

類神經網路在台灣人壽保險業股票風險溢酬預測的應用

黃金生
雲林技術學院
企業管理系

施東河
雲林技術學院
資訊管理系

劉建利
雲林技術學院
資訊管理所

摘 要

本研究嘗試以類神經網路及GARCH模型來預測台灣人壽保險業股票之風險溢酬。基於Ross(1976)的套利定價理論，本研究的預測模型擴充原Chen, Roll and Ross(1986)及Mei and Saunders(1994)之財務預測模型，並涵蓋台灣保險業市場特徵及政治環境變數。本研究經由類神經網路模型之訓練及測試以及GARCH的統計檢定，來確認影響台灣保險業風險溢酬之重要經濟變數。本研究結果指出保險產業特徵及政治變數對風險溢酬有顯著貢獻，同時台灣壽險產業與不動產業間亦存在外溢效果。實證結果顯示本類神經網路模型將提供保險業風險溢酬之財務預測領域另一有潛力之方向。

關鍵字：類神經網路、股票風險溢酬、套利定價理論、一般化自迴歸條件異質變異數。

Neural Network Prediction of Risk Premiums on Taiwan Life Insurer Stocks

Chin-Sheng Huang

Dong-Her Shih

Chien-Li Liu

Department of Business Administration & Department of Management Information System

National Yunlin Institute of Technology

ABSTRACT

In this study, we employ an artificial neural network model and GARCH model as financial vehicles for forecasting risk premiums on Taiwan life insurance industry. Specifically, in the spirit of Ross's(1976) arbitrage pricing theory, our models of this research extend the original Chen, Roll, and Ross(1986), and Mei and Saunders(1994) to include the characteristics of Taiwan insurance market and variables of political environment. Our neural network model and GARCH model are able to identify the important economic variables of risk premium on insurer stocks. Moreover, the insurance industry characteristics and political variable are shown significantly contributing to the insurance risk premium. Meanwhile, there is significant spill-over effect between Taiwan life insurer and real estate industry. The encouraging results of this study suggest this neural network model is promising in the field of risk premium forecasting on insurer stocks.

Keywords: *Artificial Neural Network, Stock Risk Premiums, Arbitrage Pricing Theory, GARCH.*

(作者感謝國家科學委員會專題研究 NSC—85—2418—H—224—009 對本研究之經費補助)

一、導論

基於 Ross(1976)套利訂價理論(APT)，資產的風險溢酬為K個共同風險因子溢酬與相對的風險貝他值乘積之和，而當貝他值相當穩定時，資產風險溢酬的時間變數則多來自個別風險因子溢酬之變動。因此，尋找及驗證環境變數以預測資產預期風險溢酬即成為財務研究的重要課題。Chen, Roll, and Ross(1986)首先嘗試填補此一理論缺口，Keim and Stambaugh(1986)，及 Fama and French(1989)則擴充此一研究在時間列序方面之證據。此外，傳統訂價理論亦受到修正，而有Engle(1982)自迴歸條件異質變異數模型 (Autoregressive Conditional on Heteroscedasticity ; ARCH) 以探討市場波動狀況下的資產條件預期報酬，及 Gibbon and Ferson(1985)潛在變數模型 (Latent Variiabile Model) 基於時間變動預期報酬的假設，以檢驗股市指數的風險貼水。而White(1988)更以無母數及高度非線性的類神經網路以預測個別資產之報酬。

本研究擬探討臺灣保險業股票風險貼水時間變動的決定經濟因子。換言之，吾人將檢定經濟因子對保險業風險貼水之影響及模型對風險貼水變異的解釋能力。眾所皆知，公司的風險貼水關係到公司的資本成本，因而影響公司的融資及投資決策。對保險業者而言，風險貼水的變數將影響其變額保險 (Variable Life) 及萬能保險 (Universal Life) 的最低保證報酬率，因而改變其市場策略。對保險管制機構而言，瞭解保險業者的風險貼水時間變數將有助於保險管制預警制度並適時調整保費級距管制。而對個別保戶而言，保險業者風險貼水時間變動亦有助於保戶對保險業及業者選擇的評估。

本文的組織架構如下。首先，探討保險業風險貼水相關理論與實證模型，其次，說明研究架構與實驗設計，接著，報導實證結果與分析，最後，則為本研究的結論與建議。

二、文獻探討

2-1、財務預測模型

首先，Chen, Roll, and Ross(1986)基於效率市場及套利訂價理論之觀點，檢定一系列總體經濟變數對資產報酬之影響，以彌補長久以來理論與實證之缺口，並開此一研究之先河。結果發現工業生產、風險價差、時間價差對股市報酬有顯著影響。另外，非預期通貨膨脹及預期通貨膨脹變動則有相對較弱之影響。因而，Chen et al. 認為股市報酬受系統性經濟風險因子之影響；然而，應依不同之資產界定影響其定價之風險創新變數。

相對Chen et al. 之橫斷面檢驗總體經濟變數對股市風險溢酬之影響；Keim and Stambaugh(1986) 首先以時間系列資料探討影響股市與債市風險溢酬之事前變數(ex ante variables)。Keim and Stambaugh 依據資產評價模型指出資產價格水平可能影響其未來預測報酬，進而構建三個事前變數，以探討該事前變數對廣泛資產風險貼水之影響。其研究變數包括(1)報酬價差(yield spread)變數，定義為長期Baa公司債與一月期國庫券報酬率之差，(2)S&P's 500指數與其過去45年平均價值比率的負log值 $\left[-\log\left(\frac{SP}{SP}\right)\right]$ ，(3)NYSE小型股平均價值的負log值 $\left(-\log \bar{p}\right)$ 。在Keim and Stambaugh 自1928-1978的實證結果顯示小型股價變數對股市風險溢酬有顯著的解釋能力，同時，資產的風險溢酬具有顯著的一月效果(January effect)。

Fama and French (1989) 繼續依四個方向擴充 Keim and Stambaugh (1986) 的預測模型：(1)重新設定預測變數，包括期間價差(term spread)，風險價差(default spread)及殖利率(dividend yield)。(2)擴充原有所檢定之月報酬率之時間水平至季報酬率及年報酬率。(3)探討為何較長時間水平的報酬率具較高的變異解釋能力，(4)將景氣條件變數與股市及債市之風險

溢價作理論上之結合。其重要的實證發現指出期間價差及風險價差對資產風險溢酬之影響具有景氣循環型態，而預測變數對劣質債券的影響力較優質債券的影響力顯著，同時對股市的影響力亦較債市為高。Fama and French 之景氣條件與資產預期報酬之研究強化了Chen et al.(1986)在時間序列方面的補充證據。

Liu & Mei(1992)首先基於時間變動風險溢酬模型，探討不動產市場EREITs(Equity REITs)的可預測性。結果顯示EREITs的預期超額報酬較其他資產易於預測，且其變動與小型股票報酬有密切關係。

Mei & Saunders(1994)檢視美國經濟環境對於保險股票之風險溢酬的影響。作者採用一月虛擬變數(January dummy)、一月期國庫券利率、風險價差、股息報酬及不動產市場的實質利率作為預測變數，其實證結果發現保險股票之風險溢酬的變動是可預測的，且與金融、不動產市場的景氣狀況變化有關。

2-2、資產訂價理論

GARCH模式

基於傳統之資產訂價模式之假設，如預期報酬固定之限制，市場投資組合必需可觀察之要求，財務研究者陸續提出新證據指出傳統訂價模式之缺點，如Black, Jensen and Schales (1972)及Fama and MacBeth(1973)指出資產報酬之時間變異之事實，另外Roll(1977)提出Roll's Critic以針對市場投資組合必需是可觀察的限制。因而，上述問題即成為財務研究之重要課題，其中，Gibbons and Ferson (1985)提出潛伏變數模式(latent variable model, LVM)以修正前述資產定價模式之缺失。在此，本研究特別強調變異數的波動性，如傳統的Sharpe-Lintner CAPM模式、Ross APT模式，因未考慮變異數隨時間而變動，而使模式未能充分解釋市場報酬的時間變動行為。

Engle (1982)提出自我迴歸異質條件變異數模式(Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Model, ARCH)，藉由異質條件變異數的設定，賦與變異數隨時間而變動的特性。由於當期條件變異數，受前期殘差項的影響，因此，前期若產生大規模變動時，當期亦會發生大規模的變動，反之，若前期產生小規模變動時，則當期亦會發生小規模的變動。由於ARCH具有此一特性，使其符合大部份的經濟與商業資料數列，而頗能解釋金融市場之實際狀況。

Bollerslev (1986)考量了條件變異數移動平均(moving average)的部份，而將前期的(lagged)條件變異數加入ARCH(p)模式，形成GARCH 模式以克服 Engle(1982)的ARCH(p)模式在實際應用上，為使條件變異數為正值，強制任意的線性遞減落遲(lag)結構的缺點。GARCH(p,q)模式的設定與傳統時間序列分析中將AR模式轉換成ARMA模式的作法是相同的，能夠符合模式設定所要求的參數精簡化原則(parameter parsimonious)。有關ARCH模型豐富之金融及財務文獻，詳見 Bollerslev, Chou and Kroner(1992)及Engle(1993)。

類神經網路(ANN)

類神經網路(Artificial Neural Networks, ANN)為一模仿生物神經網路的資訊處理系統；藉由內部大量簡單類神經元(Artificial Neuron, AN)為其基本結構，並連繫外界環境訊息及刺激，透過類神經元間的連結與傳遞，進而調整連結加權值(weight)或神經鍵值，以從事學習與運算。為此，Rumelhart (1986)列舉出ANN模式的八個主要成分來說明ANN的結構與運作，包括：處理單元、作用函數、輸出函數、連結型態、傳遞法則、激發函數、學習法則及外界環境。其結構如圖2-1。

類神經網路(ANN)的網路模式頗為複雜，根據其學習法則可分為四類：監督式學習(supervised learning)一如感知機網路、逆傳遞網路(BPN)、機率神經網路(PNN)、學習向量量

化網路(LVQ)與反傳遞網路(CPN)；非監督式學習(unsupervised learning)一如自我組織映射圖網路(SOM)與自我適應共振理論網路(ART)；聯想式學習網路(associate learning network)一如霍普費爾德網路(HNN)與雙向聯想記憶網路(BAM)；及最佳化應用網路(optimization application network)一如霍普費爾德-坦克網路(HTN)與退火神經網路(ANN)。又依網路架構可分為前向式網路(Feedforward network)及回饋式網路(Recurrent network)。其中屬於監督式學習及前向式網路的逆傳遞網路(Back-Propagation Network, BPN)是目前類神經網路研究中所報導應用成功案例最多的模式。

BPN包含多層前向式網路結構，每一層包含數個類神經元(AN)，其基本架構如圖2-2所示。輸入層的AN用以輸入外在環境的資訊，輸出層的AN用以輸出內部資訊給外在環境，兩層中間包含若干個隱藏層。隱藏層的存在使得ANN透過AN間的交互作用，擁有瞭解問題內在結構的能力。而此一模型廣泛逼近(Universal approximation)的能力為近代類神經網路理論的一大成就。其嚴謹之數學證明始於Hecht-Neilson(1987)之Kolmogorov 映射類神經網路存在定理，其後，Funahashi(1989)及 Hornik, Stinchcombe, and White(1989)幾乎同時獨立證明出，給定一足夠的隱藏層神經單元及一非線性的傳遞函數，如Sigmoid 函數，則多層前向式類神經網路即能無限精確的逼近任何一 Borel 可測度函數，此亦建立了多數BPN成功的理論基礎。

三、研究方法

本研究方法包括財務預測變數的選定，研究樣本的選定，及研究步驟與設計。整個研究架構請參見圖3-1。茲說明研究方法如下：

3-1、財務預測變數的選定

首先定義輸入預測變數，主要涵蓋了文獻上的經濟變數—包括有無風險國庫券(Treasury Bill)利率、證券風險價差(Default Spread)、股息報酬(Dividend Yield)、不動產報酬(Real Estate Yield)；台灣保險市場特徵變數，以及選舉政治變數。其次定義輸出預測變數，為人壽保險產業的股票風險溢酬。

1. 無風險國庫券利率

所謂國庫券(Treasury Bill)，係政府為調節國庫收支、穩定金融所發行之短期債務憑證，其利率通常用來反應無風險報酬率。但在台灣的國庫券交易歷經十餘年之發展，一直未能步上軌道，且在次級市場的比重亦極其微小。故本研究改採台灣銀行所公告的一個月定期存款利率作為無違約風險的利率指標。

2. 證券風險價差

證券風險價差(Default spread)是指違約風險利率與無違約風險利率之差額。在Mei & Saunders(1994)的文獻中，是將債券評比為AAA的公司債券利率減去國庫券利率之差額作為風險價差。本研究擬以商業本票利率作為違約風險利率的替代變數，而以30天期商業本票利率與一月期定存利率之差為風險價差。

3. 股息報酬

股息報酬(Dividend Yield)傳達了未來的現金流量(cash flow)與要求報酬(require return)的訊息。由於台灣欠缺此一資料，本研究改採代表整體股市漲跌幅度變動的加權股價指數作為衡量股市報酬的參考變數。

4. 不動產報酬

由於台灣不動產市場資訊不完整，至目前尚未發展出一套可以衡量整體市場報酬率的指標；同時根據李志忠(1987)對於台灣不動產業型態的分類中指出，建設公司即是不動產開發公司；而由於建設公司是以購買土地後興建房屋出售給消費者而獲利，所以建設公司在土地與建築上的獲利報酬或許可以代表不動產業的報酬。因此本研

究改採用股票市場中營造業的價值加權報酬率作為衡量整體不動產的報酬之指標。

5. 台灣保險業特徵

- (1) 1993年正式全面開放保險市場，對台灣保險業市場規模經濟產生影響。事實上，早在1986年中美年度貿易諮商會談後，我方受限於美方國內貿易保護主義及301條款的報復威脅下，就已經開放了美商引進保險服務業。因此，本研究將包括保險市場集中度為影響保險風險貼水之預測變數。
- (2) 保險公司所持有的不動產資產占總資產的比例，代表保險業者資金運用的政策及風險，亦為影響保險風險貼水之預測變數。上述說明參見表3-1。

6. 政治變數—選舉

由於台灣股票市場與政治環境具有密不可分的關係，此現象特別在選舉期間更為明顯。本研究納入政治變數是採選舉期間作為影響參考，包括中央民意代表—立法委員、國民大會代表的選舉；縣市長暨省議員選舉。而1994年(民國83年)12月所舉行的第一屆台灣地區省市長民選，由於幅員亦占臺澎金馬地區的98%，故亦列入研究範圍內，歷屆選舉資料請參考表3-2。選舉對股票市場的影響程度採虛擬變數處理，影響期間設定為4個月，分別為：選舉日之當月影響程度為4，由選舉日起前一個月影響程度為3、前兩個月影響程度為2、前三個月影響程度為1。

7. 輸出變數：保險股票報酬風險貼水

本研究的輸出變數為人壽保險股票報酬的風險貼水。由於不同的壽險股有不同的發行量及股價，故本研究採取價值加權平均法處理。資料處理後的結果，將作為類神經網路的訓練範例與測試範例。本研究的類神經網路模式可參閱圖3-2，而整理原始研究變數以及調整後的變數或處理方法可參閱表3-3。

資料取樣期間：資料取樣期間為民國71年1月至民國84年6月的月資料，共162筆資料，前132筆資料為訓練範例(in-sample)，後30筆資料為測試範例(out-of-sample)。資料來源包括台灣經濟新報資料庫(1982-1995)，各期保險年鑑，中華民國各年度內政統計提要，及台灣地區金融統計月報。

3-3、研究步驟及設計

本節說明網路模型的實驗計劃，分為三個步驟：(一)篩選較佳的網路模型架構(決定隱藏層數及隱藏層的處理單元數)；(二)調整訓練階段的學習策略，以降低誤差、提高預測時的準確性；(三)改善測試階段的準確性。此三個步驟將以人壽保險業資料進行實驗。有關網路模型的實驗設計參見圖3-3，而網路的重要參數及代表符號參見表3-4。

(一)、篩選較佳的網路模型架構

本節說明網路模型架構選擇的過程(選取較佳的網路模型)。

1. 隱藏層的處理單元數目(代表符號為PE)：

隱藏層應該有多少處理單元數，至今未有一個定論，因此有許多原則可供參考。例如：

- (1) $PE = (\text{輸入單元數} + \text{輸出單元數}) / 2$ ；
- (2) $PE = (\text{輸入單元數} * \text{輸出單元數})^{0.5}$ ；
- (3) $PE = \text{訓練範例的個數} / [5 * (\text{輸入單元數} + \text{輸出單元數})]$ 。因此，就本研究的人壽保險業的資料而言，PE最適合的數目約在4到6個左右。本研究選擇4、6、8、10、12這五個不同的單元數。

2. 隱藏層的層數(代表符號為HL)：

為了驗證本研究是一個非線性問題的假設，先以無隱藏層進行實驗，若其效果較有隱藏層為差，則可以證明問題假設是正確的。隱藏層層數通常一至三層。本研究選擇一至二層。

3. 其他參數如下：

學習法則：Generalized Delta-Rule；轉換函數：Sigmoid；

3-2、研究樣本的選定

學習係數：0.5；慣性項：0；學習速率：1

4. 進行較佳網路模型的篩選：以學習範例的誤差均方根(Root of Mean Square of Error; RMS)及皮爾森(K. Pearson)積差相關係數(Product-Moment Correlations Coefficient)作為評估績效(用以判斷選取層數及處理單元數的依據)，定義如下：

$$(1) \text{RMS} : \left(\frac{1}{n} \sum_{p=1}^n (O_p - T_p)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

n: 訓練範例或測試範例的範例數目。

O_p : 第P個範例的預測值。

T_p : 第P個範例的目標值。

- (2) 相關係數：

衡量以目標值及預測值所繪成的散佈圖中，點集中在對角線上的程度。

$$r_{OT} = \frac{\sum_{p=1}^n (O_p - \bar{O})(T_p - \bar{T})}{\sqrt{\sum_{p=1}^n (O_p - \bar{O})^2} \sqrt{\sum_{p=1}^n (T_p - \bar{T})^2}}$$

$\bar{O}$: 預測值的平均值。

$\bar{T}$: 目標值的平均值。

(二)、調整訓練階段的學習策略

依據可能影響網路收斂速度及準確性的重要參數來調整網路訓練階段的學習策略，以掌握訓練樣本與某些重要的參數對於網路學習的影響。而實驗過程分成兩個階段來進行，包括第一階段：(1)根據前一小節所選出的網路架構，調整三項學習策略（轉換函數、學習法則、學習速率），並以訓練樣本進行預測實驗；(2)以RMS及相關係數來評估網路效率；(3)篩選出較佳效率的網路模型。第二階段：(1)調整慣性因子，以觀察其對前一階段所篩選出的網路有何影響；(2)再篩選出較佳效率的網路模型。若訓練階段的收斂狀況理想，且能在一定範圍內準確的預測訓練範例，則表示網路可以先行掌握對於學習過的樣

本的預測，如此便可進入第三個步驟，進行未曾學習的樣本之預測。

影響網路效率的參數有：

1. 慣性項(代表符號為M)：為改善收斂過程的震盪現象，所加上的改變量，使其能跳出局部最小值(Local Minimum)。
2. 學習速率(代表符號為R)：本研究取1、0.8、0.5、0.3四個參數，以控制使誤差函數最小化的幅度。
3. 轉換函數(代表符號為F)：包括雙彎曲線函數(Sigmoid Function)，與雙曲線正切函數(Hyperbolic Tangent Function; TanH)，其值域分別為[0,1]與[-1,1]。
4. 學習法則(代表符號為LR)：(1)Generalized Delta Rule：倒傳遞網路最基本的學習法則。(2)Normalized-Cumulative Delat Rule：即批次學習法則。(3)Extend Delta-Bar-Delta(EDBD)：由Minai & Williams[1990]所發展，為DBD法則的延伸。(4)Delta-Bar-Delta(DBD)：R.A. Jacobs[1988]所提出的演算法，主要是要使誤差函數減緩時，學習速率遞增；誤差函數遞增時，學習速率遞減，以避免發散，在實驗過程中，將分別以1、2、3、4代表各學習法則。

(三)、改善測試階段的準確性

利用上節所篩選出的網路模型進行測試資料的預測工作，根據預測結果再進行網路改良，以提高預測的準確度。本實驗過程，包括步驟1.根據前一小節所篩選出的網路模型進行測試資料的預測。步驟2.若網路預測效果不理想，則再進行網路改良的工作(例如改變噪音函數(Noise Function)、網路修剪等)，並重複步驟1.，直到效果達到一定標準為止。綜合上述，本實驗計畫之流程圖如圖3-3所示。

最後，在引用本研究的研究結果時，應考慮以下限制因素的影響：

1. 因台灣資本市場資料收集的限制；有部份變數因應台灣經濟環境，改採其他替代變數，故與國外文獻中的變數資料略有出入，請詳見於表3-3。

2. 政治面的考慮僅限於選舉因素，並沒有考慮其他國內外重大事件對於股市的影響，諸如兩岸政治的互動等。

四、研究結果與分析

4-1、類神經網路的實驗結果

經過實驗的三個步驟後，以學習範例及測試範例之實際值與預測值的誤差均方根(RMS)及相關係數作為判斷選取網路參數的依據，逐次篩選較佳的網路結構；經多次實驗結果，本類神經網路模型在保險業風險貼水之預測上有甚穩定的預測表現，茲報導RMS及相關係數較佳的五種網路結構，其相關係數(包括學習或測試資料)在0.76-0.86級距，而RMS(包括學習或測試資料)在0.11-0.18級距，其中最佳網路的測試相關係數高達0.8554。而此一最佳網路其網路結構為：一隱藏層，各隱藏層含4或8處理單元，學習法則為Generalized Delta Rule，轉換函數為TanH，及慣性項為0之類神經網路，請參閱表4-1。而本研究中ANN預測值與實際值的比較請參見圖4-1。為解決ANN黑箱(Black Box)式的輸入與輸出變數之間的關係，本研究嘗試使用敏感度分析方式檢驗輸入變數對輸出變數的影響程度，但仍不能有效觀察各輸入變數之相對重要性。因此改由GARCH來檢定各輸入變數對保險業風險貼水之重要性。

4-2、.GARCH預測結果：

壽險資料所求得之GARCH(P=1, Q=1)模式為：

$$Y_t = (-15.78)x_1 + 17.33x_2 + 0.0001x_3 + 1.32x_4 + (-0.78)x_5 + (-100.48)x_6 + (-2.43)x_7 + \varepsilon_t$$

$$\begin{matrix} (0.1164) & (0.1720) & (0.8107) \\ (0.0001)^{**} & (0.0924)^* & (0.0864)^* \\ (0.0042)^{**} & & \end{matrix}$$

$$h_t = 102.01 + 0.57\varepsilon_{t-1}^2 + 0.042h_{t-1}$$

$$\begin{matrix} (0.0011)^{**} & (0.0336)^{**} & (0.6303) \end{matrix}$$

(註：*表10%顯著水準；**表5%顯著水準)

壽險資料在GARCH(p=1, q=1)的模式下，學習範例的RMS為0.13，測試範例的RMS為0.259，預測目標值與實際值的相關係數約為0.713，請參考圖五。

本研究之GARCH估計，對台灣人壽保險業風險貼水時間變動的解釋能力約達36%，常態檢定拒絕在1%之顯著水準，而GARCH(1,1)結構中，q=1有5%的顯著水準。本研究發現：

1. 不動產業與人壽保險業互動之關係：不動產業報酬對人壽保險業風險貼水有顯著的正向貢獻；亦即高不動產報酬帶來高人壽保險業風險貼水。
2. 選舉虛擬政治變數對人壽保險業風險貼水有負向關係。本研究之選舉變數對風險貼水有1%顯著的負面影響。因選舉期間，投資人或業者基於對政府金融安定政策之預期而降低其風險貼水之要求。
3. 市場集中度與不動產投資率亦對人壽保險業風險貼水有負向作用，此二變數皆在10%的顯著水準。實證顯示高保險市場集中度及高保險業對於不動產投資率同時降低人壽保險業之風險貼水，其中尤以不動產投資率的影響為大。

4. 常見之財務變數，例如無風險報酬、風險價差及股息報酬，在本研究中並不顯著。台灣金融市場中，短期信用工具之不發達；及股市淺盤易波動特性都可能構成上述變動對人壽保險業風險貼水不顯著之原因。

本研究之GARCH估計，對台灣人壽保險業風險貼水時間變動之相對高解釋能力(比較文獻Mei & Saunder(1994))的來源有二：其一，本研究擴充之財務變數，諸如選舉虛擬變數、保險市場集中度及不動產投資率等更見解釋保險業風險貼水之能力。其二，GARCH模型修正原模型固定風險度量之限定，因而提高對風險貼水時間變異之解釋能力。

4-3、ANN與GARCH預測效果比較

1. 就本研究最佳網路模型而言，GARCH外(內)樣本RMS較ANN外(內)樣本RMS高。其中，GARCH外樣本RMS較ANN最佳網路模型的外樣本RMS高44.80%；而GARCH內樣本RMS也較ANN最佳網路模型的內樣本RMS高了22.92%。同時，GARCH外(內)樣本 g 較ANN外(內)樣本低；GARCH外樣本 g 較ANN最佳網路模型的外樣本 g 低了16.54%；而GARCH內樣本 g 也較ANN最佳網路模型的內樣本 g 低了20.57%。請參考表4-2。
2. 就本研究篩選之四個較佳網路模型而言，GARCH外(內)樣本RMS較平均ANN較佳網路模型外(內)樣本RMS高。其中，GARCH外樣本RMS較平均ANN較佳網路模型的外樣本RMS高了47.28%；而GARCH內樣本RMS也較平均ANN較佳網路模型的內樣本RMS高了18.12%。同時，GARCH外(內)樣本 g 較平均ANN較佳網路模型外(內)樣本低；GARCH外樣本 g 較平均ANN較佳網路模型的外樣本 g 低了11.57%；而GARCH內樣本 g 也較平均ANN較佳網路模型的內樣本 g 低了17.26%。請參考表4-3及表4-4。
3. 本研究發現ANN內樣本相關係數與外樣本相關係數並沒有很大差異，顯示ANN在經過學習範例

的訓練後，對於未曾學習過的測試範例的掌握能力，具有一定水準。

五、結論與建議

本研究運用類神經網路模型及GARCH模型於台灣保險業(1982-1995)股票之風險溢酬預測，實證結果顯示：

1. 在多次模式訓練與測試及統計檢定結果中確認：無風險報酬、風險價差、不動產報酬、保險業特徵及政治變數(選舉)等構成人壽保險業風險溢酬之重要決定因子。並且驗證了本研究尋得的台灣替代變數的適合性。其中，不動產報酬及政治變數(選舉)具5%顯著水準，表示(1)不動產業對於壽險業具有外溢效果(spill-over effect)；亦即營造業的報酬風險與壽險業之間，有相當大的互動關係。(2)反映出臺灣保險業股票報酬確實受到選舉因素的影響。另外，開放市場及不動產投資也影響保險業風險溢酬，進而改善原文獻模型之不足，並提高本模型之解釋能力。
2. BPN的最佳網路模型的訓練及預測結果可分為：訓練資料之RMS約為0.106，內樣本預測結果的相關係數為0.84，測試資料之RMS約為0.18，外樣本預測結果的相關係數為0.86。這與文獻之人壽保險股票風險溢酬之預測結果比較，例如Mei & Saunders(1994)的Adjusted R^2 僅有0.064，十年期的Average Adjusted R^2 為0.069，顯示本研究在資料適合性(fitness)及預測結果之RMS有甚大之改善。
3. BPN與GARCH的預測結果比較：就預測結果的RMS及相關係數而言，證明BPN的預測效果優於GARCH統計模式，不僅改善RMS，外樣本預測結果的相關係數也明顯提昇(GARCH預測結果相關係數為0.71，類神經網路最佳模型的預測結果相關係數可達0.86)。BPN的泛函逼近能力為本研究下了另一個實證成功的註腳。

4. 就本研究的實驗計畫發現：

慣性項對於網路學習並無明顯效果。且兩層隱藏層的網路模式之預測效果較一層隱藏層的預測效果有較佳的表現。另外，Noise function的設定對於實驗計畫的預測效果有明顯的影響力，但真正效果需要進一步驗證。

由本研究所引發相關的可能後續研究方向為：

1. 由於資料及時間資源之限制，本研究並未充分探討臺灣金融市場資產風險溢酬之潛在變數及其個數。無論對個別投資人，業者及政府財金當局而言，瞭解普遍影響保險業、不動產業及股市，甚至外匯市場風險溢酬之共同風險因子為其決策之重要依據，因而深入探討臺灣金融市場的潛在變數模型實為一有價值之課題。

2. 就臺灣先前文獻中市場效率的研究結論而言，金融市場風險溢酬的可預測性並非來自市場的無效率，則推測其原因可能來自(1)貝他風險值的不固定或(2)預期風險貼水的時間變動，因此，以實證來檢驗臺灣金融市場報酬之可預測性的來源為另一後續研究之方向。

3. 就預測變數的顯著檢定而言，有待類神經網路發展出嚴謹之統計檢定依據以強化類神經網路對財務預測問題之貢獻。

4. 本研究在完成個別財務預測變數設立及預測模型之建立及模擬後，似宜朝建構一個決策支援系統的方向而努力以發揮本研究之實用價值。

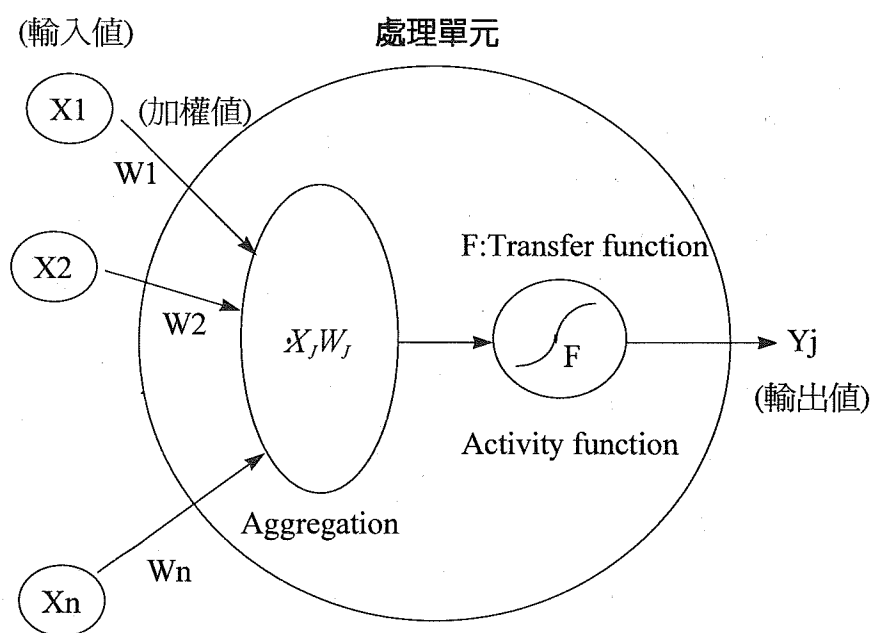


圖2-1 人工神經元模式

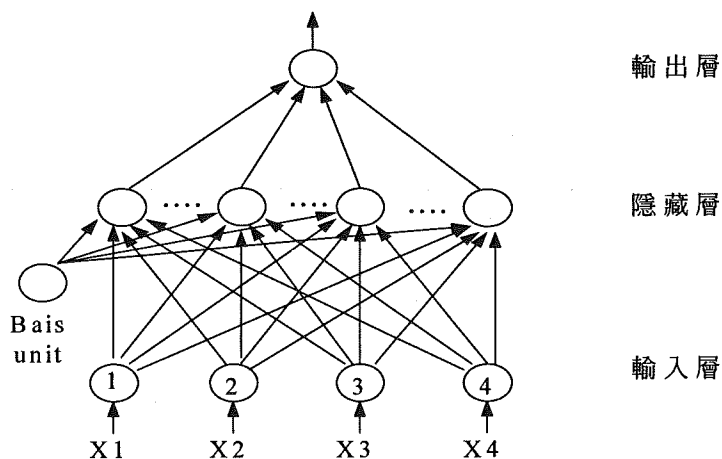


圖2-2 · 前向式 類神經網路架構

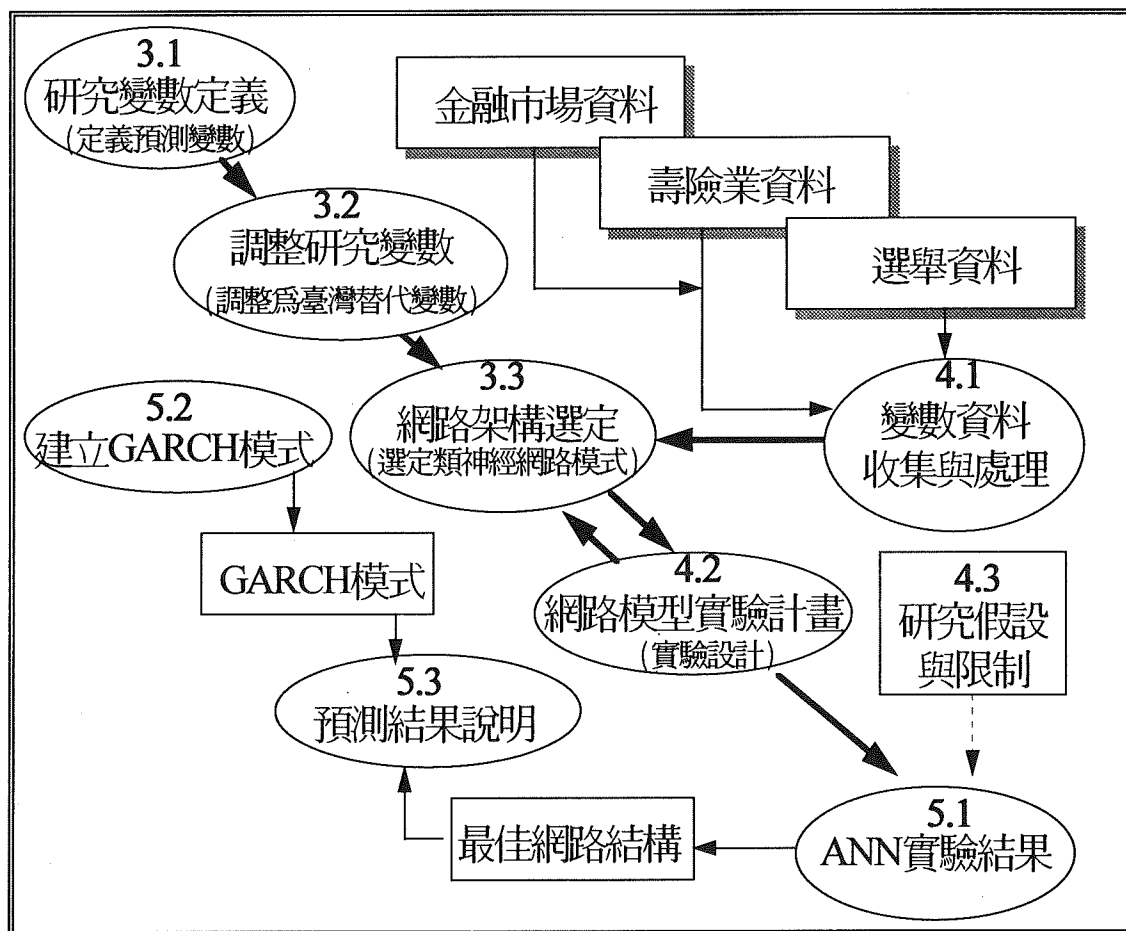


圖3-1 · 研究架構

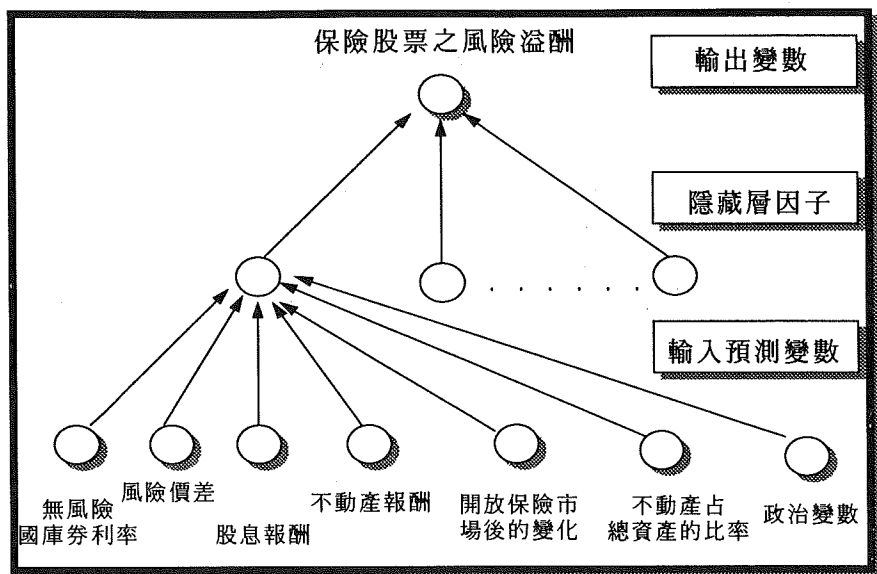


圖3-2 · 本研究的網路架構

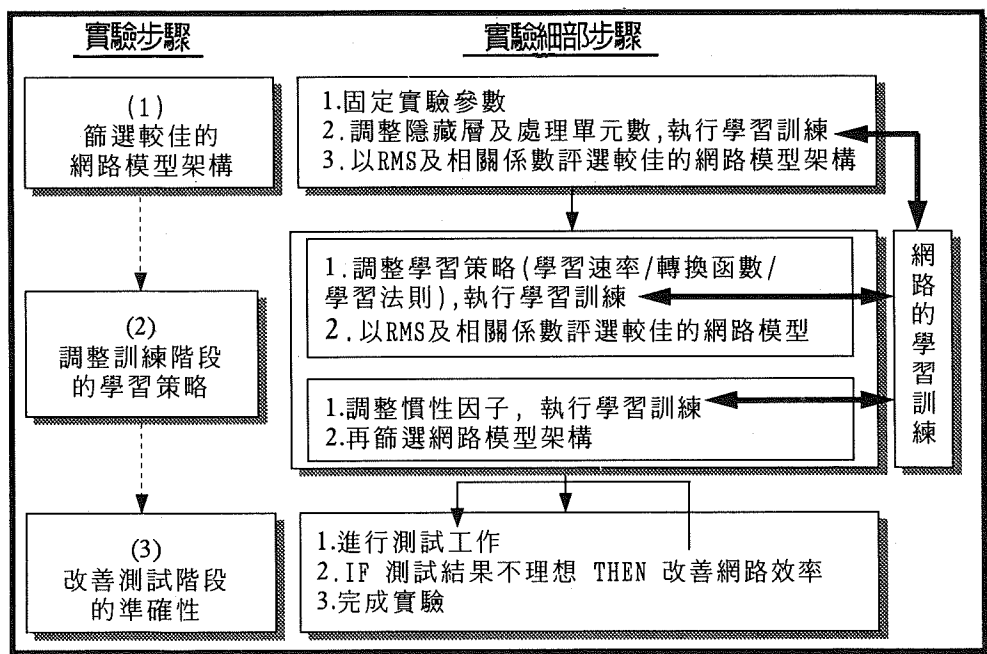


圖3-3 · 網路模型實驗步驟

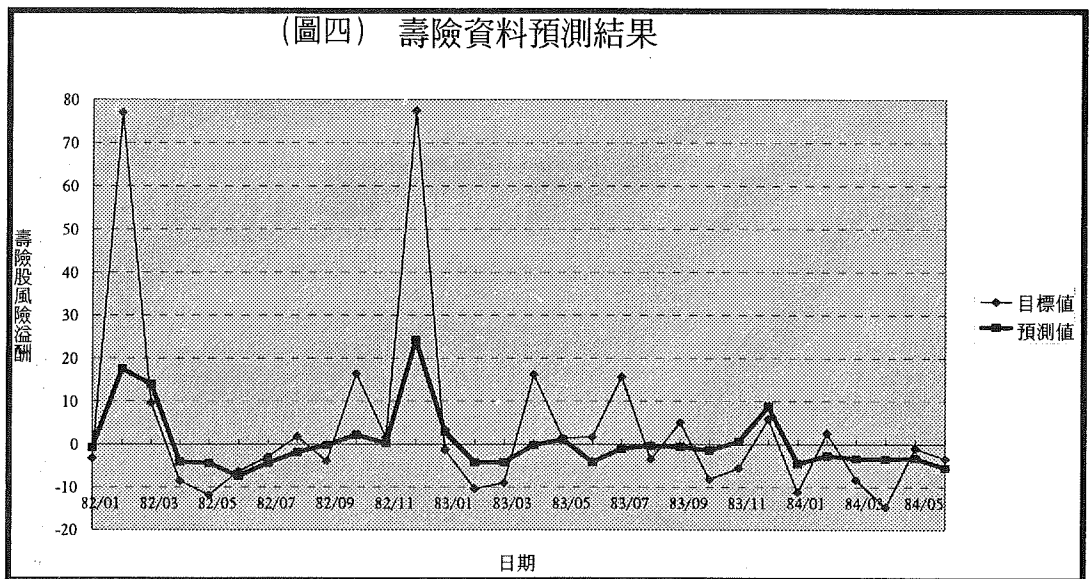


圖4-3 ANN的預測結果

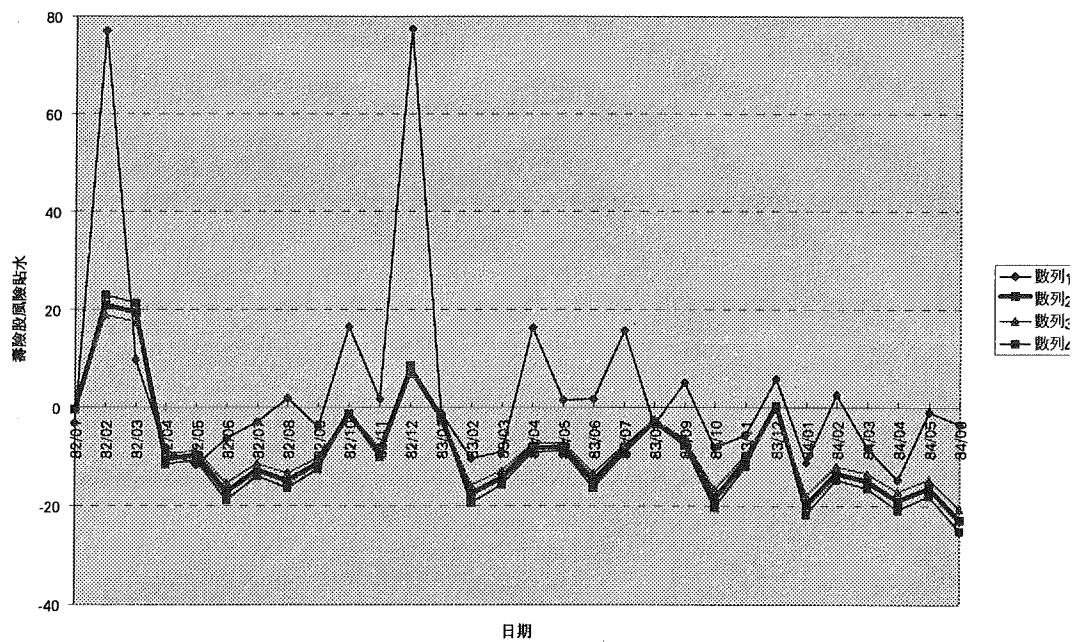


圖4-4 GARCH的預測結果(壽險資料，放寬預測區間正負0.1)

【說明】數列1:目標值 數列2:預測值 數列3:放寬預測區間負0.1 數列4:放寬預測區間正0.1

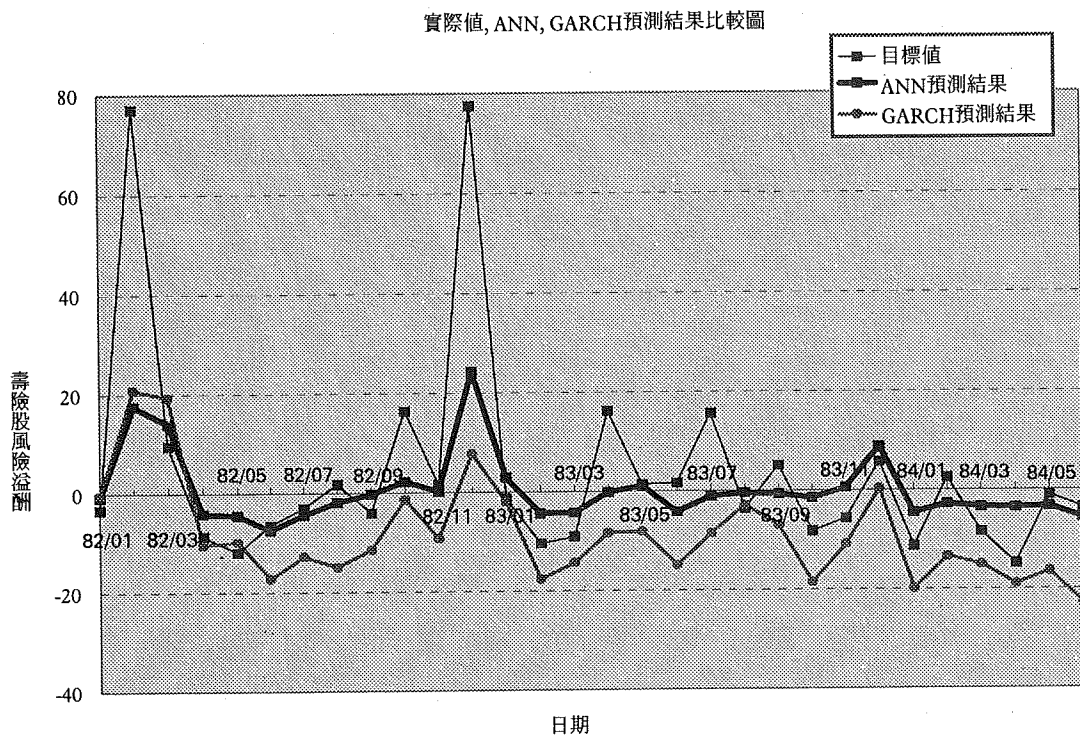


圖4-3 目標值、ANN預測結果與GARCH預測結果比較圖(壽險)

表3-1 台灣保險業特徵變數的處理方式

台灣保險業的特徵	處理方式
1.開放保險市場後的變化	另外獨立成爲一個變數。 以數字代表家數的成長狀況，例如：3代表已設立的保險公司有3家。
2.不動產占總資產的比率	另外獨立成爲一個變數

表3-2·中華民國自民國71年以後歷屆中央民意代表、縣市長暨省議員及第一屆民選省市長選舉資料表

選舉時間	選舉公職人員
72/12/03	第一屆立法委員(增額補選)
74/12/16	台灣省縣市長暨省議員
75/12/16	第一屆立法委員、國大代表(增額補選)
78/12/02	台灣省縣市長暨省議員、 第一屆立法委員(增額補選)
80/12/21	第二屆國大代表
81/12/19	第二屆立法委員
82/11/17	台灣省縣市長
83/12/03	台灣省省長暨省議員、 台北及高雄市市長暨市議員

資料來源：中華民國83年內政統計提要

表3-3·研究變數整理

研究變數【輸入、輸出】	調整後的變數或處理方法	資料來源
1.無風險國庫券利率【輸入】	(台銀)一月期定期存款利率	台灣經濟新報資料庫
2.證券風險價差【輸入】	30天期商業本票利率 - (台銀)一月期定期存款利率	台灣經濟新報資料庫
3.股息報酬【輸入】	股票市場加權股價指數	台灣經濟新報資料庫
4.不動產報酬【輸入】	營造業股發行量加權報酬率	台灣經濟新報資料庫 並由本研究計算而得
5.台灣保險業特徵(一):開放保險市場後的變化【輸入】	以台灣開放經營市場後，經營家數的成長作為資料。	保險年鑑
6.台灣保險業特徵(二):不動產占總資產的比率【輸入】	以台灣保險公司之資料為準	台灣地區金融統計月報資料庫
7.政治變數—選舉【輸入】	以虛擬變數處理之	中華民國各年度內政統計提要
保險股票風險貼水【輸出】	保險股發行量加權報酬率 - 一月期定期存款利率	台灣經濟新報資料庫 並由本研究計算而得

表 3-4 本研究所採用的倒傳遞網路的重要參數

參數	代表符號	可供選擇的值
隱藏層處理單元 (Pressing Element)數目	PE	4/6/8/10/12(壽險) 2/4/6/8(產險)
隱藏層(Hidden Layer)層數	HL	0/1/2
學習係數 (Learning Coefficient)	LC	0.5
慣性項 (Momentum Term)	M	0/0.1/0.3/0.5/0.7
學習速率 (Learning Rate)	R	1/0.8/0.5/0.3
轉換函數 (Transfer Function)	F	S:Sigmoid T:TanH
學習法則 (Learning Rule)	LR	參考4.5.2節

表4-1 較佳效率的網路模型之測試結果

編號	HL	PE	R	LR	F	M	學習循環 測試點	學習RMS 測試RMS	學習相關係數 測試相關係數
3.19C9 (高斯)	2	8/8	0.3	1	T	0.1	19000	0.106516 0.152218	0.8405 0.7628
3.9C1 (高斯)	2	4/8	0.5	1	T	0	19000	0.105755 0.179865	0.8433 0.8554
3.14C4 (高斯)	2	6/8	0.8	3	T	0	19500	0.112847 0.160227	0.8213 0.7969
3.14C12 (高斯)	2	6/8	0.8	3	T	0.3	20000	0.113701 0.195632	0.8156 0.7910
3.4C9 (高斯)	1	8	0.8	1	T	0.3	4000	0.125402 0.170211	0.7571 0.7879

[註]編號說明：例如3.19C9，表示第三步驟第19個模型第9次實驗（改設高斯）

表4-2 · 壽險資料預測效果比較

比較項目	學習範例 (內樣本)RMS及 g	測試範例 (外樣本)RMS及 g
最佳網路模型	RMS=0.10576 g =0.8433	RMS=0.17887 g =0.8544
GARCH模型	RMS=0.13 g =0.6698	RMS=0.259 g =0.7130

表4-3 · 壽險資料預測效果比較 (RMS)

比較項目	學習範例 (內樣本)RMS	測試範例 (外樣本)RMS
最佳網路模型(3.9C1)	0.10576	0.17887
類神經網路法($g > 0.7$)	0.11097	0.16766
類神經網路法($g > 0.75$)	0.11378	0.16912
類神經網路法($g > 0.8$)	0.10973	0.18775
GARCH模型	0.13	0.259

表4-4 · 壽險資料預測效果比較 (g)

比較項目	學習範例(內樣本) 相關係數	測試範例(外樣本) 相關係數
最佳網路模型(3.9C1)	0.8433	0.8554
類神經網路法($g > 0.7$)	0.7526	0.7509
類神經網路法($g > 0.75$)	0.8127	0.7910
類神經網路法($g > 0.8$)	0.8295	0.8277
GARCH模型	0.6698	0.7130

參考文獻

- [1] 李志中, 1987, "台灣不動產業之概況", 人與地, 43期, 頁20-27, 7月。
- [2] 呂家彥, 1994, 台灣地區壽險市場規模經濟之研究, 淡江大學, 碩士論文。
- [3] 邱靖博, 1989, "台灣保險市場現況與未來發展", 經濟前瞻, 15號, 頁43-49, 7月。
- [4] 李志中, 1987, "台灣不動產業之概況", 人與地, 43期, 頁20-27, 7月。
- [5] 余榮聰, 1974, 重要事件對我國股價影響之研究, 國立政治大學, 碩士論文。
- [6] 許雅惠, 1994, 台灣人壽保險業經營策略與經營績效之相關研究, 台灣大學, 碩士論文。
- [7] 黃理哲, 1994, 台灣股票市場報酬解釋因素之探討, 國立中山大學, 碩士論文。
- [8] 葉怡成, 1993, 類神經網路模式應用與實作, 二版, 儒林圖書公司, 台北。
- [9] 葉俊雄, 1993, 外匯市場非線型時間序列之實證研究—自迴歸條件異質變異數與類神經網路模式分析法, 國立政治大學, 碩士論文。
- [10] Black, F., M.C., Jensen, and M. Scholes, 1972, "The Capital Asset Pricing Model: Some Empirical Tests," in Jensen, M.C., ed., Studies in the Theory of Capital Markets, NY: Praeger, 1972, PP. 79-121.
- [11] Bollerslev, T., 1986, "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity", Journal of Econometrics, 31, pp.307-327.
- [12] Bollerslev, T., U. Y. Chou, and K.F. Kroner, 1992, "ARCH modeling in finance: a review of the theory and empirical evidence," Journal of Econometrics 52, 5-59.
- [14] Campbell, J. Y., 1987, "The Term Structure of Euromarket Interest Rates: An Empirical Investigation", Journal of Monetary Economics, 19, pp.25-44.
- [15] Engle, R., 1982, "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", Econometrica, Vol.50, 4, pp.987-1007.
- [16] Engle, R., 1993, "statistical Models for Financial Volatility," Financial Analyst Journal, January/February, pp.72-78.
- [17] Fama, E. F., and MacBeth, J., 1974, "Tests of Multiperiod Two Parameter Model," Journal of Political Economy, 81, PP. 607-636.
- [18] Fama, E., and K. French, 1989, "Business Conditions and Expected Returns on Stocks and Bonds", Journal of Financial Economics, 25, pp.23-49.
- [19] Ferson, W., 1990, "Are the Latent Variables in Time-Varying Expected Returns Compensation for Consumption Risk?", Journal of Finance, NO.2, pp.397-429.
- [20] Funahashi, K., 1989, "On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks," Neural Networks, 2, PP. 183-192.
- [21] Gibbons, S., and W. Ferson, 1985, "Testing Asset Pricing Models with Changing Expectations and an Unobservable Market Portfolio", Journal of Financial Economics, NO.14, pp.217-236.
- [22] Huang, C.S., R. Dorsey, and M. Boose, 1994, "Life Insurer financial Distress Prediction: A Neural Network," Journal of Insurance Regulation, 13, PP.131-167.
- [23] Hecht-Nielsen, R., 1990, Neurocomputing, Reading Mass: Addison-Wesley.
- [24] Hecht-Nielsen, R., 1987, "Kolmogorov's Mapping Neural Network existence Theorem", Proc. IEEE First International Conference on Neural Networks, III, PP.11-14.

- [25]Hertz, J. A Krogh and R.G. Palmer, 1991, Introduction to the theory of Neural Computation, Redwood City, Calif., Addison-Wesley Publishing Co..
- [26]Hornik, K. , M. Stinchcombe , and H. White , 1989 , "Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators" , Neural Networks , 2 , pp.359-366.
- [27]Ire, B., and S. Miyake, 1988, "Capabilities of Three Layer Perceptrons," IEEE Second International Conference on Neural Network I, PP.641-648.
- [28]Liu , and J., Mei , 1992 , "The Predictability of Returns on Equity REITs and Their Co-Movement with Other Assets" , Journal of Real Estate Finance and Economics , 5:pp.401-418.
- [29]Mei, J. , and A. Saunders, , 1994 , "The Time-Variation of Risk Premiums on Insurer Stocks" , The Journal of Risk and Insurance , Vol. 61 , pp.12-32.
- [30]Norio, B. , 1989 , "A New Approach for Finding the Global Minimum of Error Function of Neural Networks" , Neural Networks , 2 , pp.367-373.
- [31]Roll, R.,1977,"A Critical of the Asset Pricing theory's Test: Part I: On the Past and Potential Testability of the Theory,"Jouranl of Financial Economics.4,pp.129-176.
- [32]Ross,S. , 1976 , "The arbitrage theory of capital asset pricing" , Journal of Economic Theory , 13 , pp.341-360.
- [33]Rumelhart, D.E., G.E. Hilton and J.L. McClelland,1986, "A General Framework for Parallel Distributed Processing," Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructures of Cognition, Vo.1. I, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland (Eds.). MIT Press:Mass.,pp.45-76.
- [34]Rumelhart, D.E., g.E. Hinton and R.J. Willians, 1986, "Learning Internal Representation by Error Propagation, " Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructures of Cognition, Vol. I, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland (Eds.). MIT Press: Mass. PP.318-362.
- [35]White, H.,1988, "Economic Prediction using Neural Networks: The Case of IBM daily Stock Return," in Trippi, R.R. and Turban, (Eds.), Neural Networks in Finance and Investing, Chicago, Probus Publishing Co., pp.315-29.
- [36]_____ 1989 , "Learning in Artificial Neural Networks: A Statistical Perspective," Neural Computation, 1, PP.425-469.