

結合灰關聯分析之模糊連續遺傳演算法 對選擇權之評價

黃永成
義守大學會計系

摘要

本研究結合灰關聯分析之模糊連續遺傳演算法，做為評價選擇權的另一工具。首先以灰色關聯分析找尋除了Black-Scholes評價模型之外足以影響選擇權價格的因素，再透過模糊數之運算將實數變數轉為模糊數，做為模糊連續遺傳演算法的輸入與輸出變數，尋找更精確的選擇權評價方法，最後再和Black-Scholes評價模式相互比較。在總體經濟面選擇：一個月定存利率、對美元匯率與臺灣加權股價指數變動率三個變數。在技術指標方面選擇：標的股票成交量、個股選擇權成交量、個股選擇權未平倉量以及五日RSI等四個變數，做為模糊連續遺傳演算法的輸入變數，實證結果，在加入由灰關聯分析，所篩選的變數後，模糊連續遺傳演算法的預測準確度高於Black-Scholes評價模型以及僅以Black-Scholes模型之變數為輸入變數的模糊連續遺傳演算法。

關鍵字：灰關聯分析、模糊連續遺傳演算法、選擇權評價

Option Pricing Using Fuzzy Continuous Genetic Algorithm Via Grey Relational Analysis

Yung-Cheng Huang
Department of Accounting, I-Shou University

Abstract

This paper aims to combine fuzzy continuous genetic algorithm (FCGA) of grey relational analysis as another tool for the option pricing. In the first place, except for the Black-Scholes pricing model, we used grey relational analysis to seek the variables that are the factors sufficient to influence option price. Then, through the fuzzy number calculation, the variables were transformed to the fuzzy numbers which were used as the input and output variables for fuzzy continuous genetic algorithm. This helps seek more precise method of the option pricing. Finally, the results were compared with Black-Scholes option pricing model.

With regard to the selection from the macroeconomic perspective, there are three variables, i.e., the monthly deposit rate, the exchange rate for Taiwan dollars to US, and the change rate of Taiwan stock exchange weighted price index. Considering the selection from the technical index perspective, there are four variables—the underlying stock trade volume, individual stock option trade volume, individual stock open interest volume, and 5-day RSI—used as the input and output variables for fuzzy continuous genetic algorithm. The empirical results revealed that, after the addition of variables selected by grey relational analysis, the forecasting precision gained by fuzzy continuous genetic algorithm was higher than that gained by Black-Scholes option pricing model as well as by using only Black-Scholes model variables as input variables of fuzzy continuous genetic algorithm.

Key words: Grey relational analysis, Fuzzy Continuous Genetic Algorithm (FCGA), Option pricing

壹、前言

衍生性金融商品被稱為二十世紀財務工程界最偉大的發明，也讓整個金融市場因此蓬勃發展，一片欣欣向榮，然而成也衍生性金融商品敗也衍生性金融商品，若把二十一世紀初的金融大海嘯歸因於衍生性金融商品也不為過。儘管如此，衍生性金融商品已成為投資理財不可或缺的重要工具，不管現在或未來衍生性金融商品不但不會在金融市場上消失，反而可能更日趨重要，所以對衍生性金融商品的研究更不能被漠視。

金融市場上對於金融商品的研究，最為基本也最為重要的莫過於對金融商品的評價，一個合理正確的評價是每一個交易者所最為重視的，因此對於衍生性金融商品的定價研究，一直是學術界的熱門研究主題，也是實務界所重視的。對於衍生性金融商品的定價研究，從Black與Scholes（1973）於1973年發表選擇權的定價模型之後，便開啟的研究的熱潮，有關於選擇權的定價理論與模型，如雨後春筍般的一湧而出，綜觀這些財務工程在選擇權的評價計算方式，大致上可分為公式封閉解法與數值分析法等兩大類型，而且這兩大類型的選擇權評價模式已發展得相當成熟。例如公式解法中最經典的Black-Scholes評價模型，以及往後學者針對各種不同類型的選擇權所提出的公式解，其中Barone-Adesi與Whaley（1987）所提出針對美式選擇權評價的二次方約估法（quadratic approximation）在實務上被廣為運用。此外，Bjerk Sund與Stensl（1993）提出的約估方法可以用來訂定股票、期貨與外匯的美式選擇權價格，是一種屬於解析性方法，電腦運算效率很高，其精確性優於Barone-Adesi and Whaley模型。而此皆屬於基本選擇權的公式封閉解法，對於異形選擇權（Exotic Options）評價的研究，Rubinstein（1991）提出複雜抉擇形選擇權定價模型，持有人有權在時間 t 決定選擇權為標準買權（call）或賣權（put）。Merton（1973）和Reiner與Rubinstein（1991）提供標準障礙式選擇權的定價公式，分別對入局障礙選擇權與出局障礙選擇權作評價分析。至於數值分析法，主要的有樹網模型（Tree Model）、有限差分法（Finite Difference Method）與蒙地卡羅模擬（Monte Carlo Simulation）等方法，與公式封閉解法相較之下各有其優缺點，基本上公式封閉解的方式，提供了快速的計算，較不具適用性，常無法套用在其他性質相似或相異的選擇權上，而數值分析法提供了較具彈性的分析方法，能處理各種類型的選擇權。諸如此類的選擇權評價模式，不勝枚舉不在此一一詳述。

不論是公式封閉解或是數值分析解都已有相當的成就，然而運用於實務上，與市場價格皆存在顯著的差異，歸納其原因不外乎其理論的基本假設與市場實務上相背離，或是受到市場交易機制的限制，亦或是投資人投資行為的影響，是故有更多的學者嘗試以非傳統的財務工具尋找更具效率與精準的定價模式或作為傳統財務工程評價模式的輔助工具，常見的有灰色系統理論（Grey System Theory）如施能仁與劉定焜（1998）；模糊理論（Fuzzy Theory）、遺傳演算法（Genetic Algorithm:GA），如Grace（2000）藉由遺傳演算法精確快速的尋找隱含波動率，以提高Black-Scholes模型的精確性；類神經網路（Neural Networks），如Hanke（1997,1999）、Zapart（2003）等人的研究皆有很好的效果，唯其所使用

輸入的變數，皆相同於公式封閉解或數值分析解，或是主觀的加入足以影響選擇權價格的因素，如選擇權之交易量、未平倉量等，對於影響選擇權價格因素的篩選並沒有較具理論與客觀的方法，是故仍無法跳脫於原有的理論假設的框架，而且皆僅於使用單一工具做為評價的方法。基於此理由，本文嘗試以異於前人的研究，尋找一更貼近實務市場的評價模式。

近年來資訊科技的進步一日千里，軟、硬體的工具已不再是昂貴不可及，而且處理大量資料以及運算的速度也不再是電腦程式的主要負擔，是故經由電腦的輔助，人工智慧、專家系統再度的受到重視。本文便以電腦處理繁雜資料的優勢以及快速計算的能力，結合灰關聯分析、模糊數理論與遺傳演算法，建構一模糊連續遺傳演算法 (Fuzzy Continuous Genetic Algorithm: FCGA)，作為各種選擇權的評價工具，以提供投資人購買選擇權時的決策依據。

本研究的主要目的在於對台灣期貨交易所買賣的個股選擇權做評價，首先應用灰色系統理論中的灰關聯分析作為篩選變數的工具，再整合模糊數理論與模糊遺傳演算法，架構一個更貼近實務市場的選擇權評價模型。本研究架構的選擇權評價模型，可以排除傳統財務工程理論模型的基本假設，直接從總體經濟面、市場的實際交易資料選取變數，因為所有因素皆取自於交易市場的實務資料，因此資料已反映了市場所有訊息，如交易成本、交易稅等等，故無須對模型定義任何前提假設，是故可以稱為一貼近市場的評價模型。本研究方法首先利用灰色關聯分析找尋自變數與因變數之間關連性的優異特性，具理論性與客觀性的選取影響選擇權價格的因素，以避免陷於主觀的選取因素模式。參照Chiang et al. (1995)、于鴻潔(1997)、陳育聖(1998)與林曉雯(1997)等學者的研究結果，從總體經濟面的各相關因素中，如匯率、物價指數、失業率…等，以及成交價、成交量等各相關技術指標，透過灰關聯分析的理論客觀的尋找除了Black-Scholes評價模型中所包含的變數外，足以影響選擇權價格的因素變數。接著再透過模糊理論將各因數之實數變數值轉化為模糊數。在此，模糊數的運用主要在於讓輸入變數與輸出變數具備連續性之特性，再以模糊數做為模糊遺傳演算法的輸入與輸出變數，尋找一更精確的選擇權評價方法，最後再和傳統的選擇權評價模式相互比較。

本研究主要之貢獻，首先對於選擇權的評價理論中，我們排除了對實務交易市場各種假設，而直接選取資料於總體經濟面與交易市場中，直接貼近實務面，故不需對市場作任何前提假設（如無交易稅、無交易成本…等）；其次，我們使用灰關聯分析找尋因素間相關性的優點，客觀性的找尋影響選擇權價格的因素，能夠有效的選取影響因子而不落入主觀的困境；三、我們透過模糊理論之模糊數的運用，將所有輸入輸出變數皆以模糊數來運算，建構出連續性與動態的觀念，提升遺傳演算法的收斂速度與求解的精確性。

本文共分為五個章節：第一為前言，描述本文之研究背景與目的。第二：文獻探討，探討與本研究相關之文獻。第三：研究方法，描述本文之研究資料與研究方法之步驟。第四：實證結果，描述本研究之實證結果與結果之討論。第五：為本文之結論以及相關之建議。

貳、文獻探討

對於選擇權評價的實證研究中，普遍認為選擇權市場價格與理論價格間存在著顯著的差異，其原因不外乎理論的基本假設與市場上實際的情況相背離，例如：一般的評價理論模型皆假設市場是為完美的市場，亦即在市場上交易沒有交易成本、交易稅以及有價證券可以無限制的分割，市場上可以以無風險利率無限制的借貸等等前提假設，然而市場的交易實務並非如此。再則，像市場的透明度、資訊不對稱的存在、市場交易機制的限制以及總體經濟因素的改變，都是造成選擇權理論價格與市場價格偏離的原因。而在先前學者的研究中，認為造成選擇權市場實際價格與理論價格差異的主要因素有三：

(一) 價內、價外程度¹：Black (1975) 與Merton (1976)均指出極度價內與極度價外的選擇權，市價與理論價格存在系統性誤差，MacBeth 與 Merville (1979)則發現Black-Scholes 模式會低估價內選擇權，高估價外選擇權。

(二) 流動性(每日交易單位/在外流通單位)：價量關係一直是學界與業界研究的重要課題之一，就技術分析的層面而言，「量比價先行」是廣為投資人所認同的，而交易量的大小則象徵著流動性的大小，對投資人而言流動性風險為投資策略上一種不可忽略的風險。Long與Officer (1997)之實證發現交易量較高的選擇權市價與Black-Scholes模型價格之誤差較低，可見流動性風險頗受市場重視。

(三) 距到期日長短：選擇權的價值包含履約價值與時間價值，其中時間價值將隨著時間越接近到期日而遞減。Black (1975) 與Merton (1976)指出對於到期日不到三個月的選擇權，Black-Scholes模型會產生系統性誤差，MacBeth 與 Merville (1979)亦發現Black-Scholes模型會高估到期天數小於90天之價外選擇權。而此三種因素又以價內程度為最，因為只要處於深度價外的選擇權，投資人交易意願也較低，進而流動性會降低，故市場價格較不易反映其真實價格，而使誤差擴大。

一、Black-Scholes選擇權評價模型

科973年Black和Scholes推導出選擇權的評價模式，開啟了對選擇權評價理論的研究熱潮，其詳細之前提假設與推導過程不再贅述，僅就其公式內容與相關影響變數節錄如下：

$$\text{買權公式： } c = S_0 N(d_1) - Ke^{-r} N(d_2) \quad (1)$$

$$\text{賣權公式： } p = Ke^{-r} N(-d_2) - S_0 N(-d_1) \quad (2)$$

其中

$$d_1 = \frac{\ln(S_0/K) + (r + \sigma^2/2)T}{\sigma\sqrt{T}} \quad (3)$$

$$d_2 = \frac{\ln(S_0/K) + (r - \sigma^2/2)T}{\sigma\sqrt{T}} = d_1 - \sigma\sqrt{T} \quad (4)$$

¹ 價內、價外：就選擇權買權而言，當標的股票的市場價格減選擇權的履約價格，若大於零則為價內，等於零為價平，小於零則為價外，選擇權賣權之價內、價外則相反。

函數 $N(x)$ 代表標準常態分配之累積機率函數， c 和 p 代表歐式買權與賣權的價格， S_0 為目前標的股票價格， K 表履約價格， r 表無風險利率（連續複利）， T 表到期時間， σ 為標的股票股價報酬的波動率，此五個影響選擇權的因素，亦為本研究模糊連續遺傳演算法與類神經網路基本的輸入變數。

二、灰色關聯分析

關聯分析又稱為系統因素分析，基本上是一種相對性的排序分析，透過關聯分析可將系統內眾多因素，依其對系統影響強弱程度，篩選出主要與重要的影響因素。在幾何上的意義是根據序列曲線幾何形狀的相似程度來判斷其關聯性是否緊密，觀察參考函數幾何形狀與比較函數幾何形狀的相似程度，幾何形狀越接近，則關聯度越大，反之則越小。故關聯度亦稱為函數的相似程度，也就是離散函數接近的測度。灰色關聯分析(Deng 1989)的主要目的在於尋求一種能夠衡量各因素間的關聯度大小的量化方法，以便找出影響系統發展趨勢的重要因素，從而掌握事物的主要特徵。系統發展趨勢的定量描述和比較方法是依據空間理論的數學基礎，確定參考數列和若干比較數列之間的關聯係數和關聯度。

灰色系統提出迄今，逐漸被應用在各個領域，國內應用灰色關聯的相關研究如，徐村和與楊宗欽（1997）利用灰關聯分析建立廣告評選模式，選出能將廣告訊息有效傳達給目標群眾的廣告媒體。林進財等（1998）對各產業作灰色關聯分析，企圖找出最佳的產業投資方案，來補助投資策略。李建興等（1999）利用灰關聯分析來檢測台灣公職人員選舉結果對台灣股價加權指數的影響，結果發現不同政黨勝選對股價加權指數有顯著的助漲作用與利空效果。

三、模糊數 (Fuzzy number)

所謂模糊數就是「大約的數」，具有以下三種特性的模糊集合稱為模糊數：（一）該模糊集合定義在實數軸 R 上。（二）該模糊集合是凸的。（三）該模糊集合是正規化的。依隸屬函數的不同，大致上可區分為三角模糊數、梯形模糊數高斯（鐘型）模糊數等。本研究定義之模糊數參照Kuo et al.（2001），將Ishibuchi et al.（1993）以及Ishibuchi et al.（1995）所使用之三角模糊數或梯形模糊數修改為不對稱鐘型（Non-symmetric bell shaped）模糊數，主要目的在於加速遺傳演算法的收斂速度以及更符合問題領域之狀態。定義如下：

定義：令模糊數 $\bar{A}=(\mu, \sigma^L, \sigma^R)_{L-R}$ 為不對稱鐘形模糊數並滿足下列函數：

$$\bar{A}(x) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma^L}\right)^2\right), & x < \mu \\ 1, & x = \mu \\ \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma^R}\right)^2\right), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中， μ ：模糊數 \bar{A} 重心點。
 σ^L ：左方標準差以 $(\mu - \min(X))/3$ 代替。
 σ^R ：右方標準差以 $(\max(X) - \mu)/3$ 代替。

本研究將灰關聯分析所選取的變數，經由模糊數的運算規則，將輸入變數轉換為不對稱鐘形模糊數作為模糊連續遺傳演算法的輸入變數，緊接著將模糊連續遺傳演算法所輸出的模糊數，經由模糊數的 α -截集運算轉化還原為實數，亦即本模型所預測的選擇權價格。

四、遺傳演算法

遺傳演算法為近年來學者經常引用的一種求解最佳化問題的啟發式方法，適合用於處理複雜的非線性最佳化問題，而且能夠求出全域的最佳 (Global Optimization) 解或近似最佳解。遺傳演算法是一種模擬物競天擇及自然進化的搜尋法則，應用遺傳演算法求解「最佳化問題」之前，必須將所遭遇的問題轉化成對應的函數，稱為適應函數 (Fitness Function)，適應函數代表著系統對外在環境的適應能力，相當於該系統的績效指標 (Performance Index)，適應函數值愈大表示該系統的績效愈好，反之表示績效愈差。其求解的過程是立於自然隨機的基礎下，進行複製 (Reproduction)、交配 (Crossover)、突變 (Mutation) 與取代 (replacement) 的運算，以求取全域最佳解。所以遺傳演算法有別於其他傳統最佳化法與搜尋法的特色有：(一) 遺傳演算法是多點搜尋法而非單點搜尋法，每個染色體即為一組解。(二) 遺傳演算法只需要代價 (Payoff) 資訊，也就是目標函數值，而不需要導數或其他輔助訊息。(三) 遺傳演算法的轉移規則 (Transition Rule) 是隨機性的 (Probabilistic) 而非決定性的 (Deterministic)。

遺傳演算法的應用如陳安斌與張志良 (2000) 運用遺傳演算法自動化之類神經網路評價已到期之十五檔台灣的認購權證，不論在評價的解釋能力與誤差程度，或在避險效果上均優於 Black-Scholes 模型，即表示台灣的認購權證市場中，遺傳演算法自動化之類神經網路能提供一個比 Black-Scholes 模型更接近市場價格、更能替發行者規避暴露風險的模型。選擇權評價模型中，標的物報酬的波動率是唯一無法直接觀察到變數，波動率的選擇會高度影響其評價的精確性，Grace (2000) 就透過遺傳演算法，建立估計波動率的模型，進一步提高 Black-Scholes 模型評價的精確性。Zapart (2003) 應用遺傳演算法訓練類神經網路所建立的模型，對以 IBM 等三家公司股票為標的股票的個股選擇權進行評價，結果比傳統的 Black-Scholes 模型更精確。

五、模糊連續遺傳演算法

Kuo et al. (2001) 將模糊數引用到遺傳演算法與類神經網路中，預測股價指數的漲跌趨勢，他們首先運用遺傳演算法能過同時求取多組解且不易落入區域最佳解的優越特性，找出類神經網路中，神經元與神經元間連結的初始權數，而降低類神經網路的訓練

次數，並加快類神經網路的收斂速度，經實證結果，其對股價指數漲跌的預測能力績效勝過買進持有的投資策略。然而Kuo et al. (2001)等人運用於模糊遺傳演算法的輸入變數，是將模糊數重新再編碼成為二進位數，並非真正的不對稱鐘型模糊數，無法達到動態的效果。Kuo et al. (2008) 改進二進位編碼的方式，改以實數做為遺傳演算法輸入輸出變數，亦即每個基因皆以實數來取代原來的二進位數，建構連續遺傳演算法做為模糊類神經網路學習模糊IF-THEN Rules的基礎。他們所建構之連續遺傳演算法以實數取代了二進位數，提升了連續遺傳演算法的收斂速度與預測能力，可見直接以實數取代遺傳演算法二進位數輸入值，具有改善遺傳演算法的功能。然而對於以時間序列的股票、期貨市場之交易資料而言，無法展現其縱向與橫向的動態連續效果，本研究則直接以不對稱鐘型模糊數做為遺傳演算法染色體的基因，不但能具備連續與動態的效果，更能掌握市場的訊息。

六、遺傳演算法與類神經網路於財務理論之應用

Hutchinson et al. (1994) 提出使用類神經網路系統於選擇權的評價，並應用Radial Basis Function 及Sigmoid Function 針對S&P500期貨買權進行評價。實證結果顯示類神經網路的評價績效較Black-Scholes 評價模式為佳。Lajbcygier (1996) 提出使用類神經網路系統中倒傳式模型來學習選擇權的Black-Scholes 評價模式，並與線性迴歸模型、Black-Scholes 評價模式、修正後的Black-Scholes 評價模式以及Barone-Adesi/Whaley 進行績效的評估比較。實證結果顯示，類神經網路用於選擇權的訂價上能獲得相當高的準確性。Hanke (1999) 提出以德國DAX 歐式買權所進行的網路訓練與績效評價。實證結果顯示，類神經網路的評價誤差顯著小於Black-Scholes 模型的評價誤差，即類神經網路的評價準確性高於Black-Scholes 模型。Kuo et al. (2001) 運用遺傳演算法與類神經網路，預測股價指數的走勢而執行買賣決策，其績效擊敗大盤的表現。Mirmiran 與Li (2004) 同樣先以遺傳演算法找出類神經網路神經元間的初始向量權數，再以類神經網路對於波動性頗大的黃金價格走勢作預測，結果發現過去36天的黃金價格對未來的金價走勢有很大的影響力。Oh et al. (2005)使用遺傳演算法建構一個基金管理指數的最佳投資組合，實證結果經由遺傳演算法所建構的基金管理指數之投資組合能擊敗KOSPI 200(韓國200股價指數)。O'Connor 與 Madden (2006)使用物價、即期匯率等外部因素建構預測股價變動趨勢的類神經網路模型，以道瓊工業平均指數 (Dow Jones Industrial Average index : DJIA index) 為預測對象，預測期間道瓊工業平均指數成長了13.03%，而類神經網路模型得到23.5%的報酬率，實測結果指出類神經網路有很好的預測能力。Hassan et al. (2007)整合了Hidden Markov Model (HMM) 、類神經網路 (ANN) 與遺傳演算法 (GA)為HMM-ANN-GA模型來預測股票市場，首先使用ANN來轉換股票市場的日資料，做為HMM的輸入資料，同時以GA產生HMM的最佳初始參數值，再以HMM做為最後的預測模型，實證結果並與ARIMA模型相比較，結果HMM-ANN-GA模型顯著的優於ARIMA模型。Lin 與Ko (2009)以遺傳演算法來預測臺灣股票市場投資組合的風險值，提供一個估計投資組合波

動率的預測模型來建構一個最大報酬與最低風險的投資組合。

綜觀以上對於類神經網路與遺傳演算法的應用，各有其優勢所在，亦有將兩者之優勢整合而建構一新的模型者，但尚難定論何者較佳何者較劣，本研究將以類神經網路與本文所架構之模糊連續遺傳演算法相互比較，以驗證本研究所提之理論是否符合市場實務面之情況。

參、研究方法

一、研究資料

本研究資料主要來源有二：（一）個股選擇權之相關資料，由台灣期貨交易所提供，資料期間從2007年1月到12月之個股選擇權交易資料。（二）總體經濟面資料，金融指標與標的股票相關資料等取自台灣經濟新報資料庫（TEJ）。樣本期間台灣期貨交易所總計發行之個股選擇權，共有以中國鋼鐵等30檔股票為標之個股選擇權，皆為標準的歐式買權與賣權。本研究以30檔股票選擇權為研究對象，而各股票選擇權分別推出3,6,9,12等四個季月，每個季月分別推出一個價平和兩個價內與價外共五個系列之買權與賣權。台灣期貨交易所之個股選擇權對於標的證券股利發放具有保護作用，即個股選擇權隨股利發放調整其標的股票數量與現金股利價值，故選擇權不隨股利發放而降低其價值，基本上選擇權價格將不受標的股票除權與除息價格調整的影響。

從目前臺灣期貨交易所個股選擇權的實際交易資料中，很顯著的顯示交易主要集中在最近的季月，而較遠的季月個股選擇權的成交量非常的小，甚至有單日未成交者，基於實證資料樣本數的取得考量，故本研究以最接近的季月個股選擇權交易資料為研究樣本，亦即3月到期的選擇權，本研究只擷取前一年12月到期的選擇權最後交易日²起到3月選擇權最後交易日止之相關資料，其餘類推。

二、影響變數之選取

為足以影響選擇權價格的因素，除了Black-Scholes模型中的，標的物價格、履約價格、到期期間、無風險名目利率與標的物價格報酬變動率等五個變數外，其他如總體經濟面的相關變數或金融指標，以及股票市場和期貨市場相關的基本面資料與技術分析常用的相關指標，皆有可能影響選擇權的價格，然而過多的變數指標，將造成資料收集、整理與運算的負擔，故本研究首先參考Chiang et al. (1995)、于鴻潔(1997)、陳育聖(1998)與林曉雯(1997)等學者的研究成果，從總體經濟面與股票市場技術面等兩種不同的領域中進行初步篩選較有可能之候選影響因子，首先挑選出6項總體經濟面指標與6項股票市

² 台灣期貨交易所個股選擇權最後交易日為該季月的第三個星期三，亦即三月到期的選擇權最後交易日為三月的第三個星期三，其餘類推。

場技術面指標，而後再以灰關聯分析從12項指標中篩選與選擇權價格的關聯性較高的指標因素，做為模糊連續遺傳演算法選擇權評價模型的輸入變數，以期能得到一個更能符合實務的選擇權評價模型。

（一）總體經濟面基本指標之選取

總體經濟環境的優劣，與整體投資環境的連動性相當密切。例如當貨幣供給量增加時，多餘部份的社會購買力將投入股市，因而使股價上漲；反之，如果貨幣供給量減少，社會購買力降低，導致投資意願下降，股市便陷入低迷狀態。又例如一國之匯率波動，亦與股價漲跌息息相關、股市資金的流進流出，進而影響股票市場資金的變化與投資人的投資意願，以致於標的股票價格的變動，進而牽動個股選擇權價格的改變。基於上述原因，在預測個股選擇權價格的變動時，總體經濟面基本指標為不可忽視之相關變數。本研究根據Chiang et al. (1995)、于鴻潔(1997)、陳育聖(1998)等學者先前的研究，整理歸納並挑選出消費者物價指數(CPI)、國民生產毛額(GNP)、失業率、一月期定存利率、匯率(NT Per US)、台灣加權股價指數變動率等6項影響股市的總體經濟相關指標，做為預測個股選擇權價格之總體經濟面候選輸入變數。而在總體經濟變數中，有些變數值是以季為公佈週期單位，故本研究將透過權重法將季資料轉換為月資料³。

（二）股市與選擇權相關技術指標

本研究之研究對象為國內期貨交易所交易的個股選擇權，其個股選擇權之標的股票為臺灣證券交易所上市之股票且由臺灣期貨交易所經過篩選者，樣本期間共有30檔股票做為個股選擇權的標的股票。因此，證券市場的榮敗，必與期貨交易所個股選擇權的交易息息相關。在股票與選擇權市場中，預測股價走勢的方法相當多，最常見的就是基本分析與技術分析。基本面是以經濟、政治及企業的本質等基本指標，作為分析基礎；而技術分析則是以股票與選擇權交易之歷史資料，如：成交量、價格變動等，推論股價未來可能的趨勢。基本面的判斷指標，大多已包含在前述總體經濟及金融變數中。因此，本研究根據林曉雯(1997)、陳育聖(1998)等先前的研究結果，歸納整理出標的股票成交量、標的股票五日乖離率、五日RSI（相對強弱指標）、五日移動平均，以及個股選擇權的成交量和未平倉量等6項技術指標，做為預測個股選擇權價格之候選輸入變數。

三、實證方法

（一）灰色關聯分析

關聯分析又稱為系統因素分析，透過關聯分析可將系統內眾多因素，依其對系統影

³ 若該季資料為該季末之時點資料，則以該季資料作為該季月之資料，再由前後兩季月資料推算中間兩個月份之資料，以推算4、5月之資料為例：4月資料=（3月資料*2+6月資料*1）/3；5月資料=（3月資料*1+6月資料*2）/3；若該季資料為該季之累計資料，則將該資料除以3作為該季月之資料，有了各季月支月資料後，再依前述規則推算前後兩季月中間的兩個月份之資料。

響強弱程度，篩選出哪些因素是主要的，哪些是次要的；哪些是明顯的，哪些是潛在的。在幾何意義上，關聯分析是將參考函數與比較函數，在直角座標上作動態曲線圖，參考函數幾何形狀與比較函數形狀愈接近者，其關聯性就愈大。而關聯度亦稱為函數相似程度，也就是離散函數接近的測度。由於灰色關聯分析是依照發展趨勢做分析，因而對樣本大小沒有太高的要求，分析時也不要求典型的分布規律或假設條件(鄧聚龍 1985)。關聯分析的主要程序可分為四個步驟：1.數據變換，首先透過初值化、均值化、中值化、區間化或規一化等數據處理方法，將參考數列及比較數列之數據作適當的處理。2.求出比較數列中各數值與參考數列相對應數值的關聯係數。3.分別算出各個比較數列與參考數列間的關聯度。4.將步驟3所求出的各比較數列之關聯度依其值大小排序，即可得關聯序。關聯序便直接反應各比較數列對參考數列的優先關係。

因此本研究採用灰色關聯分析法，萃取影響個股選擇權價格的最佳化變數組合，其主要分析步驟說明如下。

1. 確定比較數列和參考數列：

(1) 設原始數列為：

$$x_i(k) = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)) \quad (6)$$

其中：

$i = 1, 2, \dots, m$ $m \in N$ ，代表共m組數列(一個數列代表一個候選輸入變數)。

$k = 1, 2, \dots, n$ $n \in N$ ，代表各數列包含n個因子(因子代表期數)。

(2) 參考數列：

定義一組數列為參考數列 $x_0(k) = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$ ，亦即選擇權的市場價格做為m組原始數列之關聯對象，此m組數列稱為比較數列。

2. 數據前處理：數據處理目的是為了保證所建立模型的精確度，提高預測的可信度及改善數據的雜亂性，而數據前處理法包含初值化、最大值化、最小值化、平均值化、區間值化等。本研究依據樣本資料之特性，並參考(鄧聚龍 1985)之建議，數據前處理採用區間值化法，公式如下：

區間值化：

$$X'(k) = \frac{X(k) - \text{Min}X(k)}{\text{Max}X(k) - \text{Min}X(k)} \quad (7)$$

其中：

$\text{Max}X(k)$ ：為數列中之最大值。

$\text{Min}X(k)$ ：為數列中之最小值。

3. 灰關聯係數

求算灰關聯係數的方法有距離法、斜率法、面積法等，本研究參考(鄧聚龍 1985)之建議，採用衡量序列間點對點的絕對距離關係之距離法，敘述如下：

首先將m組經由數據前處理後之數列 $(x_i(k))$ 構成一個 $m \times n$ 的矩陣 A ，再將矩陣 A 中之每一列都減去參考數列 $(x_0(k))$ 並取絕對值，即可得另一矩陣 Δ 。而矩陣 Δ 中的各個元

素表示為 Δ_{0i} ，其中最大的元素為 Δ_{\max} ，最小的元素為 Δ_{\min} 。並定義灰關聯分辨係數為 ρ ，其大小可以根據實際的需要做適當之調整，一般而言 ρ 值均取 0.5 左右，故本研究將 ρ 設定為 0.5。

其次，灰關聯係數 ξ 定義為：

$$\xi_i(k) = \frac{\Delta_{\min} + \rho\Delta_{\max}}{\Delta_{0i} + \rho\Delta_{\max}} \quad (8)$$

當 ξ_{0i} 愈趨近於 1 時，表示參考數列與比較數列關聯程度愈高；反之當 ξ_{0i} 愈趨近於 0 時，則兩者間關聯程度愈低。

4. 灰關聯度

灰關聯係數可表達比較數列與參考數列，在各因子之關聯係數值，但如果有 EMBED Equation.DSMT4 個因子即有 EMBED Equation.DSMT4 個灰關聯係數結果，將導致信息分散，不利於評估比較。因此必須將每一比較數列之各個時刻(指標、空間)的灰關聯係數集中至一個點上，而這個點之數值稱為灰關聯度。而灰關聯度可依權重給予不同差異，分為平權及加權方法。本研究參考(鄧聚龍 1985)之建議，採用平權計算方式求算灰關聯度。

5. 灰關聯序

從灰關聯度可觀察出兩數列之關聯程度，但灰關聯度大小只是因子間相互作用、相互影響之外在表現，而各關聯度之前後排序才是最重要之訊息。因此在灰關聯分析中，重點是灰關聯序，可視為分析與決策之關鍵依據。本研究所求得之灰關聯序，即 12 項候選輸入變數與個股選擇權價格之相關程度順序。

(二) 模糊數及其運算

經由灰關聯分析所篩選出的變數，再依本研究之定義求出不對稱鐘型模糊數作為模糊遺傳演算法的輸入與輸出變數。本研究所選用之候選影響變數，除了消費者物價指數、國民生產毛額與失業率⁴為月資料外，其餘皆為日資料之變數，為讓遺傳演算法具動態與連續之功能，本研究除選用 Chelouah 與 Siarry(2000)的連續遺傳演算法(Continuous Genetic Algorithm)外，對於輸入之變數加以改良，除了採用不對稱鐘型模糊數，使其具有橫向的動態效果，對於輸入變數更採取移動平均的方式先行處理，若為月資料則以前三個月資料之移動平均作為模糊數的重心點(μ)，若為日資料則以前 20 個交易日(月平均)之移動平均為模糊數的重心點(μ)，左、右標準差則如前述之定義計算，經由此處理使得輸入資料具備縱向連續性的動態效果，故本研究之遺傳演算法具備動態與連續之特性，為本研究與其他模型最大的差異所在。

⁴ 經由灰關聯分析結果，消費者物價指數、國民生產毛額與失業率等三個月資料之變數，其與選擇權價格之關聯度居總體經濟因素的第 4、5、6 名，因而不被選為遺傳演算法的輸入變數。

(三) 應用模糊連續遺傳演算法求解

本研究所使用之遺傳演算法為改良自Chelouah 與Siarry(2000)的連續遺傳演算法，以模糊數作為輸入與輸出的變數，除了保有該方法快速演化與收斂的優點外，又因為加入模糊數的運算，讓模型更具有動態的效果，故稱本模型為模糊連續遺傳演算法。求解過程可分為下列六個步驟：

步驟一、產生原始染色體之族群並設定世代交替次數與適應函數。

步驟二、評估族群中每個染色體之適合度。

步驟三、進行染色體之相關運算。

步驟四、評估每個染色體之適合度，並縮小求解空間。

步驟五、淘汰族群中適合度低的部分染色體，並加入新的染色體。

步驟六、是否屆滿世代交替次數，停止並回報最佳染色體。否則執行步驟三。

當執行完所設定的世代交替次數（本研究設定為1000代），或是誤差值達到標準值便停止並回報前幾名最佳染色體。此每一個染色體即為一組解，可進行求解其他選擇權之評價。

(四) 應用類神經網路求解

為確認本研究所建構之模糊連續遺傳演算法的預測能力，本研究進一步以類神經網路模型對選擇權評價作預測，本研究選擇MATLAB程式語言所提供的類神經網路工具箱中之套裝軟體。由於本研究之樣本資料具時間序列之特性，參照Kuo et al. (2001) 之研究，本文選擇使用倒傳遞類神經網路 (Back-propagation Neural Networks:BPNN) 來進行模擬測試。對於BPNN而言其隱藏層之層數以及每層隱藏層中神經元的個數皆會影響到網路的收斂速度與網路的預測能力，基於此本研究以嘗試法來尋找最佳之網路模型，亦即以不同的隱藏層層數搭配不同神經元個數一一測試，再挑選出最佳的BPNN模型。根據Kuo et al. (2001) 的研究，基本上本研究之隱藏層數設定為1層或2層，而神經元的個數則以6到12個（本研究分別有5個輸入變數和12個輸入變數及1個輸出變數）來測試。由於所使用之MATLAB套裝軟體並無提供不對稱鐘型模糊數之輸入，故本文以實數做為BPNN的輸入與輸出變數。

四、評估方法

經由模糊連續遺傳演算法所求得之選擇權價格為一鐘型不對稱之模糊數，在透過模糊數 α -截集之解模糊化運算，可以得到選擇權價格之實數解，便是本研究所發展之模糊連續遺傳演算法對於選擇權價格的預測值，也就是對選擇權評定價格。

在傳統選擇權評價模式與本研究模糊連續遺傳演算法預測結果的衡量上，如何評定優劣，應該有一衡量績效的指標，這些指標是用來評估這些解決方案對問題的貢獻。因此，針對台灣期貨交易所個股選擇權價格評價模式的評估，本研究採三種評估參數來評估，這三種評估參數分別是MAE(mean absolute error)、MSE(mean square error)、RMSE(root mean square error)，其定義如下：

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (9)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n} \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (11)$$

其中

y_i ：實際市場的價格

x_i ：模式求出的價格

n ：樣本數

一般而言，這三種評估參數值愈小，其代表評估績效愈好。但Gwilym 與Buckle(1999)和Gwilym(2001)曾指出同一個模型中，通常MAE與MSE 在誤差大小的排序上會得到很相似的結果，若兩個價格估計值的MAE 或MSE 很接近時，很難對這兩個估計值的相對優點作出一個有力的結論。另一方面，即使兩個估計值的MAE 和MSE有明顯的差異時，具有較高MAE 或MSE的估計值也可能內含另一個估計值所沒有的資訊，這造成使用MAE或MSE判斷的失真。不過，基於使用方便和觀念簡單，MAE和MSE依然是我們評估績效的標準。

肆、實驗結果

一、灰關聯分析結果

本研究首先透過灰關聯分析，來篩選總體經濟面與技術面對個股選擇權的影響變數，灰關聯值的運算結果，分別整理於表1。從表1所計算出的灰關聯值排序表，整體上技術指標的灰關聯值相對的高於經濟指標的灰關聯值，而經濟指標則以台灣加權股價指數變動率、匯率(NT Per US)、一月期定存利率三個影響因子與個股選擇權的價格之灰關聯值較高，而在技術面的影響因子，以標的股成交量、個股選擇權成交量、個股選擇權未平倉量以及五日RSI為前四名。

表1：各影響指標之灰關聯值排序表

排序	經濟指標		技術指標	
	指標名稱	灰關聯值	指標名稱	灰關聯值
1	台股指數變動率	0.7275	標的股票成交量	0.8785
2	匯率	0.7154	個權成交量	0.8079
3	一月期定存利率	0.7014	個權未平倉量	0.7672
4	消費者物價指數	0.6687	五日RSI	0.7377
5	國民生產毛額	0.6477	五日移動平均	0.7104
6	失業率	0.6281	五日乖離率	0.6917

二、模糊連續遺傳演算法實驗結果

本研究將灰關聯分析所篩選的結果，在總體經濟指標方面選擇台灣加權股價指數變動率、匯率、一月期定存利率前三名和技術指標中標的個股成交量、個股選擇權成交量、個股選擇權未平倉量以及五日RSI等前四名，加上Black-Scholes模型中的五個影響因子，共12個變數，經過模糊化處理後做為模糊連續遺傳演算法的輸入變數。

首先，本研究以2007年3、6兩個季月的30檔個股選擇權資料，做為模糊連續遺傳演算法模擬訓練的資料。來選擇最佳解（最佳遺傳基因）做為預測的工具，接著再以9、12兩個季月的資料進行驗證。執行結果再以MAE、MSE與RMSE三種評估方法進行評估。為驗證經由灰關聯分析所篩選出選擇權影響變數，是否對個股選擇權的評價有更好的效果，以及本研究所構建的模糊連續遺傳演算法的精確性，本研究分別以Black-Scholes模型求出個股選擇權的公式解，以及僅以Black-Scholes模型之五個影響選擇權價格因子為輸入變數的模糊連續遺傳演算法(FCGA)，和加入七個經由灰關聯分析所篩選的影響變數的模糊連續遺傳演算法（Grey-FCGA）分別作比較，評估結果分別列於表2。

表2：遺傳演算法對個股選擇權之評估結果

		整體資料			價平個股選擇權		
	B-S Model	FCGA	Grey-FCGA	B-S Model	FCGA	Grey-FCGA	
MAE	0.2337	0.1610	0.0874	0.2071	0.1500	0.0894	
MSE	0.0788	0.0334	0.0095	0.0642	0.0301	0.0101	
RMSE	0.2807	0.1827	0.0975	0.2533	0.1734	0.1004	
		價內個股選擇權			價外個股選擇權		
	B-S Model	FCGA	Grey-FCGA	B-S Model	FCGA	Grey-FCGA	
MAE	0.2472	0.1767	0.0874	0.2489	0.1580	0.0853	
MSE	0.0879	0.0372	0.0097	0.0857	0.0333	0.0087	
RMSE	0.2964	0.1930	0.0985	0.2928	0.1824	0.0934	

從表2的評估結果可得知，整體而言，三種評估方法不論MAE、MSE與RMSE，模糊連續遺傳演算法對個股選擇權的評價能力皆優於Black-Scholes模型，所有的測試結果也都以加入灰關聯分析所篩選影響選擇權變數的Grey-FCGA模型的預測能力為最佳。其次為僅以Black-Scholes模型之影響因素為輸入變數的FCGA模型，而Black-Scholes模型的表現相較之下最不理想。若僅以整體樣本的測試結果為例來討論，三種評估方法中，Grey-FCGA模型的預測能力(MAE=0.0874, MSE=0.0095, RMSE=0.0975)最佳，其次為FCGA(MAE=0.1610, MSE=0.0334, RMSE=0.1827)次之，而Black-Scholes模型之預測能力(MAE=0.2337, MSE=0.0788, RMSE=0.2807)最不理想。若與Black-Scholes模型相比FCGA的預測能力，就三種不同的衡量指標而言，MAE提升了31.1%，MSE提升了57.6%，RMSE提升了34.9%。而Grey-FCGA的預測能力，MAE提升了62.6%，MSE提升了87.9%，RMSE提升了65.0%。從實際測試的結果來看，模糊連續遺傳演算法對個股選

擇權的的評價能力優於傳統的Black-Scholes 模型，而加入經由灰關聯分析篩選影響因子後，又大幅的提升了模糊連續遺傳演算法的預測能力，也正如本研究所分析，傳統的Black-Scholes 模型受限於太多的理論前提假設，而且影響選擇權的因子並非僅有Black-Scholes 模型中的五個影響因子而已。

三、類神經網路實驗結果

為驗證模糊連續遺傳演算法的預測能力是否優異於其他人工智慧對於選擇權價格的預測能力，本研究選擇廣為使用的類神經網路做為相互比較的對象。在類神經網路的模型中在財務工程方面運用以倒傳遞類神經網路為最佳，本研究選擇由MATLAB程式語言工具箱所提供的倒傳遞類神經網路 (Back-propagation Neural Networks:BPNN) 做為相互比較驗證的工具。對於輸入的變數同樣分別僅以Black-Scholes模型之五個變數做為輸入變數，類神經網路模型簡稱BPNN，接著再加入經由灰關聯分析所篩選出之七個變數做為類神經網路之輸入變數，本研究將此模型簡稱為Grey-BPNN，而與模糊連續遺傳演算法不同的是，所輸入的變數是沒有經過模糊數處理的實數。實驗測試的結果列於表3。

表3：類神經網路個股選擇權之評估結果

		整體資料		價平個股選擇權		
	B-S Model	FCGA	Grey-FCGA	B-S Model	FCGA	Grey-FCGA
MAE	0.2337	0.1732	0.0192	0.2071	0.1621	0.0935
MSE	0.0788	0.0453	0.0136	0.0642	0.0422	0.0147
RMSE	0.2807	0.2128	0.1166	0.2533	0.2054	0.1212
		價內個股選擇權		價外個股選擇權		
	B-S Model	FCGA	Grey-FCGA	B-S Model	FCGA	Grey-FCGA
MAE	0.2472	0.1876	0.0906	0.2489	0.1703	0.0894
MSE	0.0879	0.0484	0.0132	0.0857	0.0451	0.0130
RMSE	0.2964	0.2200	0.1149	0.2928	0.2124	0.1140

表3的評估結果為使用MATLAB程式語言工具箱所提供的倒傳遞類神經網路所執行的結果，同樣以2007年3、6兩個季月的30檔個股選擇權資料，做為模擬訓練的資料，接著再以9、12兩個季月的資料進行驗證。由表3可得知，不論MAE、MSE與RMSE等三種評估方法，其評估結果與模糊連續遺傳演算法有相類似的結果，對個股選擇權的評價能力亦皆優於Black-Scholes模型。就所有測試結果來看，不論MAE、MSE或RMSE皆是以加入灰關聯分析所篩選影響選擇權變數的Grey-BPNN模型的預測能力最佳，其次為僅以Black-Scholes 模型之影響因素為輸入變數的BPNN模型次之，而Black-Scholes 模型之預測能力最不理想。若僅以整體樣本為例分析探討，就三種不同的衡量指標，BPNN模型比Black-Scholes 模型的預測能力，MAE提升了25.9%，MSE提升了42.5%，RMSE提升了24.2%，此結果和陳安斌與張志良（2000）、Grace（2000）以及Zapart（2003）的結果相一

致。而Grey-BPNN模型，MAE提升了61.0%，MSE提升了82.7%，RMSE提升了58.5%，足見經由灰關聯分析先行篩選影響因子，亦提升了類神經網路的預測能力。

四、小結

從諸多的研究顯示，類神經網路與遺傳演算法於財務理論上的應用，不論單獨使用或整合兩者皆有其相當的預測能力與準確度，如Kuo et al. (2001)、Mirmiran 與 Li (2004)、Oh et al. (2005)、O' Connor 與 Madden (2006)、Hassan et al. (2007)、Lin 與 Ko (2009)等人的研究結果，但並無法明確的判定類神經網路與遺傳演算法孰優孰劣，而依據本研究的實際測試結果，從表2與表3的內容來看，本研究所發展的模糊連續遺傳演算法比MATLAB程式語言工具箱所提供的倒傳遞類神經網路有較佳的預測能力。就整體樣本資料實測的結果為例來分析，兩者同時與Black-Scholes模型相比較，Grey-FCGA的MAE提升了62.6%，而Grey-BPNN提升61.0%，相差將1.6個百分點，MSE和RMSE分別相差5.2與6.5個百分點，可見Grey-FCGA明顯的比Grey-BPNN對個股選擇權價格的預測能力較佳，而兩者間最主要的差異在於輸入與輸出的變數不同，本研究中類神經網路的輸入輸出變數為一般之實數，而模糊連續遺傳演算法所輸入與輸出的變數皆為經過模糊計算處理過的模糊數，足見影響因數經過模糊處理後，具有動態與連續的效果，更能掌握市場的訊息，故能更精確的預測選擇權的價格。

對於傳統的Black-Scholes模型而言，其受限於過多的理論假設，因而對實務交易上的選擇權商品的評價，無法達到很高的準確度。而類神經網路與遺傳演算法等人工智慧的評價工具，皆放寬的各種的理論假設限制，直接納入了市場的所有訊息，故能有較高的預測能力是可以理解與接受的。而本研究改良的模糊連續遺傳演算法，更將各輸入變數加以模糊化處理，以不對稱的鐘形模糊數為輸入變數，不僅橫向的擴大資料的涵蓋範圍，更縱向的增加資料的時間延續性，所以大大的提高了預測能力。

伍、結論與建議

一、結論

本研究首先運用灰關聯分析選擇兩變數間關聯性的優勢特性，分別從總體經濟面與股票交易之技術面尋找與個股選擇權價格具高度相關的影響因子，做為模糊連續遺傳演算法的輸入變數。在總體經濟面方面，經由灰關聯分析，篩選了台灣加權股價指數變動率、匯率、一月期定存利率三個影響因子，而在技術面的影響因子，本研究選擇了標的股票成交量、個股選擇權成交量、個股選擇權未平倉量以及五日RSI等四個因子。從所篩選出的影響因子，不管是總體經濟面與技術面皆有一個共同的特性，即個股選擇權的價格與短時間的影響因子的關聯性較高，符合選擇權價格由內含價值與時間價值所決定的

特性，隨著到期日的逼近，時間價格將變小，終至為零，是故投資人對選擇權價格的判斷較為重視短期的影響因子。

本研究以改良式的模糊連續遺傳演算法，對個股選擇權作評價，首先僅以Black-Scholes模型中對選擇權價格的五個影響因子，做為模糊連續遺傳演算法預測個股選擇價格的輸入變數，對個股選擇權之價格作預測。然後，再進一步加入由灰關聯分析所篩選出來，總體經濟面對選擇權價格的三個影響因子與技術面的四個因子，連同Black-Scholes模型中影響選擇權價格的五個因子，共12個影響因子做為模糊連續遺傳演算法輸入變數，來預測選擇權的價格。實證結果在本研究中所使用的MAE、MSE與RMSE等三種評估方法，模糊連續遺傳演算法對於個股選擇權的評價能力優於傳統的Black-Scholes模型，並且大幅的提升預測能力。在加入灰關聯分析所篩選出的影響因子後的模糊連續遺傳演算法，相較於僅以Black-Scholes模型中五個影響因子的模糊連續遺傳演算法亦具有顯著較高的精確性，由此可證足以影響選擇權價格的因素，並不僅有Black-Scholes模型中五個影響因子而已，此結果亦為本研究模型所欲驗證的結論。

為驗證模糊連續遺傳演算法的預測能力是否優異於其他人工智慧對於選擇權價格的預測能力，另外也為了驗證本研究之理論，亦即透過將量化的影響因子從實數改為模糊數，是否更能捕捉市場的訊息，本研究選擇另一人工智慧之類神經網路做為相互比較之工具。本文使用MATLAB程式語言工具箱所提供的倒傳遞類神經網路進行實證測試，實證結果，類神經網路也比傳統的Black-Scholes模型有較佳的預測能力，但比以模糊數為輸入變數的模糊連續遺傳演算法的預測能力差，可見將輸入變數經由模糊數處理後更能掌握市場的訊息，也驗證了類神經網路與遺傳演算法因為不受傳統財務理論的前提假設所限制，故更能反映市場、貼近市場而能有較精確的預測能力。

影響衍生性金融商品的價格因素，並不僅侷限於某些因子而已，每個投資人對於不同的訊息皆有不同的解讀，至今尚無一個嚴謹的理論，或是標準的篩選方法，更不可能將所有的影響因子納入考量，本研究透過灰關聯分析對於尋找變數間關聯性的優異特性，客觀的尋找影響個股選擇權價格的因子，也許在選取獲選變數時就有所遺落，在排序後，輸入變數的選取個數的多寡亦無一定的標準，但無可否認的，本研究方法實為一個客觀可取的方法，足以提供學術界或實務界加以應用。

二、建議

除灰關聯分析是一種相對性的排序分析，由灰色關聯分析所篩選出來的因素是否都是最重要的因素仍必須多所驗證，基於此原因，本研究並非直接以灰關聯分析做為選擇權評價的工具，而是借用其篩選因素的優越特性，做為一種輔助工具。基本上，本研究所得選擇權評價方法的本身是一種固定的模型，而所使用的資料是可以隨時間空間而變動的，具有動態的效果特性，隨著新資料的產生，可將新資料再投入模型中進行調整訓練，便可得符合新時空背景的評價模型，所以本研究所得之模型並非一成不變而可以適合各個時段。

本研究主要目的在於尋找一個非傳統財務工程對於選擇權的定價工具，以提供學術界與實務界的另一種選擇，在電腦人工智慧的領域裡面，遺傳演算法算是一種相當成熟的應用工具，本研究將其加以改良，以模糊數做為遺傳演算法的輸入與輸出變數，使得遺傳演算法具有更快速與精確的收斂速度，為本研究的重要貢獻，足以供學術界與實務界作參考。

造成一個結果的產生，其背後的影響因素，可能很單純亦可能很多且複雜，在複雜的金融市場中，對於衍生性金融商品的定價，至目前為止仍然是學術界與實務界所熱中探討的主題，對與影響因子的找尋更是絞盡腦汁，而尚無定論，本研究藉由灰關聯分析找尋兩變數間相關性的優異特性，在總體經濟面與市場技術面尋找與個股選擇權具有高度相關的因子，或許尚有所遺漏，但研究方法是值得肯定的。對於往後的學術研究中，不管理工科學或是人文社會科學，皆可藉由此法，先以簡單的資料找尋高度相關的影響因素，再以大量的研究資料以進一步的分析工具執行後續的研究，於此提出真誠的建議。

參考文獻

1. 于鴻潔，民86，臺灣共同基金淨資產價值的預測—類神經網路之應用，國立政治大學統計研究所碩士論文。
2. 李建興、李紀珠、吳漢雄，1999，『灰關聯的檢測：以公職人員選舉結果對台灣股價加權指數之影響為例』，1999年灰色年會論文集。
3. 林進財、陳啟斌、張哲雄，1998，『灰色關聯定量及定性分析法-以產業投資優勢評估為例』，1998年灰色系統理論與應用研討會論文集。
4. 林曉雯，民86，類神經網路在台灣股市投資之應用—指標選取與回饋式網路架構之建立，國立台灣大學資訊管理學研究所碩士論文。
5. 施能仁、劉定焜，1998，『台灣股價指數之避險操作—灰色滾動模式預測』，灰色系統學刊，第一卷，第二期：101~121頁。
6. 徐村和、楊宗欣，1997，『廣告媒體評選模式-應用習慣領域及灰色系統』，灰色系統學刊，第一卷，第二期。
7. 陳安斌、張志良，2000，『運用類神經網路在選擇權評價及避險之研究』，中華管理評論，第三卷，第一期：43~57頁。
8. 陳育聖，民87，利用類神經網路預測股票型共同基金之淨值與績效，國立台灣大學資訊管理所碩士論文。
9. 鄧聚龍，1985，灰色系統基本方法，華中理工大學出版社。
10. Barone-Adesi, G. and Whaley, R. E. "Efficient Analytic Approximation of American Option Value," *Journal of Finance* (42:2), 1987, pp. 301-320.
11. Bjerksund, P. and Stensland, G. Closed form approximation of American options," *Scandinavian Journal of Management* (9), 1993, pp. 87-99.

12. Black, F. and Scholes, M. "The pricing of options and corporate liabilities," *Journal of Political Economy* (81:3), 1973, pp. 637-659.
13. Black, F., "Fact and Fantasy in the Use of Options," *Financial Analysts Journal* (31), 1975, pp. 36-41 and 61-72.
14. Chelouah, R. and Siarry, A. "A Continuous Genetic Algorithm Designed for the Global Optimization of Multimodal Functions," *Journal of Heuristics* (6:2), 2000, pp. 191-213.
15. Chiang W.C., Urban, T.L. and Baldrige, G.W. "A Neural Network Approach to Mutual Fund Net Asset Value Forecasting," *Omega* (24:2), 1995, pp.205-215.
16. Deng, J. "Introduction to Grey System Theory." *The Journal of Grey System* (1:1), 1989, pp. 1-24.
17. Grace, B. K. "Black-Scholes option pricing via genetic algorithms," *Applied Economics Letters* (7:2), 2000, pp. 129-132.
18. Gwilym, O. A. and Buckle, M. "Volatility Forecasting in the Framework of the Option Expiry Circle," *Journal of Finance* (5), 1999, pp. 73-94.
19. Gwilym, O. A. "Forecasting Volatility for Options Pricing for the U.K Stock Market," *Journal of Financial Management and Analysis* (14), 2001, pp. 55-62.
20. Hanke, M. "Neural network approximation of option-pricing formulas for analytically intractable option-pricing models," *Journal of Computational Intelligence in Finance* (5), 1997, pp. 20-27.
21. Hanke, M. "Neural networks vs. Black-Scholes : an empirical comparison of the pricing accuracy of two fundamentally different option pricing methods," *Journal of Computational Intelligence in Finance* (7:1), 1999, pp. 26-34.
22. Hassan, Md. R., Nath, B. and Kirley, M. "A fusion model of HMM, ANN and GA for stock market forecasting," *Expert Systems with Applications* (33:1), 2007, pp. 171-180.
23. Hutchinson, J., Lo, A., and Poggio, T. "A Nonparametric Approach to Pricing and Hedging Derivative Structure via Learning Networks," *Journal of Finance* (49:3), 1994, pp. 851-889.
24. Ishibuchi, H., Kwon, K., and Tanaka, H. "A Learning Algorithm of Fuzzy Neural Networks with Triangular Fuzzy Weights," *Fuzzy Sets and Systems* (71:3), 1995, pp. 277-293.
25. Ishibuchi, H., Okada, H., Fujioka, R., and Tanaka, H. "Neural Networks That Learn From Fuzzy IF-THEN Rules," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* (1:2), 1993, pp. 85-97.
26. Kuo, R. J., Chen, C. H. and Huang, Y. C. "An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network," *Fuzzy sets and systems* (118:1), 2001, pp. 21-45.
27. Kuo, R. J., Hong, S. M., Lin, Y. and Huang, Y. C. "Continuous Genetic Algorithm-Based

- Fuzzy Neural Network for Learning Fuzzy IF-THEN Rules,” *Neurocomputing* (71:13-15), 2008, pp. 2893-2907.
28. Lajbcygier, P., Boek, C., Flitman, A., and Palaniswami, M. “Comparing Conventional and Artificial Neural Network Models for The Pricing of Options on Futures,” *Neurovest Journal* (4), 1996, pp. 16-24.
 29. Lin, P. C. and Ko, P. C. “Portfolio value-at-risk forecasting with GA-based extreme value theory” , *Expert Systems with Applications* (36:2), 2009, pp.2503-2512.
 30. Long, D. M. and Officer, D. t. “The Relation between Option Mispricing and Volume in the Black-Scholes Option Mode,” *The Journal of Financial Research* (20:1), 1997, pp. 1-12.
 31. MacBeth, J. and Merville, L. “An Empirical of Examination of the Black-Scholes Call Option Pricing Model,” *Journal of Finance* (34:5), 1979, pp. 1173-1186.
 32. Merton, R. C. “Theory of rational option pricing,” *Bell Journal of Economics and Management Science* (4:1), 1973, pp. 141-183.
 33. Merton, R. C. “Option pricing When Underlying Stock Return Are Discontinuous,” *Journal of Financial Economics* (3:1-2), 1976, pp. 125-144.
 34. Mirmirani, S. and Li, H. C. “Gold Price, Neural Networks and Genetic Algorithm,” *Computational Economics* (23:2), 2004, pp. 193-200.
 35. O’Connor, N. and Madden, M.G. “A neural network approach to predicting stock exchange movements using external factors,” *Knowledge-Based Systems* (19), 2006, pp. 371-378.
 36. Oh, K. J., Kim, T. Y., and Min, S. “Using Genetic Algorithm to Support Portfolio Optimization for Index Fund Management,” *Expert Systems with Applications* (28:2), 2005, pp. 371-379.
 37. Reiner, E. and Rubinstein, M. “Breaking down the barriers,” *Risk* (4:8), 1991, pp. 28-35.
 38. Rubinstein, M. “Pay Now, Choose Later” , *Risk* (4:2), 1991, pp. 13.
 39. Zapart, C. A. “Beyond Black-Scholes: A Neural Networks-Based Approach to Options Pricing,” *International Journal of Theoretical and Applied Finance* (6:5), 2003, pp. 469-489.