

# 銀行危機可以被有效預測嗎？ **Are Banking Crises Predictable ?**

林金賢 Chin-Shien Lin  
中興大學企業管理學系副教授  
Associate Professor  
Department of Business Administration  
National Chung Hsing University

張瑞元 Ruei-Yuan Chang  
台中發電廠鍋爐操作員  
Burner Operator of  
Taichung Power Station

王盈傑  
靜宜大學會計研究所研究生  
Graduate Student of Accounting  
Providence University

# 銀行危機可以被有效預測嗎？ Are Banking Crises Predictable ?

## 摘要

本研究嘗試利用訊號分析法(signal approach)篩選重要變數後，比較 Panel Logit 之固定效果與隨機效果方法與類神經模糊工具在銀行危機上之預測能力。實證結果顯示，雖然 Panel Logit 之固定效果與隨機效果模型皆驗證了過去理論上各變數對銀行危機之影響方向，但整體而言，其預測準確度並不比類神經模糊好；而類神經模糊除了提供更準確的樣本外預測之外，其所建構的規則庫與 3D 圖提供較以往更為細膩的變數關係，此關係可作為未來理論發展之基礎；整體而言銀行危機可以被有效的預測，然而單一國家的預測結果顯示不同的國家適用不同的預測工具，沒有一項工具能夠適用於所有的國家；而資料集屬性與預測工具之對應關係可作為未來之研究方向。本研究除了提供建構預警模型的另一可能途徑之外，實證結果(沒有一項工具適用於所有的國家)提供了異於過去的結論，可作為未來研究之參考。

關鍵詞：銀行危機、類神經模糊、訊號法、邏輯斯特模型

## Abstract

This research attempts to filter the important variables through the signal approach first, then compares the prediction accuracy among the panel logit with fixed effects, panel logit with random effects, and neuro fuzzy models on the banking crises prediction. Although the panel logit models verify the effects of the explanatory variables consistently with the theory, the prediction accuracy is not as good as that of neuro fuzzy. In addition to the better out-sample prediction accuracy, neuro fuzzy also provides a more detailed and complicated relationship among the variables through the rule base and 3-dimension graphics, which could be used for further theory development or modification. Overall, the banking crises can be predictable; however, each country needs different forecasting model. The mapping between the forecasting model and data set characteristics can be further developed for the future research. This research has provided an alternative model to the banking crises warning system. Besides, the empirical results denote the contingency characteristics of the forecasting models, which can be further explored for future research.

Key words : Banking crises 、 Neuro Fuzzy 、 Signal Approach 、 Logit model

## 壹、緒論

自 1970 年代末以來，全世界之銀行危機此起彼落，除了對危機發生國帶來慘重的損失外〔註 1〕，對整個世界經濟亦造成巨大的破壞，引發國內外學者投入銀行危機預警模型之建立。現有之銀行危機預警模型，可以概分為兩類：一為質因變數迴歸模型(qualitative dependent variable regression model)，即以 Probit 或 Logit 為主所建構之模型 (Demirgüç-Kunt and Detragiache, 1997；Demirgüç-Kunt and Detragiache, 1998；Demirgüç-Kunt and Detragiache, 2000；Hardy and Pazarbasioglu, 1998；Hutchison and McDill, 1999；Mendis, 2001；陳夢婷, 2000)，其優點在於利用機率值來判斷銀行危機發生的可能性，具有結論明確的優點。另一則由 Kaminsky and Reinhart (1999) 所提出的訊號法(signal approach)，在尋找出對銀行危機有決定性作用的經濟指標後，透過這些預警指標的異常現象來預測危機，由於此方法能揭示危機發生的根源，對政府單位具有強烈的政策意涵，此方法也已被廣泛的運用在國際收支危機預警模型。然而，此兩種方法對現有已發生危機的國家之樣本外預測都沒有令人滿意的一致性預測結果，引發了此研究從另一個方法---具學習能力之模糊專家系統，來探討此問題的動機。

近一二十年來人工智慧的發展有了突破性的進展，也為銀行危機問題帶來了一可能的解決途徑。專家系統利用知識庫中的『IF Then』規則來過濾選樣本以擷取具備某些特性的樣本。由於規則庫中的規則將變數間之關係很明確的表達出來，因此對於為什麼會篩選出某些樣本可以很清楚的知道其原因。模糊邏輯 (fuzzy logic) 為美國 Zadeh 教授於 1965 年所提出。是一種可以將二元邏輯所無法表達的模糊現象量化之工具，希望藉由對模糊的度量及較接近人類推理的方式，將變數間的關係表達出來，尤其對於處理質的變數有其獨到之處。類神經網路 (neural network) 則模仿人類之腦神經運作來作區分或作預測，已被廣泛運用到風險評估、信用評等、股價預測、及破產預測等各種領域。

---

〔註 1〕：根據國際貨幣基金組織 (IMF,1998) 進行的一項研究發現，發生銀行危機之後，大約需要 3.1 年的時間才能使產出成長恢復到趨勢水平，累計的產出損失平均達到 11.6%。另 Honohan and Klingebiel(2000)；Frydl (1999)；Hoggarth, Reis, and Saporta (2001) 亦針對銀行危機的潛在成本加以研究。

基本上專家系統、模糊邏輯、與類神經網路 (ANN) 對管理者在做決策時提供了相當大的幫助。專家系統可以將經驗法則融入系統之中；模糊邏輯則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，專家系統與模糊邏輯對於知識庫擷取之困難以及類神經網路對於問題變數間關係之無法解釋，使得此三種方法在管理領域之應用有其限制性。一個能夠同時處理變數間因果關係以及具備學習能力的專家系統對管理領域將提供一不同的視野。目前能夠提供此種特性之工具便是具學習性的模糊專家系統---類神經模糊 (neuro fuzzy)。

本研究之主要目的便是希望透過不同的方法，訊號法，Panel Logit 之固定與隨機方法以及具學習能力之模糊專家系統方法來對銀行危機作一檢視，除了希望比較不同方法間之預測能力外，並希望所得到的實證結果能提供管理者在預防銀行危機上有更具體的建議，並對產官學界對銀行危機之診斷提供一新的思維與方法。本研究之結構如下。第二節為文獻回顧，第三節為各比較模型之建構，第四節為研究方法，第五節為實證結果與分析，第六節為結論與建議。

## 貳、文獻回顧

綜觀過去針對銀行危機預警系統所進行的研究，概括而言，主要的預警工具有兩種，一為訊號法，一為 Logit 質因變數迴歸模型。茲分述如下：

### (一) 訊號法

訊號法被用來評估總體經濟狀況以及針對金融相關的時間序列資料來預測商業週期轉折點，已經有一段時間，而 Kaminsky and Reinhart (1999) 首度將此法用來分析銀行危機，其基本假設乃認為在整個經濟體系下，經濟指標之間存在有一定的因果關係，金融危機的出現常常以一系列經濟指標數值的惡化為先兆，此假設與 Diebold and Rudebusch (1989) 的研究結果一致指出金融危機往往在多重經濟問題發生時孕育發展，而在發生貨幣崩潰的 18 個月之前就有明確的跡象顯現經濟的脆弱性。此方法也已被應用於國際收支危機預警模型 (Kaminsky,

1999；Kaminsky, Lizondo and Reinhart, 1998；Goldstein, Kaminsky and Reinhart, 2000；Berg and Pattillo, 1999；Edison, 2000)。Kaminsky（1999）並依 Diebold and Rudebusch (1989)作法將預測指標結合起來發展出四個不同的綜合領先指標。

## （二）Logit 質因變數迴歸模型

Logit 質因變數迴歸模型乃是針對預警指標與危機間的關係建立一數學模型，將各種指標之數值同時代入此模型中，所得到的數值即代表危機發生的可能性。Demirgüç-Kunt and Detragiache 分別於 1997，1998 以及 2000 年使用多變量 Logit 模型研究銀行危機發生的決定性因素。實證結果發現：當總體經濟環境不景氣時，銀行危機較容易發生(1997)。銀行危機較可能發生於已自由化的金融體系，且銀行虛弱體質的增加並非在自由化後立即顯現，反而傾向數年之後才搬上抬面(1998)。明確的存款保險計劃會增加銀行危機發生的可能性(2000)。其他學者如 Hardy and Pazarbasioglu（1998）亦使用多變量 Logit 模型探討銀行體危機的領先指標，以及亞洲危機與其他的銀行危機事件是否不同。Hutchison and McDill（1999）則使用多變量 Probit 模型加以探討銀行部門危機事件，並且特別強調日本所經歷的情況。Mendis（2001）使用多變量 Logit 模型探討開發中國家銀行危機的決定因素，並且特別著重在貿易條件的衝擊、資本流動以及匯率機制的影響上。國內學者陳夢婷（2000）則藉由多變量 Logit 模型，探討金融脆弱指標與金融相互關連程度對銀行危機之影響。實證結果發現總體經濟的環境對銀行危機的發生扮演著一個重要的角色。此外，脆弱或深化程度不同的國家在某些危機特徵上具有顯著差異。

此外，林郁翎（2002）利用訊號法中之噪音/信號比率來篩選預警指標，並以 Panel Logit 迴歸模型來建立銀行危機預警綜合指標。實證結果發現綜合指標對危機的預測績效明顯地優於單一指標，此外，作者並指出在建構綜合指標的過程中不同類別之樣本應該區分開來，對於分析的結果較不易失之偏頗。然而，在該篇文章中僅針對台灣 2001 年資料作樣本外預測，無法比較該預警模型應用在其他國家之預測績效。

## 三、具學習能力之專家系統—類神經模糊之探討

由於類神經網路具有「捕捉非線性關係之能力」、「事先毋須設定變數間的



函數型式」、及「自我學習調整的特性」等優點，已被廣泛運用到風險評估、信用評等、股價預測、及破產預測等各種領域，相關文獻如 Sharda and Wilson (1996)、Tam and Kiang(1992)、Wilson and Sharda(1994)、Salchenberger, Cinar and Lash(1992)、Coats and Fant(1993)、Altman, Marco and Varetto(1994)、Lenard, Alam and Madey(1995)、Kerling(1996)、Odom and Sharda(1990)、Davalos, Gritta and Chow(1999)、Koh and Tan(1999)等。雖然大多學者的實證結果皆顯示類神經網路在很多的分類或預測問題上都有不錯的結果，然而並非所有的結果皆顯示類神經網路之預測結果一定比較好，如 Boritz and Kennedy(1995)就發現線性模式優於非線性模式(類神經網路)的預測結果。由此可知，類神經網路並非萬靈丹，並非所有的資料皆適用。有關類神經網路的型態(topology)，訓練方法，以及參數的設定方法等，請參閱(Freeman and Skapura, 1992; Parker, 1985; Zurada, 1995)。

模糊邏輯將一般決策思考的自然語言陳述，用歸屬函數的方式轉換成數學模型，突破過去電腦無法處理模糊觀念的困難，進而推論出接近人們思考的結果(Klir and Yuan, 1995)。自從 Zadeh 提出模糊邏輯技術之後至今，此技術已經普遍的被應用到工業及商業上，如電梯、電車與高速鐵路的控制、銀行授信評估以及各種電器上的應用等，相關文獻如(Levy, Mallach, and Duchessi, 1991; Bolloju, 1996; Kaneko, 1996; Ranaweera et al., 1996 與 Shaout and Al-Shammari, 1998)。然而，由於模糊邏輯本身並不具學習能力，因此一個有效的模糊系統通常是須要花很多的時間去調整配置，以達到各要素間最佳的搭配。

傳統的統計方法提供了自變數與應變數間的線性關係，然而卻無法有效捕捉非線性的變數關係；專家系統或模糊邏輯可以提供變數間較為詳細的規則，然而如何擷取其中的知識庫確也是令人頭痛的問題；類神經網路雖然可以捕捉自變數與應變述間複雜的對應關係，然而其複雜的結構卻無法解釋變數間的關係。因此，本研究希望結合類神經網路與模糊邏輯的優點，利用類神經模糊之技術來對銀行危機問題重新作一檢視。而 Boritz and Kennedy(1995) 發現線性模式優於非線性模式的預測結果更促使我們想比較不同方法的預測績效。

## 參 各比較模型之建構

### 一、訊號法

訊號法的基本精神認為當指標變數之值超過設定的門檻時，代表該指標變數發出了預警訊號，意謂未來將會發生危機。而此訊號之正確與否可用表 1 之矩陣來表示，表中之 A 與 B 分別代表當指標發出訊號後，該預測期間內確實有危機發生之次數與沒有發生危機之次數，而 C 與 D 則分別代表指標並未發出訊號，但該預測期間內確實有危機發生之次數與沒有發生危機之次數，其中 A 與 D 皆屬正確的預測次數，而 B 與 C 則屬錯誤的預測，其中的 B 又稱錯誤預警 (false alarm)。令  $\omega = [B/(B+D)]/[A/(A+C)]$ ，其中的  $B/(B+D)$  代表沒有危機期間的錯誤訊號比例， $A/(A+C)$  則為危機期間的正確比例， $\omega$  稱之為(噪音/訊號)比 (noise-to-signal ratio)。而訊號法的建構即在尋找個別指標的門檻值使得其  $\omega$  值越小越好，一般門檻值的尋找是設定在該指標的第十百分位與第二十分位之間〔註 2〕。不同國家可以有不同的門檻值。

表 1. 預測指標衡量矩陣

	實際上有發生危機	實際上沒有發生危機
預測指標發出訊號	A	B
預測指標未發出訊號	C	D

然而，不同指標間的訊號有時候會有矛盾現象發生，亦即有些指標發出警訊而有些指標則沒有發出警訊，造成使用者的困擾，又為了不浪費寶貴的資料所提供之訊息，Kaminsky (1999) 依照 Diebold 和 Rudebusch (1989) 的方法融合各指標訊息加以建構綜合指標，依照 Kaminsky (1999) 之說法其所提出之四種綜合指標方法間並不會有太大的差異。因此，本研究採用其中兩種較為常用的綜合指標方法作為比較基礎。綜合指標一直接記錄發出訊號的指標個數，危機訊號數目越多，危機發生的可能性越高。我們用  $I_t^1$  來代表綜合指標一，定義如下：

〔註 2〕：本研究以 Kaminsky, Lizondo and Reinhart (1998) 之方法來加以選擇門檻值。然而，Goldstein, Kaminsky, Reinhart (2000) 則將臨界值設定在 1~20%。

$$I_t^1 = \sum_{j=1}^n S_t^j \quad (1)$$

其中  $j=1,2,\dots,n$  代表指標的個數， $S_t^j=1$  代表指標  $j$  在第  $t$  期超過門檻值有訊號發出； $S_t^j=0$  則代表指標  $j$  在第  $t$  期沒有超過門檻值因此沒有訊號發出。然後再將  $I_t^1$  視為一新的指標，依照表 1 的內容尋找一適當之門檻值使得  $\omega$  值最小。由於綜合指標一並沒有考慮到每個指標之預測準確度不同，因此綜合指標二利用  $\omega$  值的倒數加權來修正綜合指標一。綜合指標二， $I_t^2$  之定義如下：

$$I_t^2 = \sum_{j=1}^n \frac{S_t^j}{\omega^j} \quad (2)$$

其中變數  $\omega^j$  代表變數  $j$  的  $\omega$  值，再將  $I_t^2$  視為一新的指標，依  $I_t^1$  之作法來決定其門檻值。

## 二、Logistic 模型

由於我們所面對的應變數銀行危機為二元變數 (binary variable)，依照 Baltagi (1995) 的說明，在二元選擇模型中，我們令  $Y_{it}=1$ ，表示國家  $i$  在時間  $t$  時發生了銀行危機， $Y_{it}=0$ ，則表示國家  $i$  在時間  $t$  時沒有發生銀行危機。且  $Y_{it}^* = \beta'X_{it} + \varepsilon_{it}$ ，其中  $Y_{it}^*$  為無法直接觀察到的實際應變數， $X_{it}$  為  $n$  個解釋變數之向量， $\beta'$  為  $n$  個未知係數之向量， $\varepsilon_{it}$  為誤差項。令  $P_{it}$  為危機發生的機率，則：

$$E(Y_{it}) = 1 \times P_{it} + 0 \times (1 - P_{it}) = P_{it} \quad (3)$$

上式可進一步寫成  $n$  個解釋變數的函數，表示如下：

$$P_{it} = P_r(Y_{it} = 1) = E(Y_{it}|X) = F'(\beta'X_{it}) \quad (4)$$

經由上式，令  $P_{it}$  為危機發生的機率，則 Logistic 模型的對數概似函數 (log-likelihood function) 為：

$$\text{Log } L = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I \{P_{it} \ln[F(\beta'X_{it})] + (1 - P_{it}) \ln[1 - F(\beta'X_{it})]\} \quad (5)$$



其中：T為樣本期間，N為樣本國家數。然而，由於本研究的整體樣本為同時包含橫斷面及縱段面的聯合資料，Pindyck and Rubinfeld(1998)指出：『由於有些經濟效果同時混和時間序列與橫斷面而無法單獨分離測試，此時若單獨使用橫斷面或時間序列計量方式來估計經濟效果必無法正確估計其影響，而聯合資料可使研究者對同時參雜橫斷面與時間序列的經濟現象做一有效的估計。』其中，固定效果模型又稱為虛擬變數模型（least squares dummy variable model）容許當時間序列資料無差異性存在，但橫斷面資料（各國家間）有差異性存在，亦即迴歸式中各別國家的截距項不相等且皆固定不變，顯示各個國家間的差異只來自於個別國家特性上的不同，可以透過虛擬變數的方式來表達：

$$Y_{it} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^I \alpha_i D_i + \sum_{j=1}^J \beta_j X_{ijt} + \mu_{it} \quad (6)$$

其中  $i=1,2,\dots,I$ ，代表樣本的國家數； $j=1,2,\dots,J$ ，代表模型中的解釋變數； $t=1,2,\dots,t$ ，代表模型中的樣本期間； $D_i$ 為虛擬變數，國家間特性的差異以  $\alpha_i D_i$  加以表示； $X_{ijt}$ 為第  $t$  期期間，第  $i$  個國家的第  $j$  個解釋變數之值； $\mu_{it}$ 則為第  $i$  個國家在第  $t$  期的誤差項。而隨機效果模型又稱誤差成分模型（error components model），與固定效果模型相似，然而此模型假設國家差異或時間變動所造成差異是隨機的，此效果將於殘差項中表現。

$$Y_{it} = \beta_{0i} + \sum_{j=1}^J \beta_j X_{ijt} + \mu_{it} \quad (7)$$

$$\beta_{0i} = \beta_0 + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, I \quad (8)$$

其中  $\varepsilon_i$  為一隨機變數，平均數為零，變異數為  $\sigma_\varepsilon^2$ ，將(8)代入(7)可得：

$$Y_{it} = \beta_0 + \sum_{j=1}^J \beta_j X_{ijt} + \varepsilon_i + \mu_{it} \quad (9)$$

換句話說， $\varepsilon_i$  代表橫斷面的誤差部分， $\mu_{it}$  則是綜合橫段面與縱段面的誤差項，而一般 ECM 模型有如下的假設(Gujarati, 2003)：

$$\begin{aligned} \varepsilon_i &\sim N(0, \sigma_\varepsilon^2), \mu_{it} \sim N(0, \sigma_\mu^2), E(\varepsilon_i \mu_{it}) = 0, E(\varepsilon_i \varepsilon_j) = 0 (i \neq j), \\ E(\mu_{it} \mu_{is}) &= E(\mu_{it} \mu_{jt}) = E(\mu_{it} \mu_{js}) = 0 (i \neq j; t \neq s) \end{aligned}$$

### 三、類神經模糊

模糊理論基本上在處理一個物件歸屬於某一模糊集合之程度，通常用  $\mu_A(X)$  來描述物件  $x$  歸屬於模糊集合  $A$  之程度。而模糊邏輯模型之建構即在利用『IF-THEN』規則建立輸入變數與輸出變數間之對應關係，只不過其輸出變數不再是數值變數而是利用術語 (term) 來描述的語言變數 (linguistic variable)。例如，一個簡單的模糊規則之陳述：『If M2/外匯存底 is high and M2 貨幣乘數 is medium, Then 銀行危機 is low』其中的 M2/外匯存底與 M2 貨幣乘數及銀行危機即為語言變數，而 high, medium 與 low 即為所謂的術語，每一個術語有一歸屬函數與之對應，一連串的模糊規則構成一個模糊邏輯的規則庫。而一個標準的模糊邏輯之推論過程包括了三個主要步驟：模糊化、推論及反模糊化。

#### (一) 模糊化 (fuzzification)

在建構模糊邏輯系統時，首先必須對在知識庫『IF-THEN』規則中所使用到的語言變數定義清楚，使得可以將數值變數轉換成語言變數。一個語言變數可以用好幾個術語來描述，例如我們都使用三個歸屬函數來描述 M2/外匯存底，M2 貨幣乘數，而每一個術語皆由一個歸屬函數來描述如圖 1a 與圖 1b。常用之歸屬函數，有 Z 型、 $\Lambda$  型 (lambda)、 $\Pi$  型 (pi)、及 S 型等四種 (Von Altrock, 1996)。至於歸屬函數形狀的選擇目前並無一客觀之標準，將因各研究之屬性、目的等之不同而有所差異，由於先前之探索性實證發現不同的歸屬函數圖形之選取對實證結果並無太大之差異，因此本研究採用  $\Lambda$  型歸屬函數。

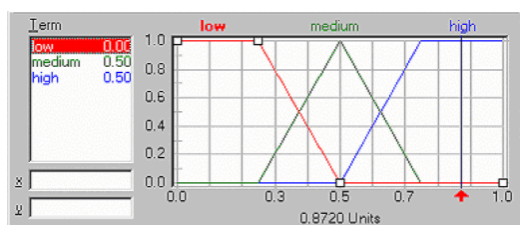


圖 1a. M2/外匯存底之歸屬函數圖

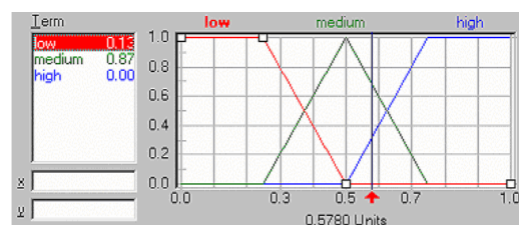


圖 1b. M2 貨幣乘數之歸屬函數圖

假設某段期間某個國家在 M2/外匯存底及 M2 貨幣乘數兩個變數上的值為： $\{ \text{M2/外匯存底}, \text{M2 貨幣乘數} \} = \{ 0.8720, 0.5780 \}$ ，則在各個術語上的歸屬程度可以參照圖 1a 與圖 1b 得知下列之對應值：

M2/外匯存底： $\mu_{\text{low}}(0.8720)=0$ 、 $\mu_{\text{medium}}(0.8720)=0.5$ 、 $\mu_{\text{high}}(0.8720)=0.5$

M2 貨幣乘數： $\mu_{\text{low}}(0.5780)=0.13$ 、 $\mu_{\text{medium}}(0.5780)=0.87$ 、 $\mu_{\text{high}}(0.5780)=0.00$

以上之過程即一般所謂之模糊化。由於同一個數值可以同時在不同的術語上有不同的歸屬程度，打破過去二元邏輯的限制，藉由多元的屬性來描述問題。

## (二) 推論 (inference)

模糊邏輯之知識庫是由一連串的『IF-THEN』規則所構成，其中『IF』部分衡量滿足條件式的程度，『THEN』則描述系統的反應。因此模糊邏輯的推論過程基本上包括『IF』與『THEN』兩部分的計算。例如上述之模糊規則『IF M2/外匯存底 is high, and M2 貨幣乘數 is medium, THEN 銀行危機 is low』，依據 Thole (1979) 對模糊合成之定義，『THEN』部分之有效程度乃取決於『IF』陳述部分各歸屬程度之最小值，亦即  $\mu_{A \cap B} = \min\{\mu_A, \mu_B\}$ 。上述規則之『IF』部分之滿足程度為『M2/外匯存底 is high』的歸屬程度與『M2 貨幣乘數 is medium』的歸屬程度之最小值，即  $\min\{0.8720, 0.5780\}=0.5780$ 。而『THEN』部分之反應程度即等於『IF』部分之有效程度。換句話說，此系統之反應為『銀行危機 is low』，而此反應之有效程度為 0.5780。

## (三) 語言變數的反模糊化 (defuzzification)

輸入變數在經過模糊化以及知識庫之推論後，輸出變數的每一個術語會有其相對應的歸屬程度，如上例中的『銀行危機 is low』之歸屬程度為 0.5780，並假設『銀行危機 is medium』之歸屬程度為 0.2300；『銀行危機 is high』之歸屬程度為 0.1000。如何將這些語言變數之值轉換成數值變數的過程稱之為反模糊化。通常反模糊化包括兩個主要步驟，先找出各個術語的代表值，然後再綜合這些代表值。代表值通常取歸屬函數最大值所對應之變數值，而綜合的方法則取各代表值與各術語之歸屬程度的平均點。例如當經過推論後外部部門之語言變數各個術語最大值所對應之值分別為  $\{0.2, 0.5, 0.7\}$  則其最終之數值變數即為  $0.5780 * 0.2 + 0.2300 * 0.5 + 0.1000 * 0.7 = 0.3006$ 。亦即發生銀行危機之機率為 0.3006。此方法即為一般較為常用之重心法，其他的反模糊化方法請參閱 Tong and Bonissone (1984) 及 Zimmerman (1987)。

以上過程即為模糊專家系統之推論過程，然而問題在於各規則之重要性在實際上也會有所差異，改善此問題的一種作法乃賦予每一規則一個權重值(DOS, degree of support)，代表相對於其他規則，此規則之重要性。因而在推論部分之計算便要修正為：『THEN』部分的有效程度為『IF』部分的有效程度乘以該規則的權重值。問題在於如何取得正確的知識庫？以及如何決定各規則之權重值？在可能的解決方法中類神經網路的學習方法可以幫助模糊專家系統有系統的調整各規則之重要性。而模糊專家系統與類神經網路之結合即為一般所稱之類神經模糊。

基本上類神經模糊邏輯的精神在於利用類神經網路的學習能力來尋找模糊邏輯系統的參數。本研究採用 Kosko (1992) 的模糊聯合記憶模型，將各規則視為類神經網路的神經元，利用倒傳遞演算法進行學習，逐一地調整每一條規則的權重，如此循環訓練直到停止準則被滿足而得到模糊邏輯之知識庫。由於此模式的學習能力以及在執行時的簡單性，使得此方法也已被廣泛的應用 (Stoeva, 1992)。本研究的進行步驟如下：

- 步驟一：將資料集區分成訓練集與測試集。
- 步驟二：建立完整的規則庫來描述輸出入變數間之關係，並將所有規則之 DOS 值預設為 0，作為起始解。
- 步驟三：利用類神經網路加以學習訓練並調整各規則之 DOS 值。若某一規則的特性在資料集中確實存在，則該規則會被觸動，DOS 值會被強化；若某一規則之特性並不存在資料集中，則該規則就不會被觸動，其 DOS 值會維持為 0。當預測值與實際值之誤差低於事先設定的某一門檻值時，訓練過程即結束，利用  $\alpha$  cut 將所有 DOS 值低於某一門檻值的規則刪除掉，剩下的規則也就代表資料集所存在的關係。
- 步驟四：檢測模型：將修正訓練完後的模式用來對測試集的資料作預測。若準確度很高，則模式之建構已完成。若準確度不佳，則必須重複步驟三。

## 肆、研究方法

### 一、銀行危機的定義

一般對銀行危機之定義是以下列兩類事件來判斷銀行危機的開始：1. 銀行擠兌導致一系列金融機構的關閉或兼併，或是被公共部門接管；2. 雖不存在銀行擠兌現象，但銀行關閉、兼併、接管或是政府大規模地救助某些重要的金融機構(Kaminsky and Reinhart, 1999)。然而，由於金融問題通常發生於銀行被關閉或合併之前，此種方法來確定危機日期可能會太遲；另一方面，由於危機的惡化也可能來得遲些，利用這種方法確定危機日期也可能會太早。考慮到這個問題，Kaminsky and Reinhart (1999) 將銀行危機發生的期間定義為危機高峰日期之前後各 12 個月，又危機高峰日則定義為政府嚴重干預和(或)銀行大量關閉日，於危機期間所發出之警訊稱之為有效訊號，否則稱之為錯誤訊號。本研究對銀行危機之定義乃參照其作法，而研究對象之銀行危機之高峰日期如附表 1。

### 二、解釋變數的選取與處理

研究變數之選取乃參照過去的相關文獻並考慮到資料的取得問題，共挑選 14 個預測指標作為解釋變數詳列如表 2，除了實質匯率變動；實質利率和貸款/存款比率外，其餘的預測指標皆取該變數相對於一年前資料的變動百分比。如此處理除了可以去除季節因素的干擾外，也使得指標在各國間具比較性(Kaminsky, Lizondo and Reinhart, 1998)。另外，為了讓比較更具客觀性，所有資料在建構模型之前皆依據訊號法的處理過程，將所有的資料以個別國家分開處理，所有資料轉化成該資料佔該國家訓練集期間資料的百分位 (percentiles) 來表達。

### 三、樣本資料來源

本研究之資料來源主要為國際貨幣基金會 (international monetary fund；簡稱 IMF) 所發佈的國際金融統計 (international financial statistics；簡稱 IFS) 資料，由教育部電算中心的 AREMOS 經濟統計資料庫取得，部分資料則來自 Kaminsky and Reinhart (1999) 之資料集，各變數之資料來源與計算過程請參閱附表 2。



表 2. 解釋變數的註釋與預期符號

變數名稱	註釋	預期符號
國際收支危機	由於銀行危機的頂峰通常都出現於國際收支危機之後，因此國際收支危機的發生也會加深銀行危機的程度，導致劇烈的惡性循環，形成學生危機 (Kaminsky 和 Reinhart, 1999)。	正
與金融部門有關的變數		
金融自由化：Kaminsky 和 Reinhart (1999) 研究發現金融自由化經常領先銀行危機的發生，另外實質利率的提高和 M2 乘數的加大是銀行危機的領先指標。		
M2 乘數	較高的 M2 乘數意謂著較高的貨幣供給，將產生高度通貨膨脹的預期，而銀行危機的發生經常與急速的貨幣供給成長有所關連。	正
國內授信/GDP	Pill 和 Pradhan (1995) 指出，最能捕捉自由化進行程度的變數為國內授信佔 GDP 之比例。其值愈高，表示間接金融程度愈大，若放款品質不良將導致信用過度擴張，將引發銀行危機的發生。	正
實質利率	高的實質利率是導致經濟成長放慢和銀行脆弱性的標誌 (Kaminsky, 1999)。Galbis (1993) 發現由於金融自由化銀行承受額外風險的機會增加，易傾向於高實質利率，增加銀行部門脆弱性。	正
貸款/存款比率	在危機發生前，此比率偏高，表示就貸款者而言其資金成本上升，因此容易造成銀行體系貸款品質的下降，並進一步地引發危機發生 (Kaminsky, 1999)。	正
其他與金融有關之變數：參照 Kaminsky 和 Reinhart (1999) 文章另加入 M2/外匯存底與銀行存款加以探討財務構面。		
M2/外匯存底	Calvo (1996) 認為，此項比率是國際收支危機的一個良好指標，且當發生國際收支危機時，個人急於將本國幣存款轉換為外幣，此比率可捕捉央行滿足此需求的能力。	正
銀行存款	銀行危機之前可能出現銀行擠兌 (參見 Goldfajn 和 Valdes, 1995)。在危機發生前，銀行存款的流失，一方面可能是因為資本的撤離，另一方面可能是銀行擠兌所造成的結果。	負
與外部部門有關的變數		
經常帳戶：由於喪失競爭力 and 外部市場能導致脆弱性，企業倒閉，和貸款品質的下降，因此它們增加了銀行部門的脆弱性。因而，對出口、貿易條件和實質匯率負的衝擊和對進口正的衝擊都被解釋為金融危機的症狀 (Kaminsky, 1999)。		
出口	較弱的對外部門會引發國際收支危機，進一步的加深銀行部門的脆弱性。	負
貿易條件	Caprio-Klingebiel (1995) 發現在經歷銀行危機的開發中國家，有 75% 國家的貿易條件在事前的確有貿易條件惡化 10% 以上。	負
實質匯率	Kaminsky 和 Reinhart (1999) 研究發現，大幅度的實質匯率升值幾乎總是銀行危機的領先指標；一旦危機發生，隨之而來的是匯率的實質貶值。	負
進口	較高的進口可能意謂著貿易平衡產生問題。根據理論，在危機發生之前，該值傾向於增加。	正
資本帳戶：參照 Kaminsky 和 Reinhart (1999) 以外匯存底作為資本帳戶的代理變數。		
外匯存底	為因應資本流動的緩衝器，亦提供本國貨幣持有者的信心。	負
與實質部門有關的變數：經濟脆弱性和資產價格泡沫破裂發生在金融危機之前 (參見 Calomiris 和 Gorton, 1991)。		
產出	較低的經濟成長意謂著在危機之前的經濟衰退。	負
股票價格	Kaminsky 和 Reinhart (1999) 發現股價的巨幅下降不僅減少銀行利潤，更導致人們對未來美好的幻想破滅，因此它應是銀行危機的的良好領先指標。	負

#### 四、研究範圍

由於訊號法中個別指標之最適門檻值決定乃依個別國家之資料來加以分析，然而，Logit 的隨機效果與固定效果之分析對象則是同時包含橫斷面及縱斷面的聯合資料，兩種方法對遺漏值的要求不盡相同。為了有相同之比較基礎，本研究依 Kaminsky and Reinhart (1999) 文章中的 20 個國家的資料為主，剔除部分國家由於在銀行危機期間缺乏相關金融數據而成為 14 個國家。資料從 1970 年到 1998 年 6 月，並將資料集分成訓練集與測試集，訓練集資料從 1970 年到 1995 年做為模型建構用，測試集資料則從 1996 年至 1998 年用來作為模型準確度之驗證。14 個國家分別為亞洲的印度尼西亞、馬來西亞、菲律賓、泰國；歐洲及中東的芬蘭、以色列、挪威、瑞典、土耳其；以及拉丁美洲的阿根廷，智利，哥倫比亞，墨西哥和委內瑞拉。

#### 五、績效指標

##### (一) 預測準確率

我們以測試集樣本的總正確率作為模型之比較基準。其計算方式如下：

$$\text{總準確率} = (A+D)/(A+B+C+D) \quad (9)$$

其中的 A, B, C, D 即為表 1 中之定義。

##### (二) 錯誤歸類

由於任何一種預測模型，均有可能發生型 I 錯誤及型 II 錯誤，因此在選擇預警模型時，通常會考慮型 I 及型 II 錯誤之發生成本。在本研究中，我們定義實際有發生危機，但預警模型卻未發出警訊，稱之為型 I 錯誤。反之，沒有發生危機，但發出錯誤警訊時，稱之為型 II 錯誤。由於型 I 錯誤，意味著有銀行危機但沒有警訊產生，會使得經濟部門和政府單位缺乏危機意識，無法及時採取適當的預防措施，極可能當真正的銀行危機發生時，將造成巨大的損失，而型 II 錯誤則代表了錯誤警訊，相形之下其成本較型 I 錯誤要低的多。因此，一個好的銀行危機預警模型，除了預測準確度要高之外，型 I 錯誤(越低越好)亦為一項重要判定的準則。

## 六、變數的篩選

13 個變數的訊號法實證結果詳列如表 3。第一欄是所有的變數名稱；第二欄則是各個變數的(噪音/訊號)比，值越小越好；第三欄則是對危機正確發出訊號的正確比率；第四欄則是依據(噪音/信號)比從小排到大；而最後三欄則是 Kaminsky and Reinhart (1999)過去的研究結果，將其並列做為比較。

表 3. 個別預警指標績效排序

變數	Results of this study			Original KR Results		
	Noise/Signal Ratio	Percent of crises called	Rank	Noise/Signal Ratio	Percent of crises called	Rank
實質匯率	0.29	63	1	0.28	58	1
股票價格	0.30	77	2	0.28	81	2
M2 乘數	0.48	64	3	0.5	73	5
出口	0.51	81	4	0.61	88	7
M2/外匯存底	0.70	62	5	0.71	75	8
實質利率	0.78	41	6	0.45	100	3
銀行存款	0.79	58	7	1.03	67	11
產出	0.81	40	8	0.48	89	4
外匯存底	0.88	81	9	0.71	92	9
國內授信/GDP	0.94	38	10	0.59	50	6
貿易條件	0.99	77	11	0.79	96	10
進口	1.43	35	12	1.6	60	12
貸款/存款比率	1.48	52	13	1.93	57	13

表 3 顯示，部分變數在排序上略有出入，其結果可以歸諸以下幾點原因：1. 雖然資料來源均為 IMF 的 IFS 資料庫，但是由於資料庫的不斷修訂及取得資料時間點的不同導致研究樣本的資料並不完全一致；2. 訊號法係由 Kaminsky and Reinhart(1999)首先應用於銀行危機預警模型，但其後續發表的幾篇文章，在研究方法的細節處理上也並不一致，導致後續研究者亦有相同的困擾〔註 3〕，例如，對於在危機信號的有效期間內遺漏值處理未完整交代，本篇研究的處理，以在危機訊號的有效期間內的連續期間各變數皆有資料方才置入模型中否則將

〔註 3〕：Berg 和 Pattillo(1999)以及 Edison(2000)以訊號法建構匯率危機預警模型時，亦存在相同的困擾。

視為遺漏值而剔除在外。此外，門檻值的處理在 Kaminsky(1999)文章中有取絕對值，其他篇文章則未取絕對值，本研究依循 Kaminsky and Reinhart (1999)未取絕對值的作法。此外，像進口與貸款/存款比率兩指標之(噪音/信號)比皆大於1，意謂著錯誤的訊號比正確的訊號要多，對銀行危機的區隔能力並不好。Kaminsky (1999), Goldstein et al.(2000)以及 Edison(2000)皆認為當個別指標之噪音/信號比大於1時，在建構綜合指標時應將其剔除，另外(噪音/信號)比越小者代表該變數之區別能力越好。

## 七、研究架構

本研究參照 Kaminsky (1999)對過去變數分類之架構將變數分為外部部門，實質部門以及金融部門並加入國際收支危機變數來探討銀行危機，再參照訊號法實證結果中每一變數的噪音訊號比，最後所得到的研究架構如圖 2 所示。解釋變數共有金融部門的 M2 貨幣乘數、存款的實質利率及 M2/外匯存底，外部部門的出口量及實質匯率的波動，實質部門的股票價格指數，以及國際收支危機變數等七個變數，其中出口量、實質匯率的波動產生中介變數『外部部門』，M2/外匯存底及 M2 貨幣乘數與存款的實質利率則產生中介變數『金融部門』，最後則經由國際收支危機、股票價格指數以及二個中介變數產生銀行危機之預測值。各個變數的術語描述表列如表 4。

表 4. 類神經模糊模型之變數

Variable Name	Term Names
國際收支危機(BOP)	low, medium, high
出口量(Exports)	low, medium, high
實質匯率的波動(RER)	low, medium, high
M2/外匯存底(M2_reserves)	low, medium, high
M2 貨幣乘數(M2M)	low, medium, high
存款的實質利率(RIR)	low, medium, high
股票價格指數(SP)	low, medium, high
銀行危機(BANK)	very_low,low,medium,high,very_high
外部部門(External_Sector)	low, medium, high
金融部門 (Financial)	low, medium, high

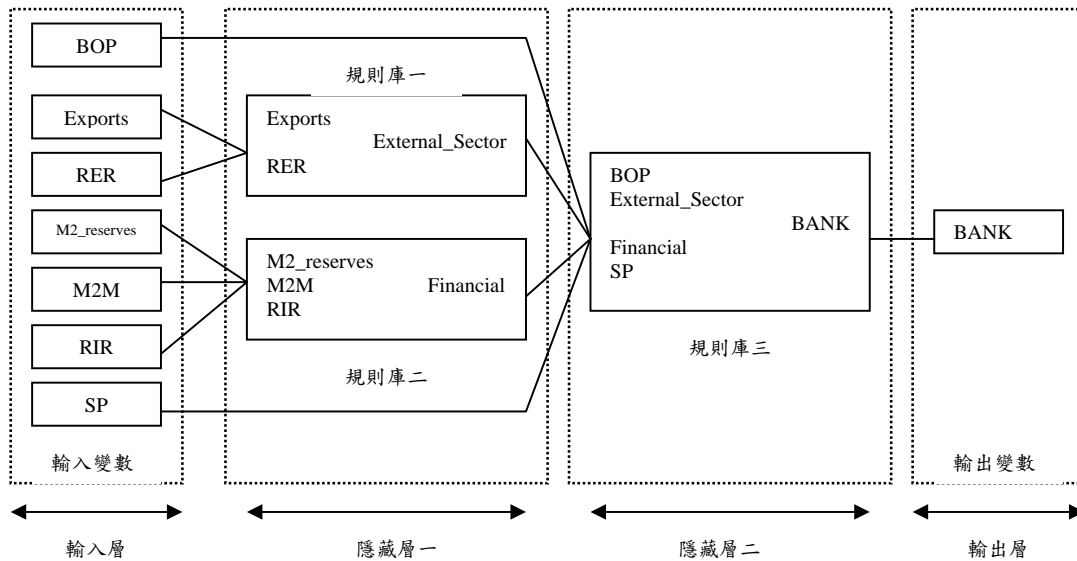


圖 2. 類神經模糊模型之架構

## 伍、實證結果與分析

### 一、Panel Logit 實證結果

Panel Logit 之固定效果與隨機效果之實證結果詳列如附表 3 與附表 4。表 5 則為統計結果的匯總。經由表 5，我們可以發現國際收支危機及 M2 貨幣乘數對於銀行危機而言，不管是固定效果亦或隨機效果均有顯著的正向關係，依據 Kaminsky and Reinhart (1999) 的研究指出，由於銀行危機的高峰通常都出現於國際收支危機之後，因此國際收支危機的發生會加深銀行危機的程度，導致劇烈的惡性循環，形成學生危機。此外，由於較高的 M2 乘數通常意謂著較高的貨幣供給，將產生高度通貨膨脹的預期，而銀行危機的發生經常與急速的貨幣供給成長有所關連，換句話說，本研究之實證結果印證了過去的理论預期。至於實質匯率的波動、股價指數及出口量對於銀行危機而言，也都存在顯著的負向關係，亦如 Kaminsky and Reinhart (1999) 的研究發現，大幅度的實質匯率升



值幾乎總是銀行危機的領先指標，股價的巨幅下降不僅減少銀行利潤，更導致人們對未來美好的幻想破滅，而出口量的減少，所導致較弱的對外部門會引發國際收支危機，進一步的加深銀行部門的脆弱性，這些變數與銀行危機間的負向關係，也都與本研究的實證結果一致。

表 5. 綜合資料分析顯著影響因數與理論預期的比較

解釋變數	預期結果	實證結果(固定效果)		實證結果(隨機效果)	
國際收支危機	正相關	正相關	顯著***	正相關	顯著***
實質匯率	負相關	負相關	顯著***	負相關	顯著***
股價指數	負相關	負相關	顯著***	負相關	顯著***
M2 乘數	正相關	正相關	顯著***	正相關	顯著***
出口量	負相關	負相關	顯著**	負相關	顯著**
M2/外匯存底	正相關	負相關	不顯著	負相關	不顯著
實質利率	正相關	正相關	不顯著	正相關	不顯著

註 1：\*\*\*表示 1% 顯著水準、\*\*表示 5% 顯著水準、\*表示 10% 顯著水準

## 二、類神經模糊之實證結果

表 6.1 至表 6.3 分別代表輸出變數為外部部門，金融部門以及銀行危機的部分規則庫，描述各解釋變數不同的組合對輸出變數的影響。其中的 DOS (degree of support) 代表每一規則相對於其他規則之重要性。如果資料集存在有該規則所描述之變數關係，該規則之 DOS 值就會高 (DOS 值介於 0 與 1 之間)。而表 6.1 至表 6.3 只列出 DOS 值為 1 的部分規則 (把所有 DOS 值小於 1 的規則全部刪掉，即一般所稱之  $\alpha$  cut)。

表 6.1. 規則庫一

規則庫一(部分規則)			
IF		THEN	
出口量	實質匯率波動	DoS	外部部門
Low	Low	1.00	high
Low	High	1.00	medium
Medium	High	1.00	medium

表 6.2. 規則庫二(部分規則)

IF			THEN	
M2 / 外匯存底	M2貨幣乘數	實質利率	DoS	金融部門
Low	Low	medium	1.00	low
Low	High	high	1.00	high
Medium	Low	medium	1.00	low
Medium	Low	high	1.00	low

表 6.3. 規則庫三(部分規則)

	IF				THEN	
	國際收支危機	外部部門	金融部門	股價指數	DoS	銀行危機
1	Low	Low	low	medium	1.00	very_low
2	Low	Low	medium	medium	1.00	very_low
3	Low	Medium	low	medium	1.00	very_low
4	Low	Medium	medium	high	1.00	very_low
5	Low	High	low	high	1.00	very_low
6	Low	High	medium	medium	1.00	very_low
7	Low	High	high	medium	1.00	very_low
8	Medium	Low	low	low	1.00	very_low
9	Medium	Low	low	high	1.00	very_high
10	Medium	Low	medium	low	1.00	very_low
11	Medium	Low	high	low	1.00	very_high
12	Medium	Low	high	medium	1.00	very_low
13	Medium	Medium	low	medium	1.00	very_low
14	Medium	Medium	low	high	1.00	very_low
15	Medium	Medium	medium	low	1.00	very_low
16	Medium	Medium	high	medium	1.00	very_low
17	Medium	High	low	low	1.00	very_high
18	Medium	High	low	high	1.00	very_low
19	Medium	High	medium	medium	1.00	very_low
20	Medium	High	high	medium	1.00	very_high
21	Medium	High	high	high	1.00	very_low
22	High	Low	medium	medium	1.00	very_low
23	High	Medium	medium	medium	1.00	very_low

為突顯類神經模糊與 Panel Logit 間之差異，我們將外部部門、金融部門與股價指數固定，觀察國際收支危機對銀行危機之影響（從表 6.3 中篩選出 10 條規則於表 6.3a）。表 6.3a 中的規則 1 與規則 2，規則 3 與規則 4，規則 5 與規則 6，規則 7 與規則 8，規則 9 與規則 10 都有相同的外部部門，金融部門，與股價指

數值，然而我們可以發現國際收支危機對銀行危機的影響有可能是正的影響(如規則 1 與規則 2 所顯現)，也可能是沒有影響(如規則 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10) 所顯現。

表 6.3a. 規則庫三之部份規則

	IF				THEN	
	國際收支危機	外部部門	金融部門	股價指數	DoS	銀行危機
1	Medium	High	high	Medium	1	very_high
2	Low	High	high	Medium	1	very_low
3	Low	High	low	High	1	very_low
4	Medium	High	low	High	1	very_low
5	Low	High	medium	Medium	1	very_low
6	Medium	High	medium	Medium	1	very_low
7	High	Low	medium	Medium	1	very_low
8	Low	Low	medium	Medium	1	very_low
9	Low	Medium	low	Medium	1	very_low
10	Medium	Medium	low	Medium	1	very_low

另外一方面，我們將國際收支危機，外部部門，與金融部門固定，觀察股價指數對銀行危機之影響(從表 6.3 中篩選出 10 條規則於表 6.3b)。表 6.3b 中的規則 1 與規則 2，規則 3 與規則 4，規則 5 與規則 6，規則 7 與規則 8，規則 9 與規則 10 都有相同的國際收支危機，外部部門與金融部門值，然而我們可以發現股價指數對銀行危機之影響可以是正的影響(如同規則 7 與規則 8)，或著負的影響(如同規則 1 與規則 2，規則 3 與規則 4，規則 5 與規則 6)或著沒有影響(如同規則 9 與規則 10)。

表 6.3b. 規則庫三之部分規則

	IF				THEN	
	國際收支危機	外部部門	金融部門	股價指數	DoS	銀行危機
1	Medium	High	high	High	1	very_low
2	Medium	High	high	Medium	1	very_high
3	Medium	High	low	high	1	very_low
4	Medium	High	low	low	1	very_high
5	Medium	Low	high	low	1	very_high
6	Medium	Low	high	medium	1	very_low
7	Medium	Low	low	high	1	very_high
8	Medium	Low	low	low	1	very_low
9	Medium	Medium	low	high	1	very_low
10	Medium	Medium	low	medium	1	very_low

然而從表 5 的結果我們只能解讀出國際收支危機與股價指數對銀行危機分別具有正與負的影響效果，並沒有辦法得出如表 6.3a 與表 6.3b 的結果。由此可見，類神經模糊之規則庫確是對銀行危機的發生原因作了一較詳細的陳述。

此外，以菲律賓 1997 年 12 月的銀行危機為例，規則庫三中被觸動到的規則有表 7 中的四條規則，其中滿足程度最高的規則是：

『IF 國際收支危機 is low and 外部部門 is high and 金融部門 is high and 股價指數 is low，THEN 銀行危機 is very high』 (A)

描述著當時的菲律賓國家發生銀行危機的機率相當的高，依照此規則庫所闡述的變數間關係來看，要想改善菲律賓發生銀行危機的作法，從表 6.3 我們可以找到另一與規則(A)相當近似的規則如下：

『IF 國際收支危機 is low and 外部部門 is high and 金融部門 is high and 股價指數 is medium，THEN 銀行危機 is very low』 (B)

其 DOS 值也是 1，因此如果可以將菲律賓當時的股價指數控制在 medium 的範圍內的話，發生危機的機率也就會大大的減低了，當然也可以從其他的方法著手，例如想辦法讓金融部門與外部部門歸屬於 high 的程度降低等。由此可見表 6.3a 與表 6.3b 對管理者預防銀行危機可以提供較諸表 5 更具體之內容。

表 7. 菲律賓 1997 年 12 月規則庫三被觸動之規則

	IF				THEN	
	國際收支危機	外部部門	金融部門	股價指數	DoS	銀行危機
1	Low	high	High	low	0.05	low
2	Low	high	High	low	0.20	medium
3	Low	high	High	low	0.03	high
4	Low	high	High	low	0.74	very_high

圖 3 至圖 5 則分別表示實質匯率變動與股價指數對銀行危機影響，國際收支危機與 M2 貨幣乘數對銀行危機之影響，以及 M2 貨幣乘數與股價指數對銀行危機之影響(為了比較起見，我們只列出 Panel Logit 有顯著的解釋變數對銀行危機之影響)。原則上這些圖型都顯現出解釋變數對應變數之影響是複雜的非線性關係，而如果只是用 Panel Logit 來描述似乎是有點簡化了。

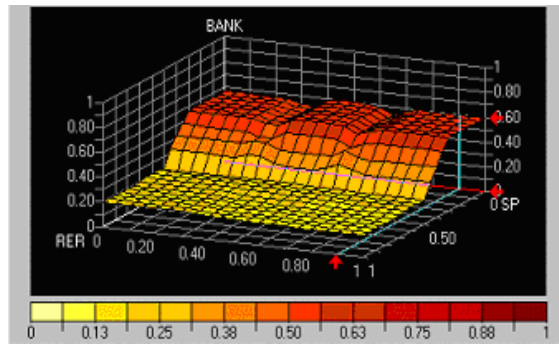


圖 3. 實質匯率變動與股價指數對銀行危機關係 3D 圖

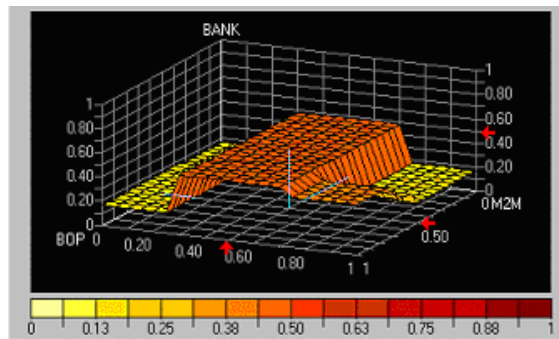


圖 4. 國際收支危機與 M2 貨幣乘數及銀行危機關係 3D 圖

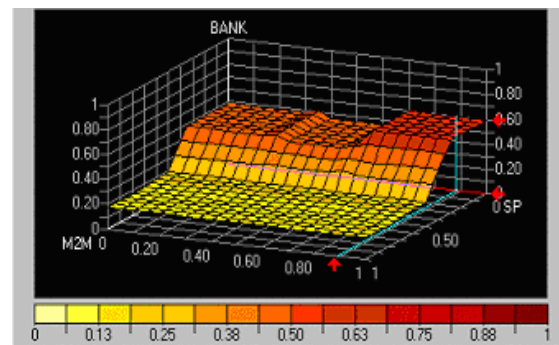


圖 5. M2 貨幣乘數與股價指數及銀行危機關係 3D 圖



### 三、各模型預測績效之比較

本研究之預測績效比較分成整體樣本的 14 個國家總預測效果與單一國家(包括馬來西亞；菲律賓及泰國三個國家)的個別預測結果。五種方法包括訊號法的兩種綜合指標，Panel logit 的固定與隨機效果模型，以及類神經模糊。整體樣本之實證結果詳列如表 8。其中的正確率代表在危機期間有發出訊號，而在非危機期間則無發出訊號相對於總期間之比率。 $\alpha$  值代表型 I 誤差，亦即有銀行危機但並沒有發出訊號，其中的排名則分別代表每一種方法在正確率與型 I 錯誤上的排名。正確率愈大愈好，而型 I 錯誤愈小愈好。整體來看，類神經模糊不管是在訓練集亦或測試集期間的預測績效都是五種方法中最好的，顯現此方法的堅韌性(robustness)。

表 8. 總體樣本銀行危機預警模型績效之比較

	訓練集				驗證集			
	準確率	排名	$\alpha$	排名	準確率	排名	$\alpha$	排名
訊號法綜合指標一	0.8155	3	0.8320	2	0.8475	3	0.9500	3
訊號法綜合指標二	0.8072	4	0.7054	1	0.8333	2	0.8000	2
Logit 固定效果	0.8219	2	0.9328	3	0.8546	4	1.0000	4
Logit 隨機效果	0.8219	2	0.9328	3	0.8546	4	1.0000	4
類神經模糊	0.8293	1	0.7054	1	0.8901	1	0.7000	1

另外本研究針對單一國家作進一步分析，實證結果如表 9。類神經模糊在馬來西亞與菲律賓二個國家，無論是訓練集或驗證集的預測準確率及型 I 錯誤皆優於其他方法。進一步地針對危機發生時間點來看，類神經模糊在馬來西亞之資料集中，除了在訓練集可以百分之百準確預測外，測試集的表現亦為百分之百，然而，同樣的情形亦發生在 Panel Logit 之隨機效果模型應用於泰國銀行危機的資料集上。此實證結果似乎意謂著沒有一個方法適用於所有的國家。Hardy and Pazarbasioglu (1998) 指出要正確的預測銀行危機，須評估特定國家與區域環境的因素，來挑選影響銀行脆弱性攸關的領先指標。而本研究則發現不同的國家適用不同的預測工具，此實證結果對未來之研究有其重要的意涵。基本上我們可以說銀行危機整體來看是可以被預測，然而想要進一步提升準確度，資料集與預測工具間之對應需要再進一步的探討，此問題之後續發展可作為未來

的研究方向。

表 9. 單一國家銀行危機預警模型績效之比較

	訓練集				驗證集			
	準確率	排名	$\alpha$	排名	準確率	排名	$\alpha$	排名
馬來西亞								
訊號法綜合指標一	0.9300	2	0.5000	3	0.6154	3	1.0000	3
訊號法綜合指標二	0.8800	3	0.3750	2	0.6923	2	0.8000	2
Logit 固定效果	0.8600	4	0.5000	3	0.3846	4	0.0000	1
Logit 隨機效果	0.8600	4	0.5000	3	0.3846	4	0.0000	1
類神經模糊	1.0000	1	0.0000	1	0.7692	1	0.0000	1
菲律賓								
訊號法綜合指標一	0.8644	3	0.8182	2	0.2500	3	1.0000	3
訊號法綜合指標二	0.8644	3	0.9091	3	0.2500	3	1.0000	3
Logit 固定效果	0.8983	2	0.9091	3	0.3333	2	0.8889	2
Logit 隨機效果	0.8983	2	0.9091	3	0.3333	2	0.8889	2
類神經模糊	0.9040	1	0.0000	1	0.5417	1	0.5556	1
泰國								
訊號法綜合指標一	0.7412	3	0.8966	5	0.2727	3	0.8824	3
訊號法綜合指標二	0.7281	4	0.7586	4	0.3182	2	0.5882	2
Logit 固定效果	0.8246	2	0.1724	2	1.0000	1	0.0000	1
Logit 隨機效果	1.0000	1	0.0000	1	1.0000	1	0.0000	1
類神經模糊	0.7193	5	0.7069	3	0.2273	4	1.0000	4

### 陸、結論與建議

銀行危機之發生原因包括很多，而過去在探討或實證這些理論的研究中，大都使用 Logit 或 Probit 的模型來看其係數之符號以及顯著與否，進而解釋可能的原因為何，並不討論樣本外預測的準確度。然而，對於一預警制度之建立，樣本外預測可能是比理論上的解釋要來得重要。除此，應變數與自變數間之關係真的就是 Logistic function 或常態分配的累積機率分配之對應嗎 (probit)? 也許還有其他更適合的函數，沒有人知道。因此，本研究希望跳脫過去的統計方

法，嘗試以專家系統的方式來建構銀行危機預警系統，利用類神經網路的學習能力來調整專家系統中之參數，就銀行危機預警方法的相關文獻中屬一新的嘗試。而且在現有的理論架構對樣本外預測不盡如人意的情況下，此方法確是提供了一不同的切入點。實證結果顯示，整體來看，雖然 Panel Logit 之模型驗證了過去理論上對各變數之影響方向，然而其預測準確度並不比類神經模糊好，而類神經模糊除了可以提供更準確的預測結果之外，所建構的規則庫與 3D 圖則可以提供較以往更為細膩的變數關係，此變數間之關係除了可以作為未來理論發展的基礎外，亦可提供產官學界對銀行危機一新的思考方向與診斷方法。整體而言，銀行危機是可以被有效預測的，然而進一步的分析發現不同的國家適用不同的預測工具，沒有一項工具適用於所有的國家，而資料集屬性與預測工具間之對應則可作為未來之研究方向。

人工智慧工具的應用近年來在各個領域有著顯著性的增加，也為不同的問題提供了不同的解決方法，其中專家系統與類神經網路的應用算是比較成熟，而類神經模糊之應用相形之下便比較少，然而由於類神經模糊其學習能力以及其對不確定資料的容錯與處理能力，在管理領域的問題上將會有更廣泛與深入之應用，本研究之目的不在驗證或提出一理論架構來解釋銀行危機的形成，目的在提出一新的方法( approach )來探討銀行危機，除了所得之知識庫可以給予決策者更為細膩的變數關係之外，而實證結果也提供了預測工具之情境考量，亦即沒有一項預測工具適用於所有的國家，資料集屬性與預測工具間可能存在著某種對應，對未來預警模型建構之研究者有其參考價值。

附表 1. 銀行危機發生日

訓練集					
國家	銀行危機	國家	銀行危機	國家	銀行危機
阿根廷	Mar-80	芬蘭	Sep-91	西班牙	Nov-78
	May-85	印度尼西亞	Nov-92	瑞典	Nov-91
	Dec-94	以色列	Oct-83	泰國	Mar-79
玻利維亞	Oct-87	馬來西亞	Jul-85		Oct-83
巴西	Nov-85	墨西哥	Sep-82	土耳其	Jan-91
	Dec-94		Oct-92	烏拉圭	Mar-71
智利	Sep-81	挪威	Nov-88		Mar-81
哥倫比亞	Jul-82	秘魯	Mar-83	委內瑞拉	Oct-93
丹麥	Mar-87	菲律賓	Jan-81		
測試集					
馬來西亞	Sep-97	菲律賓	Jul-97	泰國	May-96

資料來源：Kaminsky and Reinhart (1999), "The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems." The American Economic Review, Vol. 89, No. 3, June 1999, pp.473-500.

附表 2. 各變數的資料來源與轉換

變數名稱		資料來源與計算過程		
銀行危機		參考 Kaminsky and Reinhart (1999)		
國際收支危機		參考 Kaminsky and Reinhart (1999)		
金融部門	金融自由化	M2 乘數	計算	IFS lines (34 + 35) / IFS line 14
			註釋	IFS lines 34：通貨及存款貨幣【Money (M1B)】； IFS lines 35：準貨幣(Quasi-Money)； IFS lines 14：準備貨幣(Reserve Money)。
		國內授信/ GDP	計算	IFS line 52 / IFS line 99b
			註釋	IFS line 52：國內授信(Domestic credit)； IFS line 99b：名目 GDP(缺乏月資料時係由年資料或季資料插補而來)。
		實質利率	計算	IFS line 60 / IFS line 64
			註釋	IFS line 60：存款利率(Deposit rate)； IFS line 64：消費者物價指數(Consumer prices)。
	貸款/ 存款比率	計算	IFS line 60p / IFS line 60	
		註釋	IFS line 60p：貸款利率(Lending Rate)。	
	其他金融	M2/ 外匯存底	計算	【IFS lines (34 + 35) / IFS line ae】 / IFS line 1L.d.
			註釋	IFS line ae：名目匯率(Exchange Rates)； IFS line 1L.d：外匯存底
		銀行存款	計算	IFS lines (24 + 25) / IFS line 64
			註釋	IFS line 24：活期存款(Demand Deposits)； IFS line 25：定期存款與外幣存款(Time & Foreign Currency Deposits)
外部部門	經常帳戶	出口	取自 IFS line 70	
		貿易條件	計算	IFS line 74 / IFS line 75
			註釋	IFS line 74：總出口量(Unit Value of Imports)； IFS line 75：總進口量(Unit Value of Exports)。
	實質匯率	計算	【IFS line ae * IFS line 64(U.S.)】 / IFS line 64	
		註釋	先依購買力平價假說求得實質匯率，再依各個國家分別對時間作迴歸取殘差來求得時間波動的趨勢。	
	進口	取自 IFS line 71		
資本帳戶	外匯存底	取自 IFS line 1L.d.		
		產出	取自 IFS line 66 或 IFS line 66aa	
實質部門	股價指數	參考 Kaminsky and Reinhart (1999)		



附表3. 固定效果模型實證結果

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
國際收支危機	0.2228	0.0204	10.9427	0.0000***
實質匯率	-0.3033	0.0293	-10.3442	0.0000***
股價指數	-0.0844	0.0272	-3.1038	0.0019***
M2 乘數	0.1194	0.0271	4.4008	0.0000***
出口量	-0.0746	0.0303	-2.4605	0.0140**
M2/外匯存底	-0.0106	0.0306	-0.3469	0.7287
實質利率	0.0022	0.0299	0.0734	0.9415
Fixed effect				
ARG—C	0.4303	MEX--C		0.3492
CHI—C	0.2376	NOR--C		0.3113
COL—C	0.2539	PHI--C		0.1753
FIN—C	0.2939	SWE--C		0.1984
IND—C	0.5520	THA--C		0.3436
ISR—C	0.2230	TUR--C		0.3628
MAL—C	0.3177	VEN--C		0.1899
R-squared	0.2473	Mean dependent var		0.1904
Adjusted R-squared	0.2398	S.D. dependent var		0.3927
S.E. of regression	0.3424	Sum squared resid		235.8556
Log likelihood	-695.1123	F-statistic		110.1525
Durbin-Watson stat	0.1481	Prob(F-statistic)		0.0000***
***表示 1%顯著水準、**表示 5%顯著水準、*表示 10%顯著水準				

附表 4. 隨機效果模型實證結果

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.2908	0.0539	5.3958	0
國際收支危機	0.2231	0.0203	11.0047	0.0000***
實質匯率	-0.3029	0.0292	-10.3623	0.0000***
股價指數	-0.0848	0.0271	-3.1252	0.0018***
M2 乘數	0.1191	0.0271	4.4009	0.0000***
出口量	-0.074	0.0302	-2.4458	0.0145**
M2/外匯存底	-0.0112	0.0305	-0.3653	0.7149
實質利率	0.0015	0.0298	0.0516	0.9589
***表示 1% 顯著水準、**表示 5% 顯著水準、*表示 10% 顯著水準				
Random Effects				
ARG—C	0.1358	ISR--C	-0.0653	SWE--C -0.0895
CHI—C	-0.0513	MAL--C	0.0263	THA--C 0.0517
COL—C	-0.0352	MEX--C	0.0571	TUR--C 0.0701
FIN—C	0.0034	NOR--C	0.0203	VEN--C -0.0977
IND—C	0.2541	PHI--C	-0.1117	
GLS Transformed Regression				
R-squared	0.2457	Mean dependent var	0.1904	
Adjusted R-squared	0.2431	S.D. dependent var	0.3927	
S.E. of regression	0.3416	Sum squared resid	236.3457	
Durbin-Watson stat	0.1477			
Unweighted Statistics including Random Effects				
R-squared	0.2472	Mean dependent var	0.1904	
Adjusted R-squared	0.2446	S.D. dependent var	0.3927	
S.E. of regression	0.3413	Sum squared resid	235.8698	
Durbin-Watson stat	0.1480			

## 參考文獻

### 一、中文部份

1. 林郁翎 (2002), 「銀行危機預警綜合指標之建立— Signal Extraction Approach 與 Panel Logit Model 之結合」, 東吳大學經濟學系碩士論文。
2. 陳夢婷 (2000), 「金融相互關連、脆弱程度與銀行危機之研究」, 中央大學財管所碩士論文。

### 二、英文部份

1. Altman, E., Marco, G., Varetto, F. (1994), "Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (The Italian Experience)," *Journal of Banking and Finance*, 18, pp. 505-529.
2. Baltagi, B. (1995), *Econometric Analysis of Panel Data*, John Wiley & Sons, Chichester.
3. Berg, Andrew and Catherine Pattillo (1999), "Predicting Currency Crises: The Indicators approach and an alternative." *Journal of International Money and Finance*, No.18, pp561-586.
4. Bolloju, N., (1996), "Formulation of qualitative models using fuzzy logic," *Decision Support Systems*, 17 : 275-298.
5. Boritz, J. and Kennedy, D. (1995), Effectiveness of Neural Network Types for Prediction of Business Failure, *Expert syst. Appl.*, 9, pp.504-512.
6. Calomiris, C.W., and G. Gorton(1991), "The Origins of Banking panics: Models, Facts, and Bank Regulation," in: G. Hubbard, ed., *Financial Markets and Financial Crises*, (University of Chicago Press, Chicago), 1991, 109-173.
7. Calvo, Guillermo and Morris Goldstein (1996): "Crisis prevention and crisis management after Mexico: what role for the official sector?" in Calvo et al.
8. Caprio, Gerard, Jr. and Daniela Klingebiel (1995), "Bank Insolvencies: Cross-Country Experience," *Policy Research Working Paper 1620*, Washington, D.C.: The World Bank.
9. Coats, P., and Fant, L. (1993), "Recognizing Financial Distress Patterns Using a

- Neural Network tool,” *Financial Management*, 22, pp.142-155.
10. Davalos, S., Gritta, R. D., and 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*, 4, pp.81-86.
  11. Demirgüç-Kunt, Asli and Enrica Detragiache (1997), “The Determinants of Banking Crises: Evidence from Developing and Developed Countries.” IMF Working Paper, No. 106, September 1997.
  12. Demirgüç-Kunt, Asli and Enrica Detragiache (1998), “Financial Liberalization and Financial Fragility.” IMF working Paper, No. 83, June 1998.
  13. Demirgüç-Kunt, Asli and Enrica Detragiache (2000), “Does Deposit Insurance Increase Banking System Stability?” IMF Working Paper, No.3, January 2000.
  14. Diebold, Francis and Rudebusch, Glen. (1989)“Scoring the Leading Indicators”, *Journal of Business*, 62, pp. 369-91.
  15. Edison, Hail J. (2000), “Do Indicators of Financial Crises Work? An Evaluation of an Early Warning System.” *International Finance Discussion Papers*, No. 675, July 2000, pp.1-74.
  16. Freeman, J. A. and Skapura, D. M., (1992) “Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques, ” Addison-Wesley Publishing Company: New York.
  17. Frydl, E ( 1999 ) , “The Length and Cost of Banking Crises,” IMF Working Paper No. 9930.
  18. Galbis, Vicente (1993), “High real interest rates under financial liberalization: Is there a problem?” *International Monetary Fund Working Paper* No. WP/93/7, January.
  19. Goldfajn, Ilan and Valdés, Rodrigo.(1995) “Balance-of-Payments Crises and Capital Flows: the Role of Liquidity,” Mimeo, Massachusetts Institute of Technology.
  20. Goldstein, Morris, Graciela Kaminsky, and Carmen Reinhart.( 2000 ) , “Assessing Financial Vulnerability: An Early Warning System for Emerging Markets”

- Institute for International Economics, Washington DC, June.
21. Gujarati, Damodar N. (2003), *Basic Econometrics*, McGraw Hill, fourth edition.
  22. Hardy, Daniel C. and Ceyla Palzaebasioglu (1998), "Leading Indicators of Banking Crises: Was Asia Different?" IMF working Paper, No. 91, June 1998.
  23. Hoggarth, G., R. Reis, and V. Saporta (2001) "Costs of Banking System Instability: Some Empirical Evidence," Bank of England Working Paper No. 144.
  24. Honohan, Patrick and Daniela Klingebiel (2000), "Controlling the Fiscal Costs of Banking Crises," World Bank Policy Research Paper, No. 2441, World Bank, Washington DC.
  25. Hutchison, Michael and Kathleen McDill (1999), "Are All Banking Crises Alike? The Japan Experience in International Comparison." NBER Working Paper, No. 7253, July 1999.
  26. International Monetary Fund, *World Economic Outlook*, May 1998, pp.74-97.
  27. Kaminsky, Graciela L. (1999), "Currency and Banking Crises: The Early Warnings of Distress." IMF Working Paper, No.178, December 1999.
  28. Kaminsky, Graciela; Saul Lizondo and Carmen M. Reinhart (1998), "Leading Indicators of Currency Crises." IMF Staff Papers, Vol. 45, No. 1, March 1998, pp.1-48.
  29. Kaminsky, Graciela L. and Carmen M. Reinhart (1999), "The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems." *The American Economic Review*, Vol. 89, No. 3, June 1999, pp.473-500. Earlier version issued as Board of Governors International Finance Discussion Paper 544 (March 1996).
  30. Kaneko, T. (1996), "Building a financial diagnosis system based on fuzzy logic production system," *Computers ind. Engng*, Vol.31, No.3/4, pp. 743-746.
  31. 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*, World Scientific, Singapore, pp.407-422.
  32. Klir, G. J., and Yuan, B., "Fuzzy sets and fuzzy logic: Theory and Applications,"



- Upper Saddle River ,NJ: Prentice Hall , 1995.
33. Koh, H., and Tan, S. (1999), A Neural Network Approach to the Prediction of Going Concern Status, *Accounting and Business Research*, 21, pp.211-216.
  34. Kosko, B. (1992), "Neural networks and fuzzy system: A Dynamical System Approach to Machine Intelligence. " Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall.
  35. Lenard, M. J., Alam, P., and Madey, G. R. (1995), "The Application of Neural Networks and a Qualitative Response Model to the Auditor's Going Concern Uncertainty Decision," *Decision Science*, 26, pp.209-227.
  36. Levy, J., Mallach, E., and Duchessi, P. (1991), "A Fuzzy Logic Evaluation System for Commercial Loan Analysis, " *OMEGA International Journal of Management Science*, 19(6), pp.651-669.
  37. Mendis, Chandima (2001), "External Shocks and Banking Crises in Developing Countries: Does the Exchange Rate Regime Matter?" Venice International University, San Servolo 16-17, July 2001.
  38. Odom, M., and Sharda, R. (1990), "Bankruptcy Prediction Using Neural Networks," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, pp.133-168.
  39. Parker, D. B. (1985), "Learning logic," Technical Report TR-47, Center for computational Research in Economics and Management Science, MIT, Cambridge, MA, April 1985.
  40. Pill, Huw and Mahmood Pradhan (1995), "Financial indicators and financial change in Africa and Asia, IMF WP 23.
  41. Pindyck, Robert S. and Daniel L. Rubinfeld (1998), "Econometric Models and Economic Forecasts," 4th ed., McGraw-Hill.
  42. Ranaweera, D. K., Hubele, N. F., and Karady, G. G., (1996), "Fuzzy logic for short term load forecasting, " *Electrical Power & Energy System*, 18(4) : 215-222.
  43. Salchenberger, L. M., Cinar, E. M., ad Lash, N. A. (1992), "Neural Networks: A New Tool for Predicting Thrift Failures," *Decision Sciences*, 23, pp.899-916.
  44. Shaout, A., and Al-Shammari, M., ( 1998 ) , "Fuzzy logic modeling for

- performance appraisal systems: A framework for empirical evaluation, ” *Expert Systems with Applications*, 14 : 323-328.
45. Sharda, R., and Wilson, R. L. (1996), “Neural Network Experiments in Business-Failure Forecasting: Predictive Performance Measurement issues,” *International Journal of Computational Intelligence and Organizations*, 1(2), pp. 107-117.
  46. Stoeva, S. P. (1992), “A Weight-Learning Algorithm for Fuzzy Production Systems with Weighting Coefficients,” *Fuzzy Sets and Systems*, 48, pp. 87-97.
  47. Tam, K. Y., and Kiang, M. Y. (1992), “Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions,” *Management Science*, 38(7), pp.926-947.
  48. Thole, U., Zimmermann, H. J., and P.Zysno(1979),“On the Suitability of Minimum and Product Operators for the Intersection of Fuzzy Sets”, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol, No.2, pp167-180,1979.
  49. Tong, R. M., and Bonissone, P. P. (1984), “Linguistic Solutions to Fuzzy Decision Problems,” in Zimmermann, H. -J., Zadeh, L. A., and Gaines, B. R. (Eds.) , *Fuzzy Sets and Decision Analysis*, Amsterdam, pp. 323-334.
  50. Von Altrock, C. ( 1996 ) , *Fuzzy Logic & Neuro Fuzzy Applications In Business & Finance*, Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall PTR.
  51. Wilson, R. L., and Sharda, R. (1994), “Bankruptcy prediction using neural networks,” *Decision Support Systems*, 11, pp.545-557.
  52. Zadeh, L. A. ( 1965 ) , “Fuzzy Sets,” *Information and Control*, Vol. 8, pp. 338-353.
  53. Zimmermann, H. -J. (1987), *Fuzzy Sets, Decision Making, and Expert Systems*, Boston: Kluver Academic Publisher. ISBN 0-89838-149-5.
  54. Zurada, J. M.(1995), “Artificial Neural System,” PWS Publishing Company.