

以事前控制觀點應用灰色預測理論與 Logit 式 於財務危機預警模型之研究

AN EX-EVENT CONTROL THEORETICAL PERSPECTIVE ON A GRAY LOGIT MODEL FOR BANKRUPTCY PREDICTION

陳昭宏

國立雲林科技大學資訊管理學系

Jao-Hong Cheng

Department of Information Management

National Yunlin University of Science & Technology

摘 要

股票上市、上櫃公司營運是否穩定、經營績效是否良好，以及公司是否發生財務危機攸關股市投資人之權益與金融市場之穩定。因此建立一套有效之財務危機預警制度，實有其必要性，而回顧往昔企業財務危機預警模型之研究，在預警模型之建構與修正方面，大多數研究均以危機發生前一年至前五年之歷史資料，建構預警模型。而此僅考慮單一橫斷面訊息，忽略了危機發生前各不同年度資料所蘊含之縱斷面時間動態趨勢訊息。因此本研究以事前控制理論觀點，透過四維灰色序列預測模式，結合縱斷面與橫斷面之訊息，建構 Logit 預警模式，修正了往昔以歷史值所建構預警模式僅考慮單一橫斷面訊息與時間落差之缺失。在企業危機發生前，有效提供企業營運單位、管理當局、銀行業者與投資大眾於營運、管理、銀行授信決策及投資方面之參考資料。

關鍵字：灰色預測、財務危機、事前控制理論、Logit 模式

ABSTRACT

Business operations are closely related to the status quo of the society. When a business is in distress, it will result a serious loss in the whole society, especially the listed stock companies. So it is necessary to build a finance distress prediction model. In the previous researches, traditional statistical techniques such as multivariate statistical and Logit are the majority methods. Most of models have

been only considered with ex-post cross-section financial data, but they ignore useful information from ex-post time serial financial data. Therefore, it is necessary to develop business distress prediction models that assess the financial condition of firms sequentially over time. This study uses a gray forecasting model GM (1,1) to measure the forecasted values of influential variables. We integrate gray forecasting theories and Logit models to development a gray Logit prediction model.

This research compares favorably with the past work in terms of the following items : 1.Misclassification error can be reduced by adding to the gray forecasted values used to predict bankruptcy. 2.Misclassification error-rates was reduced by 5% using the gray Logit model than the Logit model. 3.Results suggest that the gray Logit constructed by all information (variables) is the best model to correctly predict the bankruptcy.

Key word : Gray Forecasting Theory, Financial Distress, Ex-Event Control Theory, Logit Models

壹、緒論

隨著國內證券市場的逐漸自由化與國際化，參與股票市場上市、上櫃公司的投資人口不斷成長，因此股票上市、上櫃公司營運是否穩定、經營績效是否良好，以及公司是否發生財務危機攸關股市投資人的權益與金融市場的穩定。

然而企業經營往往受到外在總體經濟環境的影響，以及本身經營不善或錯誤的經營策略，造成企業財務危機的發生與企業倒閉的現象，對於整體經濟與社會秩序影響極為深遠。尤其國內企業自民國 87 年 8 月底安鋒集團爆發財務危機以來，萬有紙業公司、聯蓬食品、東隆五金、瑞聯事業集團、羅傑建設、中央票券以及國揚

建設與廣三集團均相繼發生財務危機之情形。其影響所及對於股市投資人員、授信銀行團、企業內部員工及其家庭均受到相當程度的衝擊。因此基於上述理由建立一套有效的企業財務危機預警制度實有其必要性，藉以提供政府監督單位、股市投資人以及企業營運單位，提早在企業財務危機發生前有所警覺，謀求相對因應之道以避免企業營運危機的發生，而防患於未然，使得企業營運能依照正常軌道運行，達成企業目標。

對於企業危機預警模式之研究，睽諸國內外相關文獻。關於企業危機預警模式之建構，主要係以研究樣本資料建構各種不同的預警模式，包括多變量區別分析法、Logit、Probit、遺傳演算法及類神經網路等模式、比較各不同預警模式於企業危機發生當

年度，以及危機發生前 1 至 5 年之正確預警率，以期能找出最佳的企業危機預警模式，並評估各種模式的優缺點。

而綜觀以往企業危機預警模式之研究，主要係以危機發生前某一年度歷史資料來建構企業危機預警模式。然而，企業財務狀況的惡化並非一夕之間所造成，常是積弊已深，而有脈絡可尋。因此僅考慮單一年度橫斷面訊息，而忽略縱斷面的資訊，未能將各年度樣本資料所蘊含動態時間趨勢之訊息納入考量，且以危機發生前某一年度之樣本資料歷史值所建構的預警模式，所提供的訊息往往屬於事後階段，對於所提供企業經營相關關係人之因應時間相對壓縮。

在樣本資料實證方面，本研究除了採行往昔企業危機預警模式的作法，以企業危機發生前一年至前七年的資料，來驗證各不同年度預警模式歷史值之正確預警率外，並加入縱斷面時間動態趨勢概念。運用灰色預測理論，以危機發生前四年度的資訊為基石，預測下一年度的未來值，以所求得的預測值建構 Logit 預警模式，並以預測值所建構的預警模式正確預警率與往昔僅考慮單一橫斷面歷史訊息所建構之預警模式正確預警率作一比較。

基於上述的研究動機與研究目的，本研究在樣本資料實證上，提出與以往不同的概念。以事前控制理論觀點，結合橫斷面訊息和縱斷面動態趨勢概念，透過灰色預測模式的運用，針對預警模式輸入變數未來值進

行預測。再以輸入變數預測值建構預警模式，以預測值所建構之預警模式不僅結合了橫斷面與縱斷面資訊，亦修正了往昔以歷史值所建構預警模式下時間落差之缺失。防患未然，在企業危機發生前，提供企業營運單位、管理當局、銀行業者與投資大眾於營運、管理、銀行授信決策及投資方面的參考資料。

貳、文獻探討

一、事前控制理論

控制系統包括子系統與控制流程兩個部份，古典控制理論之控制定義為：「利用微小訊號來加以管理大規模物體的能量而達到我們所需要的要求」(鄧聚龍，1996)，藉由子系統與控制流程之結合以達成系統輸出控制之目的。而控制系統依據參考訊號之不同時點，又可分為事後控制系統與事前控制系統。事後控制系統係以歷史資料當作參考訊號，輸入控制決策元件。事後控制依據不同之控制環境、控制方式、控制設計與控制目的而形成之控制理論包括：適應控制 (Adaptive Control)、強韌控制 (Robust Control)、智慧控制 (Intelligent Control)、學習控制 (Learning Control)、模糊控制 (Fuzzy Control)、類神經網路控制 (Neural Network Control)。事前控制系統則是以未來之預測資料作為參考訊號，輸入控制決策元件，其包括預測控制 (Prediction Control)、灰色預測控制 (Grey Prediction Control)。本研究將

企業危機預警模式之研究以控制系統理論說明，藉由灰色預測理論運用，提供企業經營者相關資訊，以確保營運企業維持正常營運。

二、企業財務危機預警模式文獻整理與分析

關於企業財務危機預警模式之建構，主要係以研究樣本資料建構各種不同的預警模式，包括多變量區別分析法、Logit、Probit 等模式。本研究針對參考訊號（解釋變數）、控制決策類型、輸出變數（決策變數）等項次，茲將國外企業危機預警模式相關研究彙整如表 1、2 所示。而回顧歷年國內外有關企業財務危機預警模式文獻與相關研究，可以明瞭企業財務危機相關研究主要研究議題在於參考訊號元件與控制決策元件的探討。在參考訊號元件方面，大多以歷史值來當輸入變數，甚少採用預測值。而控制決策元件內之決策模式可區分為統計方法與人工智慧方法的應用，統計方法包括區別分析、Logit 模式…等。

由表 1 可得知，Ohlson (1980) 將區別分析法 (Discriminant Analysis) 轉變為 Logit 分析法，其原因係由於認為以多變量之區別分析法建構預測模式，其先決條件必須模式輸入變數與模型殘差必須符合常態分配的假說，並考慮到正常與失敗兩抽樣公司變異—共變異矩陣是否相等的統計限制。然而根據財務比率的資料實證，往往未能符合常態分配的條件，因此 Ohlson 即針對區別分析模式之缺失加以改正，採行受限較少之 Logit 分析建立模式。而 Ball and

Tschoegl (1982) 進一步對採用區別分析法與最大概似 Logit 分析模式進行評估。經由實證結果顯示，作者建議採行兩種方法均採用，若樣本資料解釋變數與模型殘差符合常態性分配之假設條件，則採行區別分析法預測正確率將優於 Logit 模式，若樣本資料解釋變數與模型殘差未符合常態分配的假設條件，則採行 Logit 模式正確區別率將優於區別分析模式。因此本研究將對國內資料進行常態分配檢定，而後決定採用之分析模式。

而不論所建構之預警模式為何，主要係以危機發生前某一年度之資料來分析預警企業危機發生當年度，企業是否發生財務危機，此一以單一年度歷史值資料所建構的預警模式。僅考慮單一年度橫斷面訊息，而忽略縱斷面的資訊。而危機發生前某一年度之樣本資料歷史值所建構的預警模式，所提供之訊息往往屬於事後階段，對於所提供企業經營相關關係人之因應時間相對壓縮，因此為了修正上述二者之缺失，本研究採用灰色預測理論分析縱斷面之訊息相結合，並以預測值作為預警模式輸入變數，建構一預測值之企業危機 logit 預警模式。

至於，國內有關財務危機預測模式之研究多數承襲國外近幾年來所採行之研究方法，茲將較具代表性之相關文獻彙總整理如表 2 所示。

由表 1、2 可得知，往昔企業危機預警相關研究，係以樣本資料歷史值建構不同的預警模式，僅考慮歷史值單一橫斷面資訊，而忽略了危機發生

表 1 國外歷年企業危機預測模式相關文獻彙整理表

作者	研究時間	樣本來源		參考訊號 (解釋變數)		控制決策類型	輸出變數 (決策變數) 正常或危機
		對象	樣本期間	預測值	歷史值		
Beaver	1966	一般企業	1954-1964	1.財務比率		1.二分類檢定法	*
Altman	1968	一般企業	1944-1966	1.財務比率		1.多變量區別分析法	*
Meyer and Pifer	1970	銀行	1948-1965	1.財務比率		1.迴歸分析法	*
Deakin	1972	一般企業		1.財務比率		1.區別分析法 2.結合單變量與多變量分析	*
Pinches, Mingo, and Caruthers	1973	一般企業	1951-1969	1.財務比率		1.區別分析	*
Blum	1974	一般企業	1954-1968	1.財務比率		1.區別分析	*
Joy and Tollefson	1975	一般企業	1946-1965	1.財務比率		1.區別分析	*
Ohlson	1980	一般企業	1970-1976	1.財務比率		1.Logit 模式	*
Ball and Tschoegl	1982	銀行	1978	1.財務比率		1.Logit 模式 2.區別分析 3.線性機率模式	*
Mensah	1984	礦業、製造業零售業	1972-1980	1.財務比率		1.區別分析法 2.Logit 模式	*
Izan, H.	1984	一般企業	1963-1979	1.產業相對財務比率		1.產業相對區別模式	*
Frydman, Altman, and Kao	1985	製造業	1971-1981	1.財務比率		1.迴覆分割邏輯法 2.區別分析	*
Betts and Belhoul	1987	一般企業	1971-1978	1.財務比率		1.區別分析	*
Platt and Platt	1990	一般企業	1972-1986	1.財務比率		1.logit 模式	*
Odom and Sharda	1990	一般企業	1975-1982	1.財務資料		1.類神經網路 2.區別分析	*
Tam and Kiang	1992	銀行	1985-1987	1.財務比率		1.類神經網路 2.區別分析 3.Logistic 4.決策樹	*

續下表

續表 1

作者	研究時間	樣本來源		參考訊號 (解釋變數)		控制決策類型	輸出變數 (決策變數)
		對象	樣本期間	預測值	歷史值		正常或危機
Coat. P. K. and Fant	1993	一般企業	1970-1989	1.財務比率	2.財務資料	1.類神經網路 2.區別分析	*
Daily and Daltion	1994	一般企業	1972-1982	1.財務比率	2.非財務資料	1.Logit 模式	*
Altman, Marco, and Varetto	1994	義大利企業	1982-1992	1.財務比率		1.類神經網路 2.區別分析	*
Tsukuda and Kasahara	1996	日本企業	1970-1982	1.財務資料	2.非財務資料	1.類神經網路	*
Ward and Foster	1997	一般企業	1985-1988	1.財務比率		1.Logit 模式	*

註：「*」為採用正常或危機作為決策變數

表 2 國內歷年企業危機預測模式相關文獻彙整理表

作者	研究時間	樣本來源		參考訊號 (解釋變數)		控策決策類型	輸出變數 (決策變數)	
		對象	樣本期間	縱斷面	橫斷面		正常或危機	
					預測值			歷史值
何太山	1977	金融機構	民 65-66		1.財務資料	1.區別分析	*	
賴耀群	1977	金融機構	民 62-64		1.財務比率	1.區別分析	*	
					2.非財務資料			
徐健進	1984	金融機構	民 73		1.財務比率	1.區別分析	*	
					2.生產性指標			
陳明賢	1986	上市公司	民 68-72		1.財務比率	1.Logit 模式 2.Probit 模式	*	
賴世權	1989	上市公司	民 67-74		1.財務比率	1.迴覆分割邏輯	*	
潘玉葉	1990	上市公司	民 65-75		1.財務比率	1.Logit 模式	*	
邱志榮	1990	上市公司	民 69-74		1.財務比率	1.區別分析 2.Logit 模式	*	

續下表

續表 2

作者	研究時間	樣本來源		參考訊號（解釋變數）		控策決策類型	輸出變數	
		對象	樣本期間	縱斷面	橫斷面		（決策變數）	
					預測值			歷史值
郭瓊宜	1994	上市公司	民 70-82		1.財務比率	1.類神經網路	*	
藍國益	1996	上市公司	民 71-81		1.財務資料 2.非財務資料	1.Logit 模式	*	
李洪慧	1997	證券商	民 83-86		1.財務資料 2.非財務資料	1.多變 CUSUM 模式	*	
邱碧芳	2001	上市公司	民 88-90		1.財務資料	1. Logit 模式	*	

註：「*」為採用正常或危機作為決策變數

前各不同年度所蘊含的訊息。

三、研究方法

本研究所採用的研究方法，依使用方式與目的的不同，主要可分為三部份，第一部份為樣本資料之常態性檢定；第二部份平均數差異性檢定；第三部份因素分析；第四部份預測方法之選擇；第五部份則為灰色預測理論；第六部份 Logit 模式之建構。

(一) 常態性檢定

由於樣本資料型態會影響統計模式的適用性，因此在建構企業危機預警模式之前，必須先針對樣本資料，運用無母數統計之 Kolmogorov-Smirnow (K-S) 檢定法，針對輸入的參考訊號進行常態性檢定，檢定兩群組輸入變數（參考訊號）是否符合常態分配的假說。其次，利用 Jarque-

Bera 值來檢定殘差是否為常態分配，Jarque-Bera 值符合卡方自由度為 2 之分配，其方程式如下：

$$JB = \frac{N-k}{6} \left(S^2 + \frac{1}{4}(K-3)^2 \right)$$

S：表示偏態（Skewness）。

K：表示峰態（Kurtosis）。

k：表示估計係數之數目。

其虛無假設為：

H0：殘差符合常態分配

H1：殘差不符合常態分配

若統計量大於臨界值，也就是拒絕虛無假設，則表示殘差不符合常態分配，反之，若無法拒絕虛無假設，則表示殘差符合常態分配。

檢定結果若樣本資料之輸入變數與模型殘差符合常態分配，則可採行多變量區別分析法，如果不符合常態

表 3 預測方法整理與分析表

數學方式	所需最少數據	數據之型態	數據之間隔	準備時間
簡單指數型	5-10 個	等間距	短間隔	短
Holt's 指數型	10-15 個	同趨勢	短或中間隔	短
Winter's 指數型	5 個以上	同趨勢且具規律性	短或中間隔	短
迴歸分析法	10 或 20 個	同趨勢且具規律性	短或中間隔	短
Causal 迴歸法	10 個以上	可各種型態相互混合	短、中及長間距	長
時間序壓縮法	2 個峰值以上	同趨勢、具規律性 且可自我調整	短或中間隔	短 (稍長)
Box Jenkins 法	50 個以上	等間距	短、中及長間距	長
灰色預測法	4 個	等間距及非等間距	短、中及長間距	短

資料來源：鄧聚龍（1996）

分配之假說，則可以採行限制條件較少之 Logit 模式分析。

(二) 平均數差異檢定

企業危機與正常公司樣本資料輸入變數是否具有顯著性差異，將會影響企業危機預警模式解釋變數的選取，相對的影響預警模式之正確區別率，因此為了使所選取之解釋變數具有代表性，本研究採行 Wilcoxon Two-Sample Test 之 Mann-Whitney-U 等級和檢定法，針對預警模式之解釋變數進行檢定。

(三) 因素分析

因素分析於 1904 年由 Spearman 創用，因素分析的主要目的在於將為數眾多之變數濃縮減為幾個精簡變數，以較少的變數來代表原有結構的主要意義。因此，本研究針對所選取，經均數檢定具有顯著差異的解釋變數進行因素分析以萃取主要解釋變數。

(四) 預測方法之選擇

預測是根據現有之資料及數據對未來將要發生（或不確定）的事件行為狀態做出的判斷。換言之，以過去與現在所獲得的資料為主，根據某一種邏輯推理的方法建立一種模式，再利用各種成法來達到預測的目的。茲將預測方法整理與分析如表 3 所示。

由表中可得知，傳統預測方法係使用連續函數配適（Fitting）方法進行外插預測，以拉格蘭茲（Lagrange）內插方法進行非等距的內插預測，傳統預測方法需要大量的已知數據才能針對數值進行預測，而灰色預測則無此項缺點，只要利用已知四個數據點即可進行預測。而在考量所選取樣本資料之時效性與代表性，本研究企業危機之預警模式解釋變數所收集之資料為一短期資料。一般選取企業危機發生危機年度之當年至前 5 年資料，因此每一解釋變數僅收集 5 筆資料，

無法以傳統預測方法進行下一時點之預測，而灰色預測正好可適用此情況。因此，本研究採用灰色預測針對解釋變數進行未來值之預測。

(五) 灰色預測

灰色預測是根據系統收集到的各項數據（過去與未來），利用生成與建模的方法，找尋行為變化發展的規律，並以此規律建立預測模型，而達到預測的目的。

灰色系統假設任何隨機過程的變數均是在一定範圍、時間內變動的灰色量，因此灰色系統中稱隨機過程為灰色過程，將離散不規則的原始序列經由生成找出其規律性（常出現指數規律），再經由建立灰微分方程來配適（Fitting）此新數據。

本研究以危機發生前四年度的歷史值輸入變數為基石，透過灰色 GM (1,1) 建模即可求得下一年度的預測值輸入變數，因此針對 GM (1,1) 模型加以說明。

假定原始序列

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$$

作一次累加生成

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\},$$

其中，

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n$$

將 $x^{(1)}$ 建立白化型式的微分方程

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = b$$

將上述白化微分方程改寫為

$$x^{(0)}(j) + az^{(1)}(j) = b, \forall j = 2, 3, 4, \dots, n$$

其中，

$$z^{(1)}(j) = 0.5x^{(1)}(j) + 0.5x^{(1)}(j-1)$$

再以最小平方法求得

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N ;$$

其中，

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2), 1 \\ -z^{(1)}(3), 1 \\ -z^{(1)}(4), 1 \\ \vdots \\ -z^{(1)}(n), 1 \end{bmatrix} ; \quad Y_N = \begin{bmatrix} -x^{(0)}(2) \\ -x^{(0)}(3) \\ -x^{(0)}(4) \\ \vdots \\ -x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

可以得知起始條件為 $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$

求解可得解

$$x^{(0)}(j) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-a(j-1)} + \frac{b}{a} ;$$

$j=2, 3, \dots, n$

(六) Logit 模式

Logit 模式是由 Berkson (1944) 所創，為 Logistic 迴歸模式之一，其主要應用於分類問題，Logit 模式一非線性迴歸模式，其主要反應函數型態為曲線形狀，呈 S 形或倒 S 形，而反應函數機率值則介於 0 與 1 之間，茲將 Logit 模式說明如下：

Logit 模式假設事件發生的機率符合 Standard Logistic 分配，其模式為

$$Z_i = \alpha + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i$$

其中，

Z_i ：為二元反應值，0 或 1

X_{ij} ：解釋變數； $i=1, 2, 3, \dots, n$ ；

$j=1, 2, 3, \dots, k$

β_j : 參數 ;

ε_i : 獨立隨機干擾項 ; $E(\varepsilon_i) = 0$

$$E(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0 ; i \neq j .$$

爲而讓所求算出之 z_i 能介於 0 與 1 之間，因此利用 Logistic 分配予以轉換使得 $P_i = F(Z_i) = \frac{1}{1 + e^{-z_i}}$

參、研究設計

一、研究樣本、研究期間與資料來源

(一) 研究樣本與研究期間

本研究之實證樣本，營運困難公司之選取係依據民國 85 年台灣證券交易所所編製的「九家營運困難上市公司概況表」之八家，加上變更交易方式爲全額交割股未下市一家與下市之二十六家公司，合計三十五家組成企業財務危機公司樣本。而對照危機公司之營運正常公司樣本係依據危機公司之產業別與公司資本規模相近似配對，以一對一方式選取三十五家營運正常公司樣本，共選取七十家樣本公司，包括十六種不同產業，所選取樣本資料營運時間年度自民國 60 年至民國 92 年爲止。每一樣本公司均收集危機發生前一年度至前七年度之資料。唯在危機發生前一年度，35 家危機樣本公司中有 7 家危機公司之資料不全，刪除資料不全之危機公司與其配對之正常公司，因此，危機發生前一年度共選取 56 家研究樣本(原始樣本 36 家；測試樣本 20 家)。

(二) 資料來源

1. 中華徵信社出版之台灣經濟新報資料庫。
2. 教育部 AREMOS 資料庫。
3. 台灣證券交易所出版的「營運困難上市公司概況表」及「台灣證券交易所三十年史」。
4. 台灣證券交易所出版的「上市證券發行公司財務資料彙編」。
5. 上市、上櫃公司公開說明書。

二、變數選取

本研究預警模式的研究變數，主要係參考國內外相關研究學者所採用具代表性財務比率作爲本研究的解釋變數，並排除受限於國內取得困難的樣本資料外，所選取之財務比率如表 4 所示。

三、研究範圍

由於受限於未上市公司相關財務資料取得之困難，本研究以台灣證券交易所上市、上櫃公司爲研究母體，依據台灣證券交易所公佈之「營運困難上市、上櫃公司概況表」，選取民國 60 年至 92 年間營運困難公司，並以營運困難公司爲基準，隨機選取相同產業、資本額近似(資本額差距不到 40%)之正常公司爲配對公司。

肆、實證分析

一、實證資料之平均數差異性檢定

表 4 財務企業危機預警模式解釋變數彙總表

	解釋變數	變數意義
流動性比率	流動比率	流動資產 / 流動負債 × 100%
	速動比率	(流動資產 - 存貨) / 流動負債 × 100%
	現金對流動負債比率	(現金 + 約當現金) / 流動負債 × 100%
	營運資金百分比	營運資金 (流動資產 - 流動負債) / 資產總額 × 100%
獲利性比率	營業毛利率	營業毛利 / 營業收入淨額 × 100%
	營業利潤率	營業利潤 / 營業收入淨額 × 100%
	總資產報 (R.O.A.)	稅前純益 / 資產總額 × 100%
	普通股權益報酬率 (R.O.E.)	稅後淨利 / 普通股權益 × 100%
	資本報酬率	資本報酬率 (%) = 稅前純益 / 平均資本淨值 × 100%
	每股盈餘	每股盈餘 = 稅後淨利 / 公司發行總股數 × 100%
負債管理比率	負債比率	負債總額 / 資產總額 × 100%
	債本比	負債總額 / 股東權益 × 100%
	股東權益百分比	股東權益 / 資產總額 × 100%
	流動資產百分比	負債總額 / 資產總額 × 100%
	固定資產百分比	固定資產 / 資產總額 × 100%
	固定資產長期適合率	固定資產 / (股東權益 + 長期負債) × 100%
資產管理比率	存貨週轉率	營業成本 / 平均存貨餘額 × 100%
	應收帳款週轉率	除銷貨款 / 應收帳款平均數 × 100%
	固定資產週轉率	銷貨收入淨額 / 固定資產 × 100%
	總資產週轉率	銷貨收入 / 總資產 × 100%
	資本淨值週轉率	營業收入淨額 / 資本淨值 × 100%

財務性比率

爲了瞭解正常公司與危機公司兩群體解釋變數財務比率是否有明顯差異，並使解釋變數之挑選更具代表性，本研究採用無母數統計法之 Mann-Whitney-U 等級和檢定法，用以檢定正常公司與危機公司兩群體解釋變數平均數。茲將針對本研究研究樣本研究期間所選取樣本應用 Mann-Whitney-U 等級和檢定法檢定結果彙整如表 5 所示。

二、實證資料之因素分析

由於財務比率因素結構型態之分析，如表 4 所示，已經具成熟性。然而本研究爲了增加研究的嚴謹性，仍以探索性因素分析進行分析。因此本研究採用多變量統計因素分析法之主成份分析法 (Principal Components Methods)，萃取預警模式解釋變數的主要因素，以特徵值大於 1 爲萃取因素的準則，並以各因素成份內因素負荷量 (Factor Loading) 最大且於平均數具顯具差異之財務比率作爲輸入變數。本研究針對危機發生前一至七年

表 5 研究期間解釋變數平均數檢定結果彙整表

財務比率	危機發生 前一年	危機發生 前二年	危機發生 前三年	危機發生 前四年	危機發生 前五年	危機發生 前六年	危機發生 前七年
x1 流動比率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
x2 速動比率	✓	✓	✓	✓			
x3 現金對流動負債 比率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
x4 營運資金百分比	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x5 營業毛利率	✓	✓					
x6 營業利潤率	✓	✓			✓	✓	✓
x7 總資產報酬 (R.O.A)	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x8 普通股權益報酬 率(R.O.E)	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x9 資本報酬率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x10 每股盈餘	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x11 負債比率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x12 債本比	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x13 股東權益百分比	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x14 流動資產百分比							
x15 固定資產百分比							
x16 固定資產長期適 合率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x17 存貨週轉率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x18 應收帳款週轉率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x19 固定資產週轉率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x20 總資產週轉率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
x21 資本淨值週轉率	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

註：「✓」代表在 $\alpha=0.1$ 下具有顯著水準

各不同年度及整體研究期間進行因素分析，萃取各不同期間的主要共同因素，分析所得因素與表 4 所列示之因素一致。在對預警模式各項解釋變數進行因素分析萃取共同因素的同時，另進行巴氏球型 (Bartlett) 檢定，以檢定各變數之間是否有共同變異存在。研究期間各不同年度因素分析萃取項目彙整如表 6 所示。由於部分因

素成份內最大因素負荷量的變數超過一個以上，因此在模式建立上以平均數觀點建立單一指標變數 (Crosby, Evans, and Cowles, 1990)。

三、實證資料之常態性檢定

本研究針對研究期間研究樣本的解釋變數，包括 21 個樣本財務比率

表 6 研究期間各不同年度因素分析萃取項目彙整表

財務比率	危機發生 前一年	危機發生 前二年	危機發生 前三年	危機發生 前四年	危機發生 前五年	危機發生 前六年	危機發生 前七年
x1 流動比率	#						#
x2 速動比率		#		#	#	#	
x3 現金對流動負債 比率							
x4 營運資金百分比			#				
x5 營業毛利率	#						
x6 營業利潤率		#	#		#	#	
x7 總資產報酬 (R.O.A)							
x8 普通股權益報酬 率(R.O.E)					#		
x9 資本報酬率		#	#	#		#	#
x10 每股盈餘							
x11 負債比率			#	#			
x12 債本比					#		#
x13 股東權益百分比	#	#					
x14 流動資產百分比					#	#	
x15 固定資產百分比				#			
x16 固定資產長期適 合率							
x17 存貨週轉率			#			#	
x18 應收帳款週轉率	#	#		#			#
x19 固定資產週轉率	#	#	#				#
x20 總資產週轉率					#		
x21 資本淨值週轉率	#						

註：「#」代表經因素分析後，各主要成份因素內因素負荷量最大之變數項目

，利用無母數統計法之 Kolmogorov-Smirnov 和 Shapiro-Wilk 檢定法進行常態性檢定，檢定假設如下：

H0：財務比率符合常態分配

H1：財務比率不符合常態分配

檢定結果如表 7 所示，在全體危機公司與正常公司樣本之 21 個財務比率，經由上述常態性檢定結果顯

示，在 $\alpha = 0.05$ 下未符合常態分配。

其次，利用 Jarque-Bera 值來檢定殘差是否為常態分配，其虛無假設為：

H0：殘差符合常態分配

H1：殘差不符合常態分配

檢定結果如表 8 所示，經由上述常態性檢定結果顯示，在 $\alpha = 0.05$ 下

表 7 樣本解釋變數常態性檢定結果

解釋變數	公司型態	Kolmogorov-Smirnov		Shapiro-Wilk	
		檢定統計量	顯著水準	檢定統計量	顯著水準
流動比率	正常公司	0.245465	0.00	0.866469	0.01
	危機公司	0.189379	0.00	0.740354	0.01
速動比率	正常公司	0.315356	0.00	0.80376	0.01
	危機公司	0.302287	0.00	0.657639	0.01
現金對流動負債比率	正常公司	0.32621	0.00	0.648253	0.01
	危機公司	0.249835	0.00	0.722	0.01
營運資金百分比	正常公司	0.345716	0.02	0.440289	0.01
	危機公司	0.219974	0.01	0.849343	0.01
營業毛利率	正常公司	0.424099	0.00	0.325596	0.01
	危機公司	0.513507	0.01	0.211203	0.01
營業利潤率	正常公司	0.174469	0.00	0.908736	0.01
	危機公司	0.526326	0.02	0.199833	0.01
總資產報酬 (R.O.A)	正常公司	0.136753	0.03	0.935637	0.05
	危機公司	0.170992	0.00	0.902366	0.01
普通股權益報酬率 (R.O.E)	正常公司	0.258124	0.00	0.754435	0.01
	危機公司	0.312976	0.00	0.519787	0.01
資本報酬率	正常公司	0.217813	0.00	0.85349	0.01
	危機公司	0.260305	0.01	0.753829	0.01
每股盈餘	正常公司	0.178274	0.02	0.900357	0.01
	危機公司	0.18067	0.02	0.884373	0.01
負債比率	正常公司	0.170332	0.04	0.900033	0.01
	危機公司	0.515971	0.02	0.917176	0.03
債本比	正常公司	0.128381	0.00	0.915041	0.01
	危機公司	0.326183	0.02	0.501445	0.01
股東權益百分比	正常公司	0.305183	0.00	0.715171	0.01
	危機公司	0.127385	0.02	0.899059	0.01
流動資產百分比	正常公司	0.331899	0.00	0.691429	0.01
	危機公司	0.152821	0.02	0.935582	0.09
固定資產百分比	正常公司	0.125471	0.02	0.886605	0.01
	危機公司	0.324356	0.00	0.742763	0.01
固定資產長期適合率	正常公司	0.131191	0.00	0.925039	0.03
	危機公司	0.421383	0.05	0.450144	0.01

續下表

續表 7

解釋變數	公司型態	Kolmogorov-Smirnov		Shapiro-Wilk	
		檢定統計量	顯著水準	檢定統計量	顯著水準
存貨週轉率	正常公司	0.14773	0.00	0.878675	0.01
	危機公司	0.260651	0.00	0.685413	0.01
應收帳款週轉率	正常公司	0.206955	0.00	0.792146	0.01
	危機公司	0.313189	0.05	0.624522	0.01
固定資產週轉率	正常公司	0.144471	0.00	0.895246	0.01
	危機公司	0.338557	0.05	0.419406	0.01
總資產週轉率	正常公司	0.405608	0.05	0.920178	0.02
	危機公司	0.408631	0.05	0.92244	0.03
資本淨值週轉率	正常公司	0.124717	0.00	0.927502	0.03
	危機公司	0.427946	0.00	0.342288	0.01

表 8 模型殘差常態性檢定結果

危機發生前幾年度	Jarque-Bera 值	P 值
前一年	76.740	0.00
前二年	75.620	0.00
前三年	42.960	0.01
前四年	69.767	0.00
前五年	75.421	0.00
前六年	65.867	0.00
前七年	58.629	0.00

殘差未符合常態分配。

由於樣本資料的解釋變數與模型殘差未能符合常態分配，就多變量統計的區別分析法，其前題假設條件之一即為解釋變數與模型殘差須符合常態分配，因此本研究的預警模式，採用限制條件較少的 Logit 模式。

(一) Logit 模式

本節以研究樣本危機發生前一年至前七年，各不同年度的歷史資料，建構歷史值 Logit 預警模式，茲將危機發生前一年度至前七年度間，應用 Logit 模式針對各不同年度樣本資料歷史值進行實證分析，分析結果彙整如表 9 所示。

四、歷史值輸入變數預警模式

由表 9 中可知，Logit 模型之正確

表 9 研究期間歷史值 Logit 分析模型的訓練及預警結果彙整

		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5	T-6	T-7
原始樣本	正確率	80.55%	80%	78%	74%	72%	70%	65%
	總錯率	19.45%	20%	12%	26%	28%	30%	35%
測試樣本	正確率	75%	70%	65%	65%	65%	65%	55%
	總錯率	25%	30%	35%	35%	35%	35%	45%

註：1.T 代表危機發生當年度；2.正確率加上總錯率為 100%

區別率，在原始樣本中，以危機發生前一年度之正確區別率為最高，達 80.55%，總錯率為 19.45%，其餘各年度正確區別率均介於 65%至 80%間。危機發生前七年度 Logit 模式之正確預警率最低，僅達 65%。而就測試樣本而言，正確區別率仍以危機發生前一年度為最高，達 75%，總錯率為 25%，正確預警率以危機發生前七年度為最低，其餘各年度正確區別率均介於 55%至 70%間。

五、預測值輸入變數

本研究收集研究樣本危機公司與正常公司危機發生前一年度至前七年度之資料，危機發生當年稱為 T 年，危機發生前一年度稱為 T-1 年，危機發生前二年度稱為 T-2 年，依此類推，危機發生前七年度稱為 T-7 年。如圖 1 所示，以危機發生前一至七年度之資料進行實證分析，除了以危機發生前一至四年度之樣本資料為基石，針對經因素分析所選取之歷史值 T-1 期輸入變數，透過灰色預測模式針對下一年度 T 期之未來值進行預測外，以所求得之預測值輸入變數建構 Logit 預警模式，並以 T 期預測值之

樣本資料所建構之 Logit 預警模式與歷史值 T-1 期樣本資料所建構之 Logit 預警模式進行比較分析。

而為了瞭解以預測值輸入變數所建立之預警模式與歷史值輸入變數所建構的預警模式何者較佳，以及以不同時段所建立的預測值預警模式與歷史值預警模式之比較，本研究將七個年度的資料分成四個階段，除了以上述 T-1 至 T-4 期歷史值輸入變數，透過灰色預測模式預測 T 期輸入變數之預測值，比較以 T 期預測值所建構之預警模式與 T-1 期歷史值所建構之預警模式外。也進行不同時期以 T-2 至 T-5、T-3 至 T-6、T-4 至 T-7 期歷史值，透過灰色預測模式分別針對 T-1、T-2、T-3 輸入變數未來值進行預測，並以 T-1 期預測值輸入變數所建構之預警模式與 T-2 期歷史值輸入變數所建構的預警模式加以比較，以 T-2 期預測值輸入變數所建構的預警模式與 T-3 期歷史值輸入變數所建構之預警模式加以比較，以 T-3 期預測值輸入變數所建構的預警模式與 T-4 期歷史值輸入變數所建構之預警模式加以比較分析。研究樣本預測值與歷史值關係實證示意如圖 1 所示。

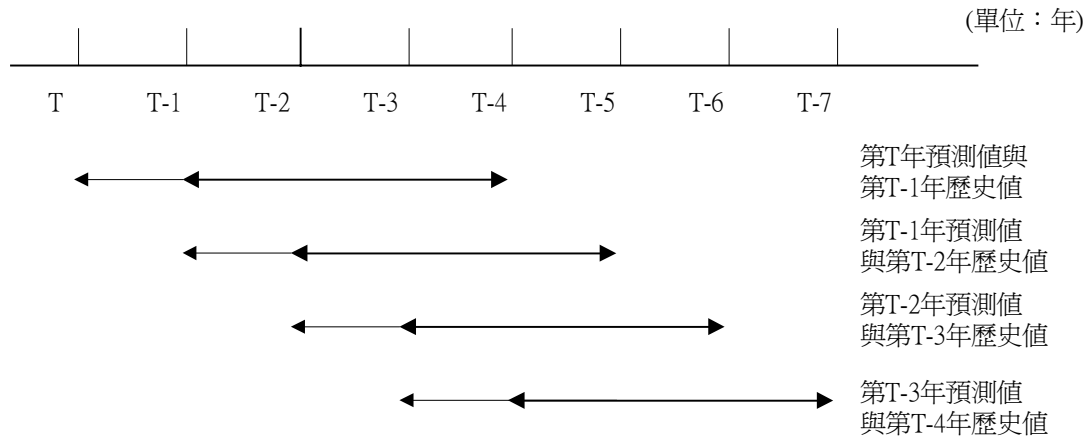


圖 1 研究樣本預測值與歷史值關係實證示意

茲將各不同階段四維灰色序列預測值輸入變數與歷史值輸入變數所建構的預警模式樣本資料實證分析結果說明如后：

(一) 灰色預測值與歷史值實證結果比較

經由表 7 和 8 可得知，本研究的樣本資料與模式殘差進行常態分配檢定，評估結果不符合常態分配，所以採用最大概似 Logit 分析模式。Ball and Tschoegl (1982) 認為若樣本資料解釋變數與模型殘差未符合常態分配的假設條件，則採行 Logit 模式正確區別率將優於區別分析模式。而由表 10 所述四個不同階段，比較以歷史值與預測值輸入變數所建構的預警模式正確預警率，可得知整體而言，預測值輸入變數所建構的灰預測 Logit 預警模式，不論是在原始樣本與測試樣本的危機第 T 年至 T-4 年或是其平均值，其正確預警率均高於以歷史值輸入變數所建構的預警模式。尤其是測

試樣本方面，以灰色預測值所建構的 Logit 預警模式，實證結果的正確預警率平均值高於以歷史值所建構的 Logit 預警模式達 5% 之多。顯示本研究灰預測 Logit 預警模式對歷史值所建構的 Logit 預警模式，具有正向的差異。其次，此結果也說明灰色預測模型所求出的數值，可能具有較佳之訊號效果。

此外，灰色預測之最基本要求為以四個時點的資料，預測下一個時點的預測值，上述表中，本研究所建構的灰色 Logit 預警模式係以四維序列灰色預測模式，是以過去四個年度的輸入變數，預測未來下一年度的預測值，再以預測值建構 Logit 預警模式。而為了瞭解四維、五維、六維與七維灰色預測模式所求得的預測值，以何者預測值所建構的預警模式為最佳。本研究另行針對危機發生前一年至前七年的資料，依據五維、六維與七維的預測方式劃分為各不同階段，進行資料實證。

表 10 結合灰色預測值或歷史值之 Logit 模式實證結果比較

		原始樣本		測試樣本	
		正確率	總錯率	正確率	總錯率
第 T 年預警	結合灰色預測值與 Logit 模式	83.33%	16.67%	85%	15%
	結合歷史值與 Logit 模式	80.55%	19.45%	75%	25%
第 T-1 年預警	結合灰色預測值與 Logit 模式	82%	18%	70%	30%
	結合歷史值與 Logit 模式	80%	20%	70%	30%
第 T-2 年預警	結合灰色預測值與 Logit 模式	78%	22%	70%	30%
	結合歷史值與 Logit 模式	78%	22%	65%	35%
第 T-3 年預警	結合灰色預測值與 Logit 模式	74%	26%	67%	33%
	結合歷史值與 Logit 模式	72%	28%	65%	35%
T 至 T-3 平均值	結合灰色預測值與 Logit 模式	79.33%	20.67%	73%	27%
	結合歷史值與 Logit 模式	77.63%	22.37%	68%	32%

以五維灰色預測模式進行資料實證，可將樣本資料年度劃分為三階段，分別為第 T 年預測值與第 T-1 年歷史值、第 T-1 年預測值與第 T-2 年歷史值與第 T-3 年預測值與第 T-4 年歷史值。以六維灰色預測模式進行資料實證，可將樣本資料年度劃分為二階段，分別為第 T 年預測值與第 T-1 年歷史值、第 T-1 年預測值與第 T-2 年歷史值。以七維灰色預測模式進行資料實證，可將樣本資料年度劃分為一階段，分別為第 T 年預測值與第 T-1

年歷史值之比較。

實證結果得知，不論以四維、五維、六維或七維灰色預測所預測下一年度的預測值，所建構 Logit 模式預警模式的正確預警率均大於或至少等於以歷史值所建構之預警模式。而由於本研究的研究樣本共選取危機發生前一年至前七年的資料，因此在以第 T 年之預警為基準，則可同時比較四維、五維、六維與七維序列灰色預測值與歷史值預警模式的正確預警率。

針對第 T 年之預警，各不同維度的灰色序列預測值與歷史值的預警正確區相比較，可知不論在原始樣本或測試樣本方面，四維序列灰色預測值所建構的正確預警率為最高。

伍、結論與建議

本研究同時考量縱斷面與橫斷面資訊，透過灰色預測理論，針對企業未來相關訊息進行預測，以預測值建立 Logit 預警模式進行資料實證，並將實證結果與僅考慮歷史值所建構的 Logit 預警模式進行比較分析，經由研究樣本實證結果可得下列結論與建議：

- 一、本研究經由平均數差異性檢定所選取的正常公司與危機公司，檢定結果顯示，在 21 項財務比率變數上，正常公司與危機公司在 $\alpha = 0.1$ 下，大都具顯著性差異。在危機發生前一、二年，僅流動資產百分比 (X14) 與固定資產百分比 (X15) 不具顯著性差異，其餘十九項變數皆具顯著性差異。危機發生前三至四年除了營業毛利率 (X5)、營業利潤率 (X6)、流動資產百分比 (X14) 與固定資產百分比 (X15) 四項不具顯著性差異，其餘十七項變數皆具顯著性差異。
- 二、本研究在全體危機公司與正常公司樣本之 21 個財務比率，經由常態性檢定結果顯示，在 $\alpha = 0.05$ 下未符合常態分配。而再檢定財

務危機前某一年度所建立之模式，其殘差是否為常態分配，經由 Jarque-Bera 常態性統計值檢定結果顯示，在 $\alpha = 0.05$ 下殘差亦未符合常態分配。故本研究採用 Logit 預警模式進行區別分析。

- 三、本研究透過灰色預測模式，針對企業預警模式輸入變數進行未來值預測，實證結果顯示，整體而言，不論在論原始樣本或測試樣本方面，以灰色預測值輸入變數所建構之 Logit 模式的正確預警率，確實較僅考慮單一橫斷面歷史值所建構的 Logit 模式預警模式為高。尤其是測試樣本方面，以灰色預測值所建構預警模式的實證結果的正確預警率平均值，高於以歷史值所建構的預警模式達 5% 之多。
- 四、本研究將控制理論與財務危機預警模式相結合，以事前控制觀點來探討企業財務危機預警的研究，為財務危機預警的研究提供了不同角度之看法與探討。
- 五、本研究僅針對於透過灰色預測模型所建構的預測值預警模型，僅針對未來下一時點 (年度) 的輸入變數進行預測，後續研究者可透過針對未來年度的時點資料，運用灰色預測模式進行預測，以所求得未來年度之預測值建構預警模式。

六、參考文獻

一、中文部份

- 1.何太山(1977)，運用區別分析建立商業放款信用評分制度，政治大學企業管理研究所未出版碩士論文。
- 2.邱志榮(1990)，公司營運危機之預測-財務比率與現金流量比率之比較，成功大學工業管理研究所未出版碩士論文。
- 3.邱碧芳(2001)，公司財務危機預警資訊之研究－考慮現金流量因素，朝陽科技大學財務金融系未出版碩士論文。
- 4.李洪慧(1997)，動態化財務預警模型之研究－以證券經紀商為例，東吳大學企業管理研究所未出版碩士論文。
- 5.徐健進(1984)，銀行放款信用評等模式之研究，國立政治大學企業管理學研究所未出版碩士論文。
- 6.郭瓊宜(1994)，類神經網路在財務危機預警模式之應用，淡江大學管理科學研究所未出版碩士論文。
- 7.陳明賢(1986)，財務危機預測之計量分析研究，台灣大學商學研究所未出版碩士論文。
- 8.鄧聚龍(1996)，灰色分析入門，台北：高立圖書有限公司。
- 9.潘玉葉(1990)，台灣股票上市公司財務危機之實證研究，淡江大學管理科學研究所未出版博士論文。
- 10.賴世權(1989)，企業正常或具失敗危機之關鍵性財務指標比較分析研究，中興大學企業管理研究所未

出版碩士論文。

- 11.賴耀群(1977)，銀行放款信用評估模式之研究，淡江大學管理科學研究所未出版碩士論文。
- 12.藍國益(1996)，企業財務危機預警模式之研究-考慮股權結構之影響，東吳大學企業管理學系未出版碩士論文。

二、英文部份

- 1.Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, Journal of Finance, 23(4), 589-609.
- 2.Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate Distress Diagnosis: Comparisons using Linear Discriminant Analysis and neural networks, Journal of Banking and Finance, 18, 505-529.
- 3.Ball, C. A., & Tschoegl, A. E. (1982). The Decision to Establish a Foreign Bank Branch or Subsidiary: An Application of Binary Classification Procedures, Journal of Financial and Quantitative Analysis, 17(3), 411-425.
- 4.Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. Journal of Accounting Research, 4(3), 71-111.
- 5.Berkson, J. (1944). Application of the Logistic Function to Bio-assay, Journal of the American Statistical

- Association, 39, 357-365.
6. Blum, M. (1974). Ailing Company Discriminant Analysis, Journal of Accounting Research, 1-25.
 7. Betts, J., & Belhoul, D (1987). The Effectiveness of Incorporating Stability Measures in Company Failure Models, Journal of Business Finance of Accounting, 14(3), 323-335.
 8. Coats, P. K., & Fant, L. F. (1993). Recognizing Financial Distress Patterns Using a Network Tool, Financial Management, 2, 142-55.
 9. Crosby, L. A., Evans, K. R., & Cowles, D. (1990). Relationship quality in services selling: an interpersonal influence perspective, Journal of Marketing, 54, 68-81.
 10. Daily, C. M., & Dalton, D. R., (1994). Corporate Governance and The Bankrupt Firm: An Empirical Assessment, Strategic Management Journal, 15(8), 643-654.
 11. Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure, Journal of Accounting Research, 10(1), 167-179.
 12. Frydman, H., Altman, E. I., & Kao, D. L. (1985). Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress, Journal of Finance, 40, 269-291.
 13. Izan, H. (1984). Corporate Distress in Australia, Journal of Banking and Finance, 8, 303-320.
 14. Joy, O. M., & Tollefson, J. O. (1975). On the Financial Application of Discriminant Analysis, Journal of Financial and Quantitative Analysis, December, 723-739.
 15. Meyer, P. A., & Pifer, H. W. (1970). Prediction of Bank Failure, Journal of Finance, 853-868.
 16. Mensah, Y. M. (1984). An examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models : A Methodologica Study, Journal of Accounting Research, (1), 380-395.
 17. Odam, M. D., & Sharda, R. (1990). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction, 2, 163-168. [IEEE INNS IJCNN]
 18. Ohlson, J. A, (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, Journal of Accounting Research, 18(1), 109-131.
 19. Platt, H. D., & Platt, M. B. (1990). Development of a Class of Stable Predictive Variables: The Case of Bankruptcy Prediction, Journal of Business finance and Accounting, 34-39.
 20. Pinches, G. E., Mingo, K. A., & Caruthers, J. K. (1973). The

- Stability of financial Patterns in Industrial Organizations, Journal of Finance, 28, 389-396.
21. Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The case of Bank Failure Predictions, Management Science, 38(7), 545-575.
22. Tsukuda, j., & Kasahara, K. (1996). Predicting Survival Years of Japanese Listed Firms Using Neural Network, 836-841. <http://www.ieee.org/portal/site>
23. Ward, T. J., & Foster, B. P. (1997). Using Cash Flow Trends to Identify Risks of Bankruptcy, CPA Journal, 67(9), 60-61.

2004年10月20日收稿

2004年11月01日初審

2005年04月06日複審

2005年05月13日接受