色體將在下一代被大量的複製，確保整個最佳解的求解過程。本模型採用輪盤法 (Roulette Wheel Selection)，利用每個染色體的適應值的大小來決定被挑選進入下一代的機率，因此適應值越高，越容易被選擇到。同時本模型編碼的方式包括建議投資的公司與影響擇股決策的變數權重等二類。在評估該公司是否為建議投資的公司時，以二進位的編碼方式決定該公司是否值得投資，每一個基因值代表著該公司是否被列選為值得投資公司，0 代表該公司不為建議投資公司，1 代表該公司值得建議投資。在變數權重方面，以非二進位的編碼方式求得變數權重。本研究以 13 個財務比率作為評比變數，每個變數以不同數值 (1~13) 作為權重代碼，經運算過程中，代碼會不斷的交換改變，而停止運算後的代碼表示著對該變數對擇股決策的影響程度；數值越高，該變數影響越大。最後再將運算後的代碼轉換為數值以表示該變數的影響程度百分比。

**三、GD 模型：**灰色決策 (Grey Decision, GD) 指從解決某事件的不同對策當中，藉由不同的尺度準則下來衡量每一個對策的效果，進而選擇效果最佳解的過程，而事件 (Event) 與對策 (Game) 的組合稱為灰色決策中之局勢 (Situation)，對策的好壞與所用的評準尺度有關，對於這些尺度在此稱為目標 (Target)。對於灰色局勢決策的基本理論與運算過程包括下列步驟：

1. 建立局勢矩陣  $S_{ij}=(a_i, b_j)$ ，利用第  $j$  個對策去應付第  $i$  個事件的局勢。
2. 求出效果測度矩陣，依據各個目標的屬性不同，計算出的效果測度也不同。目標效果測度可視具體情況而定，一般分為上限效果測度、下限效果測度及適中效果測度。

### 3. 求出綜合效果矩陣 (Decision Matrix)

若局勢  $S_{ij}$  有  $p$  個目標，即  $k=1, 2, 3, \dots, p$ ，則綜合效果測度  $r_{ij}$  為

$$r_{ij} = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^{\ell} r_{ij}^k$$

考慮有  $m$  個對策用來對付  $n$  個事件，則有整體的綜合效果測度矩陣  $r$

$$r = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \cdots & \cdots & & \cdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm} \end{bmatrix}$$

#### 4. 決定最佳局勢決策

根據綜合效果測度矩陣  $r$  的定義可得知， $r$  中的列代表著不同的事件，而行則代表不同的對策。決策是挑選最佳的局勢，因為決策矩陣是由行與列所組成，因此列決策是選擇最好的對策來匹配不同的事件達到滿意的效果，行決策是由最適宜的事件來匹配不同的對策。

四、NNW 模型：演化式類神經網路(Neural Network, NNW)為本研究所使用的第四種模型，此模型將基因演算法運用在連結權重與偏權值的計算上，首先由類神經網路的架構，得知所需的權重及偏權值數目，隨後建立基因演算法中之染色體，隨機的產生 10 個初始族群後，將每條染色體代入先前架構好的類神經網路中，得到類神經的輸出值。並將此輸出值與實際值相比，而基因演算法中的適應函數(Fitness Function)可表示為下式：

$$FF = \frac{1}{T_1 - 1} \sum_{t=1}^{T_1} (r_{actual} - \hat{r}_{gann})^2$$

其中， $r_{actual}$  為真實的目標值， $\hat{r}_{gann}$  為網路所得到的輸出值， $T_1$  為樣本數。若誤差已達收斂，則代表此網路已建構完成，若誤差未達收斂，則依據各染色體適應函數的高低進行基因演算法中挑選、交配與突變的程序步驟。透過基因演算法演化得到最佳族群後，將其數值代入原先倒傳遞類神經網路之權重及偏權值，讓網路架構進行再訓練過程。

五、DS 模型：證據理論 (Dempster-Shafer Theory, DS)，可應用於不確定性資訊下進行決策分析。此類資訊通常含有證據來源不可靠，不確定，不完全，互相矛盾，或甚至錯誤的性質。證據理論由 Dempster 提出，並且經過 Shafer (1976, 1986)，改進和發展而成的推理模式。證據理論源自機率理論但可區別訊息不確定性與訊息不知道二者的差異，因此可綜合所收集證據進行決策判斷並產生一致的結果。

證據理論將各種描述情勢的全部假說定義為識別框架  $\Theta$  並利用信任函數 Bel 和概似函數 Pl 來處理所收集的證據與知識，對每一個事實用(Bel(A),Pl(A))表示對該事實 A 的信任程度或是不確定區間的機率，並可根據識別框架的基本概率分配函數直接計算得到 A 的信任程度，藉此完成對不確定性知識的處理。

對於多個證據信任程度的融合，令  $m_i, m_j$  分別表示不同資訊的信任分配程度，如果它們是由獨立的資訊所得到，則融合後的信任函數可表示為 (Wu et al., 2002)：

$$(m_i \oplus m_j)(A) = \frac{\sum_{E_k \cap E_{k'} = A} m_i(E_k) m_j(E_{k'})}{1 - \sum_{E_k \cap E_{k'} = \emptyset} m_i(E_k) m_j(E_{k'})}$$

## 肆、研究設計與實證結果

由於我國曾是深受國際矚目的資訊產品生產大國，而電子產業為證券交易所中交易量最大的產業，再加上台灣出口商品以電子商品為主，本研究取台灣證券交易所電子工業的上市公司為主要研究對象。資料取自於台灣經濟新報(TEJ)，樣本期間為 2001 年 6 月至 2007 年 9 月，資料形態以季資料為主，共約 6 年 24 季。為了客觀起見，將上市未滿兩年、近期即將下市以及研究期間資料有缺空等公司給予剔除。參考以往文獻所使用的變數後，本研究採用的變數，分別為股價淨值比、每股盈餘、本益比、負債比率、稅後息前的總資產報酬率、股東權益報酬率、存貨週轉率、應收帳款週轉率、流動比率、速動比率、營收成長率、純益率、研發費用等 13 項變數作為擇股準則之變數。

首先必須先將原始資料轉換成效果測度後，才可經由擇股模型選出最適合投資之公司，最後以考慮除權除息之股價報酬率評估投資績效的準則，並檢視投資報酬率是否大於五大銀行 3 個月存款利率及台灣加權股價指數與台灣電子類股價指數之報酬率。把原始資料做測度轉換，除了方便灰色局勢決策的運算外，亦可把資料的單位去除。但在資料轉換之前，必須檢視變數的本身是屬於上限效果測度、下限測度或是適中效果測度，以下將各變數屬性與定義整理於表 1。

表 1 變數說明

變數名稱	定義
股價淨值比	市場對於公司價值的評估
每股盈餘	評估公司的獲利能力
本益比	投資人預期該公司的成長潛力
負債比率	資產總額有多少比例由債權資金所支應
ROA(稅後息前)	衡量每 1 元總資產所賺得的稅後息前淨利
ROE	衡量每 1 元股東權益所賺得的稅後淨利
存貨週轉率	當期中企業進出存貨的平均次數
應收帳款週轉率	企業在當期從生產到收現的平均次數
流動比率	衡量企業在短期內償付債務的能力
速動比率	衡量企業在扣除存貨後於短期內償付債務的能力
營收成長率	衡量公司的獲利成長幅度
純益率	評估公司在營運當中實際所獲得的獲利
研發費用	衡量公司對於創新產品投入的資源

本章節說明 GP 模型、GA 模型、GD 模型、NNW 模型求得的結果，並將該四個模型透過結合級比檢驗之證據融合整合為 DS 模型，並比較之間的差異；最後再與電子類股價指數、台灣加權股價指數、全部的樣本平均報酬率及五大銀行 3 個月存款利率比較，以驗證模型的績效。

### 一、單季模型實證結果

由表 2 可知，每一季各模型挑選為值得投資的前十家公司均有所差異。以 2007 年第一季為例，GP 模型以灰色預測模型運算後，可得知該季被選為值得投資的前三家公司分別為力廣、麗正、連宇，GA 模型則為可成、鴻準、訊連，GD 模型則為中福、華泰、精英，NNW 模型則為中福、麗正、華泰。其中 GD 模型及 NNW 模型所得到結果較為相近。由於每季的運算是獨立的，當季被列為值得投資之公司在下一季也可能被選出，將每季所選出的前十家公司做次數統計。其中發現中福、華泰等多次被 GP 模型列選為適合投資的公司。而可成、鴻準等多次被 GA 模型列選為適合投資的公司。由於每一種模型之決策方法與原理有所差異，從 GD 模型每季所選出的前十家公司做次數統計可發現台積電、亞光等多期列選為適合投資的公司。力廣、中福則多次被 NNW 模型列選為適合投資的公司。針對每次進場只投資一家公司的一般投資散戶而言，每季所選出的前十家公司可作為選股決策的依據。

表 2 建議投資公司之前十家公司 (以 2007/Q1 為例)

GP		GA		GD		NNW	
公司名稱	報酬率	公司名稱	報酬率	公司名稱	報酬率	公司名稱	報酬率
2348 力廣	-36.16	2474 可成	-21.21	2474 可成	-21.21	1435 中福	14.31
2302 麗正	18.35	3035 智原	24.18	2354 鴻準	1.76	2329 華泰	58.3
2482 連宇	8.31	2353 宏碁	0.79	5203 訊連	-4.92	2331 精英	5.65
2358 美格	-6.35	5203 訊連	-4.92	2353 宏碁	0.79	2340 光磊	26.22
2329 華泰	58.3	2354 鴻準	1.76	3035 智原	24.18	2348 力廣	-36.16
2388 威盛	2.93	2485 兆赫	21.24	2473 思源	18.07	2388 威盛	2.93
2396 精碟	52.8	2355 敬鵬	2.86	2485 兆赫	21.24	2427 三商電	8.64
2429 永兆	-9.51	2317 鴻海	-3.48	2317 鴻海	-3.48	2429 永兆	-9.51
2364 倫飛	44.89	2439 美律	13.82	2330 台積電	-2.02	2472 立隆電	18.54
2361 鴻友	108.15	2473 思源	18.07	2439 美律	13.82	2478 大毅	98.49
平均報酬率	24.171	平均報酬率	5.311	平均報酬率	4.823	平均報酬率	18.741

為了評估模型的可行性，採用考慮除權除息因子之股價報酬率作為評估此模式的績效。由表 3 得知，經 24 季連續測試期間，由 GP 模型所選出的投資組合報酬率(2.44%)略低於全體樣本(2.72%)、但高於電子類股價指數(-0.28%)、台灣加權股價指數(0.44%)與五大銀行三個月存款利率(0.44%)。表示投資人將資金投入經由 GP 模型所選出的投資組合，其績效比將資金投入電子類所有公司甚至為台灣證券交易所所有上市公司來得高。除此之外，經由 GP 模型所求得的投資組合報酬率高於五大銀行三個月存款利率，表示將資金投入

於模型所求得的投資組合報酬將遠高於銀行給予的利息，可達到增加財富價值的目的。

經 GD 模型以灰色局勢決策之模型運算後，依據各個目標的屬性不同，計算出的效果測度也不同。目標效果測度可視具體情況而定，一般分為上限效果測度、下限效果測度及適中效果測度。由表中得知，經由 GD 模型所選出的投資組合報酬率(3.05%)高於全體樣本。同時優於其他評估指標。接著利用 NNW 模型以基因演算之類神經網路建構擇股模型執行擇股決策並求出適合的投資組合。在執行模型前須對必要參數加以設定，其參數的設定值如表 4 所示。相同地，為了驗證模型的可行性，本研究採用考慮除權除息之股價報酬率作為評估該模式的績效。經由 NNW 模型所選出的投資組合報酬率(2.84%)高於全體樣本(2.72%)、電子類股價指數、台灣加權股價指數與五大銀行三個月存款利率。經由 GA 模型所選出的投資組合報酬率(3.30%)高於全體樣本，同時與其他三種模型所選出之投資組合之報酬率比較，其報酬率為所有模型之冠。

表 3 模型投資組合績效比較表

比較項目	股價報酬率 平均數
經 GP 模型求得的投資組合	2.44
經 GA 模型求得的投資組合	3.30
經 GD 模型求得的投資組合	3.05
經 NNW 模型求得的投資組合	2.84
全體樣本	2.72
電子類股價指數	-0.28
台灣加權股價指數	0.44
五大銀行 3 個月存款利率	0.44

表 4 NNW 及 GA 模型之參數設定

參數名稱	參數設定值	參數名稱	參數設定值
網路層數	2	網路訓練次數	3000
轉移函數	雙曲線函數	學習速率	0.5
交配率	0.8	選擇方式	Roulette Wheel
突變率	0.3	母體大小	20

## 二、DS 整合模型實證結果

雖然由上述之結果發現 GA 模型求得的投資組合報酬率優於其他三種模型，同時 GP 模型之表現最差，但 GP 模型之灰色預測未考慮原始資料之級比檢驗，而直接將各季資料建模預測，因此可能導致擇股決策上會有所誤差。因此將資料先經過級比檢驗後，如果該季資料違反級比檢驗，即未在資料之可容區內，則改以應用 Dempster-Shafter 理論融合各模型結果之 DS 整合模型建構的擇股模型預測，最後再計算所有測試期之平均報酬率結果為 4.69%，除了高於

全體樣本(2.72%)、電子類股價指數、台灣加權股價指數與五大銀行三個月存款利率外並優於所有其他四種模型之結果。

### 三、模型綜合比較分析

將上述各模型之平均報酬率結果比較後得知，所有模型之平均數均高於台灣加權股價指數、電子類股價指數甚至高於五大銀行之三個月存款利率，表示無論在哪個樣本中選擇任何模型，均能帶給投資人的投資報酬率遠高於定期存款利率，提高財富真實價值，並且模型 DS 的投資組合報酬績效比其他投資組合高。為了更近一步了解五種模型何者投資績效最好，本研究將各模型分別就測試期間總平均報酬率及測試期間超越全體樣本平均報酬率次數進行比較，結果見表 5。

表 5 各模型總平均報酬率比較表

季報酬率	GP	GA	GD	NNW	DS	Benchmark
2007/Q3	-0.65	6.20	3.57	4.03	4.03	2.67
2007/Q2	8.88	13.75	9.32	11.97	13.75	12.02
2007/Q1	24.17	5.31	4.82	18.74	24.17	8.97
2006/Q4	8.53	9.25	10.62	6.70	9.25	10.12
2006/Q3	4.31	4.10	3.90	2.16	4.10	2.32
2006/Q2	-13.61	-5.84	-5.38	-7.06	-5.38	-8.47
2006/Q1	9.73	6.47	5.98	3.28	5.98	3.83
2005/Q4	15.41	7.77	7.99	11.21	7.77	13.06
2005/Q3	4.98	8.22	5.98	2.25	4.98	3.33
2005/Q2	7.76	4.67	3.13	6.38	7.76	9.07
2005/Q1	4.59	0.87	0.47	-1.04	4.59	0.40
2004/Q4	8.37	7.75	8.06	9.25	8.06	5.09
2004/Q3	-4.62	-3.48	-2.25	0.59	-2.25	-3.31
2004/Q2	-11.74	-6.35	-6.01	-11.53	-11.53	-8.61
2004/Q1	-9.89	-3.72	-4.04	-3.30	-3.30	-7.36
2003/Q4	-0.84	4.79	4.07	8.70	8.70	2.10
2003/Q3	2.83	0.22	-0.84	1.56	1.56	-1.58
2003/Q2	19.08	6.73	7.35	9.33	6.73	14.20
2003/Q1	-6.94	-3.16	-5.22	-4.74	-3.16	-4.61
2002/Q4	-5.55	-6.19	-7.00	-11.00	-7.00	-9.86
2002/Q3	-11.18	-4.01	-6.03	-16.98	-6.03	-10.48
2002/Q2	-23.12	-14.49	-10.63	-19.17	-10.63	-15.78
2002/Q1	4.37	10.12	11.28	8.35	10.118	13.18
2001/Q4	23.73	30.18	33.98	38.56	40.18	34.95
總報酬	58.57	79.13	73.13	68.23	112.45	65.23

表 6 各模型報酬率超過全體樣本次數比較

方法模型	模型最高平均報酬次數					超過全體樣本平均報酬次數				
	GP	GA	GD	NNW	DS	GP	GA	GD	NNW	DS
2007/Q3	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1
2007/Q2	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1
2007/Q1	1	0	1	0	1	1	0	0	1	1
2006/Q4	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
2006/Q3	0	1	0	0	0	1	1	1	0	1
2006/Q2	0	0	1	0	1	0	1	1	1	1
2006/Q1	0	0	1	0	0	1	1	1	0	1
2005/Q4	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
2005/Q3	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1
2005/Q2	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0
2005/Q1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1
2004/Q4	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1
2004/Q3	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1
2004/Q2	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0
2004/Q1	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1
2003/Q4	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1
2003/Q3	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1
2003/Q2	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
2003/Q1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1
2002/Q4	0	0	1	0	0	1	1	1	0	1
2002/Q3	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1
2002/Q2	0	0	1	0	1	0	1	1	0	1
2002/Q1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2001/Q4	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1
次數	4	9	9	6	10	10	16	16	9	18
百分比	17%	38%	38%	25%	42%	42%	67%	67%	38%	75%

由表 6 得知，整體而言如果以總平均報酬來比較或五種模型中獲得總平均報酬最高次數來看，DS 模型均為五種模型中執行績效最好的模型。如果以超過全體樣本次數的角度比較，DS 模型亦均為所有模型內績效最好的模型。NNW 模型雖然於模型最高平均報酬次數勝過 GP 模型，但其超過全體樣本平均報酬次數卻比 GP 模型低。若想提供擇股模型給證券相關機構所使用，以實用性而言，還是以 DS 模型為最佳推薦模型。

雖然 GP 模型、GA 模型、GD 模型、NNW 模型等四種模型執行績效均有不錯的表現，卻無法事先預知每季之預測中何者模型較為重要，應該採用那一類模型。因此無法利用每種模型優勢以降低預測偏誤的機率。本研究建構出一

套整合 DS 擇股模型，並且找尋四種模型對擇股決策的影響程度及互補結合關係進行融合後預測，以提供最佳綜合效果之模型，提供投資大眾作為選擇投資標的另一方面選擇。DS 整合模型於測試期間超越全體樣本平均報酬率次數為 18 次，總平均報酬高達 112.45% 遠超過其他模型。實證結果證明該模型經由考慮資料之級比檢驗，同時結合其他模型輸出結果所建構的擇股整合模型所求得的投資組合報酬將可為投資者獲得最大報酬並達到增加財富價值的目的。

## 伍、結論

人工智慧、計算智慧與資料探勘均為近年來新興之研究方法。其理論不同於計量模型但卻可提供一般投資人更方便的擇股策略模型選擇，有助於評估投資決策。本研究以 2001 年至 2007 年資料，應用不同理論模式進行多種擇股模型之實證，並針對各模型實證結果相互比較，同時希望能建構出一套較佳之擇股策略模型，以提供給投資大眾所使用。透過 Dempster-Shafer 證據理論融合差異性結果，並以級比檢驗作為模型整合之依據建立整合模型進行綜合比較，其結果顯示所有模型之報酬率平均數均高於台灣加權股價指數、電子類股價指數甚至高於五大銀行之三個月存款利率，表示無論選擇任何模型，均能帶給投資人的投資報酬報酬率高於定期存款利率，提高財富真實價值。

雖然 GP 模型灰色預測之績效未能超越全體樣本平均報酬率，但實證結果發現 GP 模型經級比檢驗後並藉由其他模型之實證結果融合所建立之 DS 整合模型之投資組合，其報酬績效較原四種基本模型之投資組合大幅增加，其中 DS 整合模型之總平均報酬更高達 112.45%，由此可知於灰色預測模型中利用級比檢驗可降低誤差並對不同模型進行互補結合，對報酬率之提升確實有極大的幫助，同時所建構的擇股模型可發揮最大之預測綜效。

如果以各模型報酬率超過全體樣本次數方式評估比較，DS 模型為所有模型中績效最好的模型。GP 模型雖勝過 NNW 模型，但其投資報酬率卻比 NNW 模型低。此結果說明較多勝率次數不一定會獲得較高之報酬。由於本研究限制無法包括所有變數，同時研究對象僅為台灣上市之工業電子產業，未包含其他產業，後續研究可將台灣其他重要產業加入，或將研究對象改為基金、期貨或其他金融性商品。此外台灣股市易受物價波動、國際政經活動等消息面之影響，許多投資者以短線操作為主，若能在模型中加入擇時系統之輔助，將更能幫助投資人操作之輔助。

## 參考文獻

### 中文文獻

1. 汪秋菊、索志林, 2007,「多目標局勢決策在企業人力資源配置中的應用」, 大慶石油學院學報, 31卷2期: 92~95。
2. 周宗南、林典蓉, 2008,「應用基因演算法與灰色決策建構擇股策略模型」, 第九屆管理學域學術研討會論文集, 朝陽科技大學。
3. 張小健、薛青, 2005,「灰色局勢決策在市場選擇中的應用」, 經濟管理新管理學報, 18期: 70~75。
4. 孫嘉鴻, 2004,「灰預測與演化式類神經網路應用於臺指選擇權之研究」, 2004臺灣商管與資訊研討會, 臺北大學。
5. 鄭丞君, 2005,「基因演算法應用於顧客旅遊行程路徑最適化模型之研究」, 旅遊管理研究, 4卷1期: 53~66。

### 英文文獻

1. Badrinath, S. G. and Kini, O. (1994), "The Relationship between Securities Yields, Firm Size, Earnings-Price Ration and Tobin's Q," Journal of Business Finance, 109-131.
2. Chang, K. H. and Wu, C. S. (1998), "A Gray Time Series Model on Forecasting the Chinese New Year Effect in the Taiwan Stock Market," Journal of Grey System, 1(1), 55-63.
3. Chang, E.C and Lewellen, W.G. (1984), "Market Timing and Mutual Fund Investment Performance," Journal of Business, 57-72.
4. Chou, T. (2007), "An Integrated Corporate Merger Decision-Making System for the Taiwanese Cable Television Industry," International Conference on Convergence Information Technology, 212-216, Gyeongiu, Korea.
5. Galbraith, C.S. and Merrill, G. B. (1991), The Effect of Compensation Program and Structure on SBU Competitive Strategy: A Study of Technology-Intensive Firm. Strategy Management Journal, 12, 253-370.
6. Deng, Ju-Long (1998), "Essential Topics on Grey System," Theory and Application, China Ocean Press.
7. Markowitz, H. M. (1952), "Portfolio selection," Journal of Finance, 77-91.
8. Markowitz, H.M. (1959), "Portfolio selection: Efficient Diversification of Investments," New York, John Wiley and Sons.
9. Murphy, K. J. (1985), "Corporate Performance and Managerial Remuneration: An Empirical Analysis," Journal of Accounting and Economics, Vol.7, P11-42.
10. Sharpe, W.F. (1966), "Mutual Fund Performance," Journal of Business, Vol.39, 119-138.

11. Wang, J. H., and Chen, S. M. (1998), "Evolutionary stock trading decision support system using sliding window," IEEE World Congress on Computational Intelligence.
12. Wu, H., Siegel, M., Stiefelhagen R. and Yang J. (2002), "Sensor fusion using Dempster-Shafer theory," Proceedings of IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Anchorage, AK, USA.
13. Shafer, G. (1976), "A Mathematical Theory of Evidence," Princeton, NJ, University Press.
14. Shafer, G. (1986), "Probability Judgement in Artificial Intelligence," Uncertainty in Artificial Intelligence. New York, Elsevier Science.