適應性類神經模糊推論系統於財務危機預測之 應用

張克群*、楊淑閔**、陳麗貞***、范興宜****

摘 要

一、緒論

四、實證過程與結果分析

二、相關文獻回顧

五、結論與建議

三、理論模型說明

摘要

財務危機是在競爭的金融市場中必須面對的風險,其產生的根本原因是因為銀行之財務槓桿處理不當。因此,如何控管財務風險是各銀行所致力的課業之一。目前各金融機構多採用傳統的財務分析以及外部評等的方式衡量其風險,但是此法容易因個人的主觀意志而導致風險評量產生偏誤的狀況。本研究則是利用適應性類神經模糊推論系統(Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS)對企業財務進行危機的預測。

本研究首先以因素分析法篩選變數後,再運用 ANFIS 作為研究方法,並與類神經網路(Artificial Neural Networks, ANN)相比較,檢視兩者的特性與準確性之優劣。研究結果發現:ANN 的正確率為 89.49%,ANFIS 的正確率為 93.94%,ANFIS 的正確率明顯高於 ANN,表示 ANFIS 對企業財務危機預測之可行性與有效性較 ANN 佳。

一、緒論

近年來,隨著金融市場的蓬勃發展,信用風險(Credit risk)的衡量與管理之重要性越來越被金融機後重視。對於銀行而言,因為信用風險是公司經營績效的指標,故績效越好,代表公司違約的可能性越小,反之違約的可能性越大。因此,銀行對於風險的

^{*} 國立雲林科技大學企業管理博士

^{**} 逢甲大學商學所博士生

^{***} 明新科技大學旅館事業管理系講師、國立雲林科技大學企業管理系博士候選人

^{****} 育達商業科技大學行銷與流通管理系講師、國立雲林科技大學企業管理系博士生

管理以及對各公司經營績效評估的能力,使各銀行對風險控管之優劣成為他們穩定且重要的獲利來源。

巴塞爾資本協定(Basel Capital Accord)(註一)是由巴塞爾銀行監理委員會(Basel Committee on Banking Supervision)所發布的資本協定,其中規範了金融機構的風險管理以及提供金融監理單位應遵循的標準。其中提及,銀行必須加強本身對信用風險的衡量技術,而各銀行信用風險的估算結果將會影響到該行應提列多少的自有資本。各銀行或金融機構依照本身條件所建立的信用風險控管機制,進而達到控制風險、創造穩定的獲利。

回顧相關文獻,對於財務危機估算泰半集中於單變量分析(Beaver, 1966)、多變量區別分析(Altman, 1968)、Logit 模型(Ohlson & James, 1980; Platt & Platt, 1990; Tseng & Lin, 2005; Zavgren, 1985)、Probit 模型(Zmijewski, 1984),在隨後的研究更被廣泛的採用。但由於這些分析方法皆有嚴謹的假設條件,如自變數之分配假設、自變數之共變異矩陣假設、誤差項之分配假設等等。除非資料滿足假設,否則其估計正確性仍有待商確(Eisenbeis, 1977; Ohlson & James, 1980; Press & Wilson, 1978)。直至計算智慧(Computational Intelligences)出現,為此問題帶來了一可能解決的途徑。Odom & Sharda(1990)首先使用類神經網路(Artificial Neural Networks, ANN)運用於信用風險估算上,其擁有捕捉容錯性(fault tolerance)、可調適性(adaptive)與自我學習(learning)等優點,使得被廣泛應用於各領域。然而類神經網路仍就有過度配適與無法解釋變數間之因果關係缺點,故其在估算過程中仍有限制。

模糊理論(Fuzzy)可以用較近似人類推理的方式來描述實際問題並容許資料集所存在的不準確性與不確定性。類神經網路則擁有從過去的資料中學習與歸納之能力。然而模糊理論對於建構規則庫之困難以及類神經網路對於問題變數間關係之無法解釋。因此,Jang(1993)將模糊理論與類神經網路兩種演算法結合,提出適應性類神經模糊推論系統(Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS),也就是將模糊理論架構於類神經網路上,使其充分發揮模式對於系統不確定性(uncertainty)與不精確性(imprecisely)的處理能力,能夠調整模式的參數。其主要架構是以模糊推論系統(Fuzzy Inference System, FIS)為網路模式基礎,並結合神經網路自我組織的特性。由於 ANFIS 是以模糊理論為基礎,以模糊規則庫為模式架構,不但可以將原規則逐一轉換為模糊規則,同時也可以將專家的經驗與知識轉換成推論規則,以彌補資料對系統描述的不足。

因此,本研究之主要動機乃希望應用類神經網路與模糊理論相結合的方法-ANFIS模型來進行信用風險估算。亦即利用「模糊理論」規則庫中之規則來描述變數間之複雜關係,再利用「類神經網路」之學習能力來調整歸屬函數與規則庫,配合一般財務變數及非財務變數,建立出一套新的財務危機預警模式,以提昇信用風險模型效率、減少銀行損失、提供決策的參考依據。本研究主要目的是利用 ANFIS 模型來進行企業財務危機的預測,並與 ANN 模型的預測結果相比較,檢驗 ANFIS 模型的正確率是否優於ANN 模型,以提供銀行風險機構管理者在估算風險時能做更正確的模型選擇。

本研究共分為五個部份,第一部分為緒論,第二個部份為文獻回顧,第三部份為理

論模型的說明,第四部份為實證結果與分析,最後部份為結論與建議。

二、相關文獻回顧

單變量分析法以 Beaver (1966) 為代表,其「以財務比率預測經營失敗」的主要貢獻除了將財務危機的實證研究帶入了預測的領域外,擴大界定失敗的意涵、首創配對抽樣法、利用驗證樣本法來驗證區別能力以及採用二分類檢定法來尋求最佳門檻值等特點更是對日後的研究影響甚大,故該篇研究被視為「財務危機預測的始祖」。單變量分析法的優點為:1.計算簡單,成本低。2.所求得的數值易於解釋。3.效果不差;缺點:1.不同財務比率的預測方向與能力常常有相當大的差異甚至互相矛盾的情況。2.以試誤法尋求最佳預測變數,缺乏共同的理論架構。3.單一區別變數無法涵蓋企業整體。

Altman(1968)首先將多變量區別分析法應用於財務危機的預測上。多變量區別分析法不僅可以同時考量多項變數,並且其整體績效的評估比單變量分析法更為客觀,亦能了解那些財務比率最具有區別能力。然而在應用多變量分析前,需考量模式中之自變數是否符合下列三個基本假定:1.自變數是否為多元常態分配。2.自變數間有無共線性的問題。3.自變數的變異數一共變數矩陣相等。若自變數不符合上述的三個基本假定,利用多變量方法所建立的區別模式,相對於經由迴歸分析方法所建立的模式其預測能力與穩定性將較差。然而一般大多數財務比率都不符合上述的三個基本假設,尤其是自變數為常態分配之假定。

迴歸分析可分為 Probit 與 Logit 兩個模型,模型能解決一般線性機率模型對條件機率的估計值可能落在 (0,1) 區間外,所以 Logit 與 Probit 與模型因而產生。Probit 模型與 Logit 模型主要差異在於前者假設殘差值的累加分配為累加標準常態分配,後者則是假設殘差值的累加分配則為累加 Logit 分配。而 Logit 模型不但適用於應變數為屬質變數的迴歸模型,而且此模型利用累積密度函數將解釋變數的實數值轉為機率值,解決透過線性機率模型 (Probit 模型) 估計參數時,產生對於被解釋變數所估計出的預測值落於 (0,1) 之外的問題,並且利用最大概似函數求極值的方武,求算各估計量,這些估計量皆具有一致性 (consistent)、漸進有效性 (asymptotically efficient) 以及漸進常態分配 (asymptotically normally distribution) 的形式。然而迴歸模式之優劣,至今仍無定論Collins and Green (1982)、Ingram and Frazier (1982)、Gentry, Newboed and Whitford (1985)、Gessner, et al. (1988) 均指出 Logit 模式較區別分析為佳且認為 Logit 與Probit 模式的效果差不多,應使用何者要事資料特性而定。

Ohlson & James (1980) 首先將 Logit 模型應用於公司財務危機之預測,分別建立一年內、兩年內及一年或兩年內會發生財務危機的預警模型,經實證發現預測正確率分別為 96.12%、95.55%、92.84%,以預測一年內會破產的危機預測模型準確率最高。 Espahbodi (1991) 使用區別分析與 Logit 模型,以 48 對銀行樣本建立問題銀行預測模式。研究發現,Logit 模型的正確歸類率較高,前一年可以達到 87.76%,前兩年為75.71%,而區別分析分別為 86.3%與 84.3%。 Eisenbeis (1977)、 Press & Wilson (1978) 及潘玉葉 (1990) 指出當區別分析的常態性假設無法滿足時,將會導致顯著性

檢定和歸類正確率估計有偏差。

類神經網路模型模擬人類或生物的神經系統對外來衝擊反應,為利用人類學習思考的模式,經由反複的學習過程,從輸入變數(如財務比率、市場資料等)探詢其與輸出變數間可能的相關性,並透過隱藏層,使輸出變數變異最小的要求下,給與各輸入變數不同的權數,再經非線性轉換產生輸出變數,使結果介於 0 與 1 之間,判斷公司是否發生財務危機。類神經網路模型最早由 Odom & Sharda(1990)運用於財務危機預測,之後有 Tam & Kiang (1992)、Salchenberger, Cinar & Lash (1992)、Coats & Fant (1993)、Wilson & Sharda (1994)、Altman, Marco & Varetto (1994)、Boritz & Kennedy (1995)、Kerling (1996)、Davalos, Gritta & Chow (1999)、Piramuthu (1999)、Jo, Han & Lee (1997)、Wanous, Boussabaine & Lewis (2003)等學者發表運用於財務危機預測相關文章。

其中,Altman, Marco & Varetto (1994) 運用類神經網路模型與區別分析評估 1892~1992 年間共 1000 家包含財務健全與危機的義大利公司,兩種模型預測準確率皆 達到 90%。Piramuthu(1999)使用類神經網路結合模糊理論對銀行進行財務危機預 測,研究結果顯示類神經網路預測準確率高於模糊神經網路模型,但模糊神經網路模型 比類神經網路更具有決策的解釋能力,兩方法皆有優點。蔡碩倉(2000)本研究結合企 業經營危機理論與投資組合理論,並搭配倒傳遞類神經網路(BPN),建構臺灣地區農 會信用部之金融預警系統。經比較倒傳遞類神經網路兩種學習法則(Delta-Rule 與 Norm-Cum-Delta-Rule)、兩種轉換函數(TanH、Sigmoid),組合成四種網路架構以 Delta-Rule 學習法則搭配 TanH 轉換函數預測準確率 100%為最佳模型。沈大白、張大 成、劉宛鑫(2002)運用類神經網路建構模式,選取 30 家危機公司,30 家正常公 司,以 10 項財務比率為變數。發現訓練樣本的準確率為 90%,測試樣本的準確率為 80%。湯玲郎、施並洲(2001)應用灰關聯分析法、類神經網路與案例推理法,利用 45 個財務指標,評估 72 家樣本公司過去三年的經營績效,以預測財務正常公司與異常公 司判斷之正確性。從研究結果發現採用類神經網路的預警效果最好,其次為案例推理 法;而平均預警準確率以發生危機的前一年的 87.1%,高於前二年的 78%與前三年的財 務指標 62.1%。林修逸(2003)使用多元區別分析模型、Logit 模型及倒傳遞類神經網 路模型,建構公司發生財務危機之預警模型,並利用 Merton 模型中的違約距離作為市 場基礎變數,將「市場基礎」的資訊和傳統的「會計基礎」資訊納入危機預警模型,分 別以僅使用財務比率變數,及使用違約距離和財務比率作為輸入變數作測試。實証結果 發現就僅使用財務比率變數訓練樣本以 Logit 模型的表現最佳,三年平均正確率高達 87.22%;但在測試樣本中,三個模型模擬結果各有優劣,在加入違約距離變數後,對於 財務危機預警模型之預測能力具有提升的效果。林金賢等(2004)本研究嘗試以具學習 能力之模糊專家系統來建構財務危機預警模式,實證結果顯示運用類神經模糊所建立之 專家系統較 logit 有較佳之預測正確率與較低之錯誤歸類成本外,針對危機公司,類神 經模糊專家系統較 logit 有較早之預警訊號以及越接近危機時有越強之訊號發生。管理 的領域,也應用類神經網路模型來預測、檢驗以及分類。Wanous, Boussabaine & Lewis (2003)證明在決策過程使用類神經網路的高正確性以及當作決策模型的可行性,來幫 助訂約人考慮有影響的決策變數和改善決策過程的一致性,類神經網路與其它統計技術相比,此模型的建構能力較強,可建構非線性模型,且模型不受限於樣本為常態分配的假設及變數是否具共線性的問題,也不需要對預測破產函數的解釋變數為線性及獨立的假設,而且能表達輸入變數間的交互作用,使模型的準確度高,但因模型內具有大量可調係數,因此容易發生過度學習的現象,即網路對訓練範例的誤差很小,對測試範例的誤差卻很大的現象。

近年來 ANFIS 在不同的領域上也有許多的成功應用實例,如:銀行授信預警系統(Malhotra & Malhotra, 2002)、疾病診斷(Güler & Übeyli, 2004, 2005; Kazeminezhad, Etemad-Shahidi, & Mousavi, 2005; Yeh & Cheng, 2005)、水庫即時操作系統(Chang & Chang, 2006)、水資源研究(Nayak, Sudheer, Rangan, & Ramasastri, 2004)、海洋工程(Kazeminezhad et al., 2005)、馬達控制(Aguilar, Melin, & Castillo, 2003; Ali Akcayol, 2004; Melin & Castillo, 2004; Melin & Castillo, 2005),工業製造(Hasiloglu, Yilmaz, Comakli, & Ekmekci, 2004; Li, Wu, Tsai, & Chang, 2006; Lo, 2003; Lo & Lin, 2005; Lu, Yeh, Li, Wu, & Liu, 2003)、電力系統(Ellithy & Al-Naamany, 2000)與選擇權評價(李沃牆 & 張克群, 2006)。

因此,Jang(1993)將模糊理論與類神經網路兩種演算法結合,提出適應性類神經模糊推論系統(Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS),也就是將模糊理論架構於類神經網路上,使其充分發揮模式對於系統不確定性(uncertainty)與不精確性(imprecisely)的處理能力,能夠調整模式的參數。所以,本研究使用 ANFIS 模型來進行企業財務危機的預測,並與 ANN 模型的預測結果相比較,檢驗 ANFIS 模型的正確率是否優於 ANN 模型,以提供銀行風險機構管理者在估算風險時能做更正確的模型選擇。

三、理論模型説明

(一) 倒傳遞網路學習演算法

倒傳遞類神經網路是以最陡坡降法(Gradient Steepest Descent Method) 為基本原理,利用此原理將誤差函數最小化的觀念應用在類神經學習網路上。倒傳遞網路學習的目的是調整網路加權值 w_{ij} ,使訓練範例的輸入向量經網路計算後,可以輸出與期望值近似的輸出向量。根據神經元模型,第n層的第j個單元 Y_i^n 的輸出值如下式:

$$Y_j^n = f(net_j^n) \tag{1}$$

其中, $net_j^n = \sum_i Y_i^{n-1} w_{ij} - \theta_j$,f():轉移函數, w_{ij} :第i個輸入單元與第j個隱藏單元間的連結強度, θ_i :第n個隱藏單元的閥值(Bias)。

因為網路學的目的為:修正網路連結上的加權值,使網路誤差函數(Error Function)達到最小值,如下式:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j} (T_{j} - Y_{j})^{2} \tag{2}$$

其中, T_j =第j筆資料的實際輸出值,j=1,2,...,N, Y_j =第j筆資料的預測輸出值,j=1,2,...,N。因為誤差函數是網路連結上加權值的函數,所以為了使誤差函數達到最小值,可用最陡坡降法(Gradient Steepest Descent Method)來使誤差函數最小化。

(二) 適應性類神經模糊推論系統介紹

適應性類神經模糊推論系統的特性接近類神經模糊系統,在非線性函數模型有顯著的結果(Melin & Castillo, 2004; Melin & Castillo, 2005)。適應性類神經模糊推論系統裡的隸屬函數參數從描述系統性能的資料集中抽取。ANFIS 經由規定的錯誤標準調整系統參數,並在資料集中學習特徵(Jang, 1993)。現今,ANFIS 被應用在分類和資料分析裡(Lo, 2003)。本文所採用的是適應性網路模糊推論系統(ANFIS),ANFIS 主要是以模糊推論系統為模式主體,使用模糊 If-Then 規則來處理人類知識與邏輯推論過程的描述性語意與分析,充分發揮對於系統的不精確性語不確定性的處理能力。在 If-Then 規則與模糊推論中採用 Sugeno 模糊模式,同一層的隸屬函數或轉換函數採用相似的函數,來建構 ANFIS 主體架構;在學習與調整參數方面,則是結合前饋式類神經網路與監督式學習方法,使得模糊推論系統的所有參數可以獲得適當的調整,讓模式具有自我學習與組織能力。

類神經模糊(Neuro-Fuzzy)依輸入空間的切割方式不同有多種不同的網路架構,本文所採用的是適應性網路架構的模糊推論系統,此網路的架構圖如圖 1,基本上,第一層的隱藏層類神經元,所執行的是歸屬函數值的運算(即相容程度性的計算),接下來的類神經元執行『及(AND)的運算』,以便獲得模糊規則的前鑑部的啟動強度,然後,有一層的類神經元執行『或(OR)』的運算,以便將所有模糊規則的前鑑部的啟動強度聯集起來,最後位於輸出層的類神經元便執行去模糊化的運算,以便提供明確的輸出值。每一層的類神經元之功能與運算說明如下:

第一層:第一層的類神經元執行輸入與相關模糊集合的「相容程度性」之運算,計算如下:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x)$$
, for $i = 1,2$ $O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y)$, for $i = 3,4$ (3)

其中x或y是第i 個處理單元的輸入, A_i 或 B_{i-2} 是第i 個處理單元所代表的模糊集合。也就是說 $O_{1,i}$ 代表輸入變數x或y對模糊集合 $A(=A_1,A_2,B_1,B_2)$ 的歸屬程度,而模糊集合 A的歸屬函數可以使用任何適當的參數型之歸屬函數,這些歸屬函數通常稱為「前鑑部參數」。

第二層:第二層的類神經元標示為Ⅱ,執行的是模糊規則的「啟動強度」之計算,計算 如下:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), \quad i = 1,2$$
 (4)

第三層: 第三層中的類神經元標示為 N,執行的是將啟動強度正規化之運算,計算如下:

$$O_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2$$
 (5)

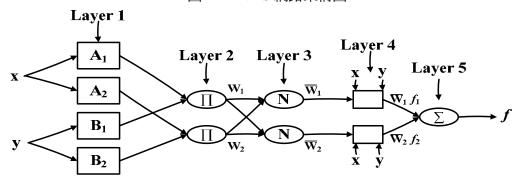
第四層: 第四層的類神經元執行的是,每個模糊規則之後鑑部該執行多少之運算,計算如下:

$$O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i} (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2$$
(6)

第五層:第五層只有單一個類神經元,標示為Σ,計算前一層中類神經元輸出值的總合,以作為最後網路的輸出值:

$$O_{5,i} = \sum_{i} \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_{i} w_i f_i}{\sum_{i} w_i}$$
 (7)

圖 1 ANFIS 網路架構圖



四、實證過程與結果分析

(一)資料來源說明與基本敘述統計分析

本研究所選取的違約公司為民國 2003 年到 2007 年的上市全額交割股,對應一家違約公司,搭配同產業內規模相近的兩家公司,在刪除資料不齊全的公司後,選取 51 家違約公司,搭配 102 家正常公司,取其違約前 4 季財務報表資料,所有違約及配對的正常公司列於附錄。

本研究選取變數包括流動比率、速動比率、現金流量比率、稅後淨利占資產比率、稅後淨利占股東權益比率、存貨週轉率、應收帳款週轉率、負債比率及負債占股東權益 比率。研究變數基本敘述統計量如表 1 所示。

	我 1	120		
變數	平均數	標準差	最小值	最大值
流動比率(%)	167.90	136.54	5.28	1405.60
速動比率(%)	91.25	123.18	0.17	1101.05
現金流量比率(%)	11.52	41.32	-92.28	368.09
稅後淨利占資產比率(%)	-0.02	0.11	-1.03	0.21
稅後淨利占股東權益比率(%)	-0.05	0.55	-4.70	10.88
存貨週轉率(%)	6.57	10.57	0.00	84.57
應收帳款週轉率(%)	12.95	41.36	0.20	492.18
負債比率(%)	48.04	16.10	4.78	107.76
負債占股東權益比率(%)	1.18	1.29	-13.89	11.09

表 1 敘述統計表

(二)因素分析

因素分析法不考慮因變數的影響,僅對所蒐集的眾多自變數中萃取共同因素,試著從眾多的自變數中找到共同的特性。該分析法的目的是在以較少的維數來表示原先的資料結構,而又能保存原先的資料結構所提供的大部分資訊,亦可解決各變數間共線性的問題。

本研究針對有效樣本,刪除解釋能力較低之變數,即保留因素負荷量(Factor Loading)大於 0.6 以上之變數;在萃取因素時,採用主成份(Principal)分析法,並利用直交轉軸之最大變異數法(Varimax)法加以旋轉;並抽取特徵值(Eigen Value)大於 1 之因素。萃取四個因素為流動性、獲利性、資產管理和財務結構。茲將本研究各構面因素分析結果整理如表 2 所示。

	× – – – – – – – – – – – – – – – – – – –	> • DIAM > 1 •		
因素命名	代表性變數	因素負荷量 ^a	特徵值 ^b	累計解釋 變異量 ^c
	X1:流動比率	0.926		
流動性	X2:速度比率	0.936	2.283	65.37%
	X3:現金流量比率	0.696		
獲利性	X4:稅後淨利占資產比率	0.745	1.646	43.65%
	X5:稅後淨利占股東權益比率	0.829	1.040	43.03%
資產管理	X6:存貨週轉率	0.861	1.483	60.13%
貝性官理	X7:應收帳款週轉率	0.888	1.403	00.13%
財務結構	X8:負債比率	0.821	1 207	74.43%
	X9:負債占股東權益比率	0.795	1.287	74.4370

表 2 因素分析結果

a. 因素負荷量:因素結構中原始變量與因素分析時抽取出共同因素的相關。

b. 特徵值: 將每個因素的因素負荷量平均加總, 即為此因素的特徵值。

c. 解釋變異量:特徵值除以變數的數目,即表示該因素所能解釋變異數的比率。

(三) ANFIS 財務危機預測模型建構流程

1.定義輸入、輸出變數:

本文 ANFIS 財務危機預測模型中以流動性、獲利性、資產管理和財務結構為輸入 變數,而輸出值為發生財務危機或沒有發生財務危機,其模型為(6)式:

$$P_{ANFIS} = F(x_1, x_2, x_3, x_4) \tag{6}$$

其中: P_{ANFIS} 為 ANFIS 模型預測, x_1 為流動性, x_2 為獲利性, x_3 為資產管理, x_4 為財務結構。

2.歸屬函數的決定:

在每條模糊規則的前鑑部都有歸屬函數,在歸屬函數的選擇上,有三角形歸屬函數、梯形歸屬函數、高斯函數歸屬函數等,經程式輸入測試後採梯形歸屬函數有較佳的收斂值。而每個輸入變數取用三個歸屬程度值(低、中、高)。

3.模糊規則的決定:

ANFIS 模型中,每個類神經元(Neuro)利用鏈結值向量(synaptic vector),作為訊息的傳遞,連結網路。本研究使用四個輸入變數,每個輸入變數各有三個歸屬函數值,因此有 $3\times3\times3\times3=81$ 條模糊規則。之後利用類神經網路的學習功能,依模組之自我學習特性來分配決定每條模糊規則對輸出值的權重,建立 ANFIS 模型之模糊規則 庫。

(四) ANFIS 與 ANN 模型結果分析

本研究使用 ANFIS 與 ANN 模型來預測財務危機,模型中投入四個變數分別為流動性、獲利性、資產管理和財務結構。由表 3 得知,ANN 的正確率為 0.8949、型 I 誤差為 0.1333、型 II 誤差為 0.1061;測試樣本的正確率為 0.8197、型 I 誤差為 0.2273、型 II 誤差為 0.1538。由表 3 可知,ANFIS 訓練樣本的正確率為 0.9394、型 I 誤差為 0.0625、型 II 誤差 0.0455;測試樣本的正確率為 0.9180、型 I 誤差為 0.0909、型 II 誤差為 0.0769。所以,本研究使用 ANFIS 預測財務危機的績效明顯優於 ANN 模型,所以使用 ANFIS 來預測公司財務危機的發生有一定可行性。

	模式	總正確率	型Ⅰ誤差	型II誤差
訓練樣本。	ANN	0.8949	0.1333	0.1061
		(443/495) ^b	(22/165)	(30/330)
	ANFIS	0.9394	0.0625	0.0455

表 3 ANFIS 與 ANN 模型結果分析

	模式	總正確率	型Ⅰ誤差	型II誤差
		(465/495)	(10/165)	(15/330)
測試樣本	ANINI	0.8197	0.2273	0.1538
	ANN	(100/122) ^c	$(10/44)^{d}$	(12/78) ^e
	ANIEIC	0.9180	0.0909	0.0769
	ANFIS	(112/122)	(4/44)	(6/78)

- a. 在預先假設的若干模糊規則的基礎上,對訓練樣本集中具有預先設定的某種隸屬函數的模糊輸入信號賦予一定模糊權係數,經過邏輯運算和網路訓練,得到實際的輸出信號。透過對於輸出信號和期望輸出的誤差相較,以及測驗樣本即的檢驗,達到網路學習的目的。
- b. (443/495): 前者--443 表示正確分類數,後者--495 代表樣本數。
- c. 測試總樣本為 122 筆,測試樣本中正確預測的有 100 筆。
- d. 44 筆為財務危機公司,分子為無法正確率測出為財務危機的筆數,即預測為非財務危機公司。
- e. 分母即 78 筆為非財務危機公司,分子為無法正確率測出為非財務危機的筆數,即預測為財務危機公司。 122=78+44; 100=122-10-12。

五、結論與建議

近來,面對接連不斷的財務危機事件,投資者皆希望能有一公平且正確的參考依據,因此,信用評等愈來愈被重視,故本研究針對信用評等分類方面採用 AFINS 模型與 ANN 模型比較。研究結果顯示出,ANFIS 預測財務危機的績效明顯優於 ANN 模型,所以使用 ANFIS 來預測公司財務危機的發生有一定可行性。

過去,當銀行融資往來的公司面臨財務危機,因為未對該債權擁有十足的擔保,故僅能的對該公司進行被動的「抽銀根」行為。現在,透過新巴塞爾協定的建置,各金融機構紛紛調整其財務結構與擴增風險部門,以建構適合本身的評等模型。若往來融資公司透過擔保品的提供提升信用評等,使得銀行能夠主動、精確選擇融資對象,以降低銀行本身的放款風險。

本文尚有許多後續研究的方向,如研究方法方面可以在變數方面可以在考慮總體變數、國家變數、專家意見等等,增加對不同因素的探討,做更深入的研究。

註 釋

- 註一:巴塞爾資本協定(Basel Capital Accord): 1988 年國際清算銀行下的巴塞爾銀行監理委員會(Basel Committee on Banking Supervision)提出《資本衡量與資本標準的國際統合》報告,一般稱之為巴塞爾資本協定(Basel I)。隨著科技的進步與財務工程的發達,金融商品的推陳出新等等因素,故於2004 年提出《資本衡量與資本標準的國際統合:修定的架構》,一般稱之為新巴塞爾協定(Basel II)。
- 註二:最陡坡降法:即每當輸入一個訓練範例,網路即小幅調整加權值的大小,調整的幅度和誤差函數對該加權值的敏感程度成正比,即與誤差函數對加權偏微分大小成正比: $\Delta W_{ij} = -n * \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$,其中, η 為學習速度(learning rate),為控制每次以最陡坡降法最小化誤差函數的步幅。

参考文獻

一、中文部分

- 1. 李沃牆、張克群(2006),「比較不同波動率模型下臺灣股票選擇權之評價績效」, *真理財經學報*,第十四期, 頁 71-96。
- 2. 沈大白、張大成、劉宛鑫(2002),「運用類神經網路建構財務危機預警模型」,貨幣觀測與信用評,等 38 期,頁 95-102。
- 3. 林金賢、陳育成、劉沂佩與鄭育書(2004),「具學習性之模糊專家系統在財務危機預測之應用」, *管理學報*,第21卷,第3期,頁291-309。
- 4. 林修逸(2003),應用評分模型預測公司危機:三種方法兩種模型之比較,東吳大學國際貿易所碩士論文。
- 5. 張孝德、蘇木春(1999), *機器學習: 類神經網路、模糊系統以及基因演算法則*(修訂版),台北:全華 科技。
- 6. 湯玲郎、施並洲(2001),「灰關聯分析、類神經網路、案例推理法於財務危機預警模式之應用研究」, 中華管理評論,第4卷,第二期,頁25-37。
- 7. 潘玉葉(1990),臺灣股票上市公司財務危機預警分析,淡江大學管理科學研究所博士論文
- 8. 蔡碩倉(2000),「運用類神經網路建構臺灣地區農會信用部金融預警系統」,*農業經濟*,第 68 期,頁 117-159。

二、英文部分

- 1. Aguilar, L., Melin, P., & Castillo, O. 2003. Intelligent control of a stepping motor drive using a hybrid neuro-fuzzy ANFIS approach. *Applied Soft Computing*, 3(3): 209-219.
- Ali Akcayol, M. 2004. Application of adaptive neuro-fuzzy controller for SRM. Advances in Engineering Software, 35(3-4): 129-137.
- Altman, E. I. 1968. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4): 589-609.
- 4. Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. 1994. Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3): 505-529.
- 5. Beaver, W. H. 1966. Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4: 71-111.
- 6. Chang, F.-J., & Chang, Y.-T. 2006. Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir. *Advances in Water Resources*, 29(1): 1-10.
- Coats, P. K., & Fant, L. F. 1993. Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. Financial Management, 22(3).
- Collins, R. A., & Green, R. D. 1982. Statistical methods for bankruptcy forecasting. *Journal of Economics and Business*, 34(4): 349-354.
- 9. Davalos, S., Gritta, R. D., & Chow, G. 1999. The application of a neural network approach to predicting bankruptcy risks facing the major US air carriers: 1979-1996. *Journal of Air Transport Management*, 5(2): 81-86.

- Efrim Boritz, J., & Kennedy, D. B. 1995. Effectiveness of neural network types for prediction of business failure. *Expert Systems with Applications*, 9(4): 503-512.
- Eisenbeis, R. A. 1977. Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics.
 The Journal of Finance, 32(3): 875-900.
- Ellithy, K., & Al-Naamany, A. 2000. A hybrid neuro-fuzzy static var compensator stabilizer for power system damping improvement in the presence of load parameters uncertainty. *Electric Power Systems Research*, 56(3): 211-223.
- 13. Espahbodi, P. 1991. Identification of problem banks and binary choice models. *Journal of Banking & Finance*, 15(1): 53-71.
- 14. Güler, İ., & Übeyli, E. D. 2004. Application of adaptive neuro-fuzzy inference system for detection of electrocardiographic changes in patients with partial epilepsy using feature extraction. *Expert Systems with Applications*, 27(3): 323-330.
- Güler, İ., & Übeyli, E. D. 2005. Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of EEG signals using wavelet coefficients. *J Neurosci Methods*, 148(2): 113-121.
- Gentry, J. A., Newbold, P., & Whitford, D. T. 1985. Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components.
 Journal of Accounting Research, 23(1): 146-160.
- 17. Gessner, G., Malhotra, N. K., Kamakura, W. A., & Zmijewski, M. E. 1988. Estimating models with binary dependent variables: Some theoretical and empirical observations. *Journal of Business Research*, 16(1): 49-65.
- 18. Hasiloglu, A., Yilmaz, M., Comakli, O., & Ekmekci, I. 2004. Adaptive neuro-fuzzy modeling of transient heat transfer in circular duct air flow. *International Journal of Thermal Sciences*, 43(11): 1075-1090.
- Ingram, F. J., & Frazier, E. L. 1982. Alternative Multivariate Tests in Limited Dependent Variable Models: An Empirical Assessment. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 17(02): 227-240.
- Jang, J. S. R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems*, *Man, and Cybernetics*, 23(3): 665-685.
- 21. Jo, H., Han, I., & Lee, H. 1997. Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 13(2): 97-108.
- 22. Kazeminezhad, M. H., Etemad-Shahidi, A., & Mousavi, S. J. 2005. Application of fuzzy inference system in the prediction of wave parameters. *Ocean Engineering*, 32(14-15): 1709-1725.
- 23. Kerling, M. 1996. Corporate Distress Diagnosis-An International Comparison. In A. P. N. Refenes, Y. Abu-Mostafa, J. Moody, & A. Weigend (Eds.), *Neural Networks in Financial Engineering*: 407-422. Singapore: World Scientific.
- Li, D.-C., Wu, C.-S., Tsai, T.-I., & Chang, F. M. 2006. Using mega-fuzzification and data trend estimation in small data set learning for early FMS scheduling knowledge. *Computers & Operations Research*, 33(6): 1857-1869.
- Lo, S.-P. 2003. An adaptive-network based fuzzy inference system for prediction of workpiece surface roughness in end milling. *Journal of Materials Processing Technology*, 142(3): 665-675.
- 26. Lo, S.-P., & Lin, Y.-Y. 2005. The prediction of wafer surface non-uniformity using FEM and ANFIS in the chemical mechanical polishing process. *Journal of Materials Processing Technology*, 168(2): 250-257.

- Lu, Y.-H., Yeh, F.-H., Li, C.-L., Wu, M.-T., & Liu, C.-H. 2003. Study of ductile fracture and preform design of upsetting process using adaptive network fuzzy inference system. *Journal of Materials Processing Technology*, 140(1-3): 576-582.
- 28. Malhotra, R., & Malhotra, D. K. 2002. Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems. *European Journal of Operational Research*, 136(1): 190-211.
- 29. Melin, P., & Castillo, O. 2004. Intelligent control of a stepping motor drive using a hybrid neuro-fuzzy approach. *Soft Computing A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 8(8): 546-555.
- 30. Melin, P., & Castillo, O. 2005. Intelligent control of a stepping motor drive using an adaptive neuro-fuzzy inference system. *Information Sciences*, 170(2-4): 133-151.
- 31. Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M., & Ramasastri, K. S. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 291(1-2): 52-66.
- 32. Odom, M. D., & Sharda, R. 1990. *A neural network model for bankruptcy prediction*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, San Diego.
- Ohlson, & James, A. 1980. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1): 109.
- Piramuthu, S. 1999. Financial credit-risk evaluation with neural and neurofuzzy systems. *European Journal of Operational Research*, 112(2): 310-321.
- 35. Platt, H. D., & Platt, M. B. 1990. Development of a Class of Stable Predictive Variable the Case of Bankruptcy Prediction. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1): 31-51.
- 36. Press, S. J., & Wilson, S. 1978. Choosing Between Logistic Regression and Discriminant Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 73(364): 699-705.
- 37. Salchenberger, L. M., Cinar, E. M., & Nicholas, A. L. 1992. Neural Networks: A New Tool for Predicting Thrift Failures*. *Decision Sciences*, 23(4): 899-916.
- 38. Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. 1992. Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38(7): 926-947.
- 39. Tseng, F.-M., & Lin, L. 2005. A Quadratic Interval Logit Model for Forecasting Bankruptcy. *Omega*, 33(1): 85-91.
- 40. Wanous, M., Boussabaine, H. A., & Lewis, J. 2003. A neural network bid/no bid model: the case for contractors in Syria. *Construction Management and Economics*, 21(7): 737 744.
- 41. Wilson, R. L., & Sharda, R. 1994. Bankruptcy prediction using neural networks. *Decis. Support Syst.*, 11(5): 545-557.
- 42. Yeh, J.-S., & Cheng, C.-H. 2005. Using hierarchical soft computing method to discriminate microcyte anemia. *Expert Systems with Applications*, 29(3): 515-524.
- 43. Zavgren, C. V. 1985. ASSESSING THE VULNERABILITY TO FAILURE OF AMERICAN INDUSTRIAL FIRMS: A LOGISTIC ANALYSIS. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1): 19-45.
- 44. Zmijewski, M. E. 1984. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22: 59-82.

(74) 臺灣銀行季刊第六十一卷第三期

附錄

違約公司簡稱	配對之正常公司	全額交割日
(2342) 茂矽	(2363)矽統(2377)微星	92/6/26
(2318) 佳錄	(1471)首利(2415)錩新	92/7/7
(9923) 鼎營	(6206)飛捷(3025)星通	92/9/8
(1212) 中日	(1219)福壽(1227)佳格	92/9/8
(5372) 十美	(2375)智寶(2361)鴻友	93/1/2
(3001) 協和	(2358)美格(8080)奧斯特	93/3/11
(1808) 國賓大	(2504)國產(2511)太子	93/5/6
(1408) 中紡	(1444)力麗(1451)年興	93/5/6
(2329) 華泰	(2313)華通(2331)精英	93/5/6
(2398) 博達	(2332)友訊(2501)凌陽	93/6/17
(3021) 衛道	(2415)錩新(1471)首利	93/7/28
(1534) 新企	(1506)正道(1529)樂士	93/9/6
(2435) 台路	(2351)順德(2305)全友	93/9/6
(5428) 訊碟	(2355)敬鵬(2362)藍天	93/9/8
(5413) 皇統	(2351)順德(2375)智德	93/9/17
(3004) 宏達科	(2415)錩新(2375)智寶	93/9/22
(2407) 欣煜	(2340)光磊(2316)楠梓電	93/12/16
(5325) 大騰	(2361)鴻友(2364)倫飛	93/12/29
(5006) 高鋁	(2032)新鋼(2034)允強	94/1/6
(5497) 佰鈺科技	(1435)中福(2415)錩新	94/1/11
(3039) 宏傳	(1435)中福(6206)飛捷	94/1/26
(5524) 捷力科技	(5514)三豐(5519)隆大	94/2/3
(5442) 世峰	(1471)首利(6206)飛捷	94/2/3
(2335) 清三	(1435)中福(2358)美格	94/2/15
(9936) 欣錩	(8925)偉盟(9902)台火	94/3/4
(9906) 興達	(9902)台火(8905)裕國	94/5/6
(2348) 力廣	(1471)首利(2302)麗正	94/5/6
(2537) 春池	(1442)名軒(2546)根基	94/5/6
(5207) 飛雅	(1435)中福(6206)飛捷	94/5/10
(1204) 津津	(1235)興泰(4207)環泰	94/7/22
(1306) 合發	(8354)冠郝(6508)惠光	94/7/22
(6132) 鋭普	(2302)麗正(2305)全友	94/8/3
(2333) 碧悠	(2374)佳能(2367)燿華	94/11/3
(5321) 九德	(1437)勤益(2305)全友	94/11/7

違約公司簡稱	配對之正常公司	全額交割日
(2533) 昱成	(1442)名軒(5511)德昌	94/12/6
(1807) 羅馬	(1806)冠軍(1809)中釉	95/4/13
(2378) 鴻運電	(6206)飛捷(8080)奧斯特	95/4/26
(1453) 大將	(1410)南染(1444)力麗	95/5/5
(2523) 徳寶	(2543)皇昌(5531)鄉林	95/5/5
(3701) 大眾控	(2314)台揚(2338)光罩	95/5/5
(4304) 勝昱	(1316)上曜(4305)世坤	95/7/11
(2429) 永兆	(2305)全友(3025)星通	95/9/5
(5532) 竟誠科技	(4416)福纖(5514)三豐	95/9/6
(4503) 金雨	(8374)羅昇(6122)擎邦	95/9/15
(1601) 台光	(1612)宏泰(1618)合機	95/10/20
(1207) 嘉食化	(1201)味全(1229)聯華	96/1/8
(1105) 力霸	(2913)農林(2915)潤泰全	96/1/8
(5204) 得捷	(1435)中福(2358)美格	96/5/7
(5017) 新泰伸	(2008)高興昌(2029)盛餘	96/8/3
(2494) 突破	(3025)星通(2358)美格	96/9/5
(1432) 大魯閣	(1418)東華(1446)宏和	96/9/5
(5318) 佳鼎	(2302)麗正(2361)鴻友	96/9/5