

整合財務比率與智慧資本於企業危機診斷模式之建構 ——類神經網路與多元適應性雲形迴歸之應用

李天行

輔仁大學管理學研究所

唐筱菁

輔仁大學金融研究所

摘要

隨著知識經濟時代的來臨，促使企業的競爭優勢不再只源於傳統的有形資產，還必需考量企業的無形資產，使得智慧資本扮演的重要性與日俱增。此外，由於整體經濟環境的快速變遷，造成企業財務危機發生的可能性隨之逐年增加，因此建立一個有效的企業危機診斷模式，是當前學術界與實務界相當重視的課題。為解決上述問題，本研究提出一整合財務比率與智慧資本之企業危機診斷模式，並利用多元適應性雲形迴歸輔助類神經網路之兩階段模式建構程序，主要目的是希望能發展一個更為快速、精確的診斷技術。此外，為驗證所提方法之有效性，本研究以民國 87 至 89 年間發生財務危機公司之相關資料，進行企業危機診斷模式的實證研究。實證結果顯示加入智慧資本指標有助於偵測企業危機的發生，提昇模式之鑑別效果；而將多元適應性雲形迴歸模式篩選之顯著變數作為類神經網路輸入變數之整合模式，無論在個別或整體正確判別率皆有優於單一模式之鑑別結果，提供企業或投資者事前洞悉公司經營危機的徵兆與投資判斷之參考依據。

關鍵字：財務危機診斷、財務比率、智慧資本、倒傳遞類神經網路、多元適應性雲形迴歸

Incorporating Financial Ratios and Intellectual Capital in Business Failure Predictions Using Artificial Neural Networks And Multivariate Adaptive Regression Splines

Tian-Shyug Lee

Graduate Institute of Management, Fu-Jen Catholic University

Hsiao-Ching Tang

Graduate Institute of Finance, Fu-Jen Catholic University

Abstract

In 1998, many public companies were facing series financial distress in Taiwan. It is important for investors to take necessary actions to protect their own interests if endangered signals can be observed. And hence financial distress predictive model has become an important topic during the past decade. Intellectual capital represents assets that frequently do not appear in the balance sheet. Intellectual capital has gained more and more attention since it is the core weapon for many companies. Today, to measure the assets of companies, it is important to note that intellectual capital's value and strength tends to vary depending on the goals of the organization. In other words, including intellectual capital and traditional financial ratios in enterprise distress diagnosis model has become a very important and necessary task. The main purpose of this paper is to explore the performance of enterprise distress diagnosis incorporating financial ratios and intellectual capital by integrating the neural networks with multivariate adaptive regression splines (MARS) approach. The obtained results are expected to greatly expand the application of neural networks and MARS in enterprise distress diagnosis. And in terms of the successful identification of the relationship within data, better business modeling and investment decisions can be found and implemented.

Keywords: corporate distress diagnosis, financial ratios, intellectual capital, neural networks, multivariate adaptive regression splines

壹、緒論

自 1997 年東南亞遭受投機客打壓、股匯市雙重重挫、金融風暴襲捲全球之際，原以為幸運地避開此襲擊的台灣，卻隨即自 1998 年下半年發生一連串本土型的企業財務危機案件，瑞圓集團跳票事件、東隆五金經營者挪用公司資產、新巨群集團、廣三集團等鉅額違約交割情事。這些事件的發生不僅直接損害公司利害關係人的權益，也使得整個社會為其付出鉅額的成本。若企業的管理者能及早發現這些風險警訊或問題，應可儘速採取相關措施以防止危機的產生或繼續惡化，因此企業危機診斷模式扮演著越來越重要的角色。

回顧企業危機診斷之相關文獻，可知傳統的研究(Beaver, 1966、Altman, 1968、Ohlson, 1980、Lau, 1987、陳肇榮, 1983 等)多偏重僅利用財務比率(financial ratios)為指標變數(如：現金流量/總資產、營運資金/總資產、流動比率、負債比率等)發展企業危機診斷模型。然而隨著知識經濟時代的來臨，企業的核心競爭力來自知識工作者，也就是企業智慧資本(intellectual capital, IC)的價值早已超過了廠房、機器設備或存貨等有形資產。傳統產業要維持其競爭力，不能將再只是依賴製造、量產的技術，更必須重視智慧資本的累積與價值，強化組織知識的成長與能量。

1998 年 9 月美國微軟公司(Microsoft)的市值第一次超越居龍頭地位的奇異公司(General Electric)，成為美國市值最高的公司；1999 年 12 月底，上市不到一年的 IC 設計公司威盛電子成功躍居台股之股王寶座，與國際晶片組大廠英特爾(Intel)並駕齊驅；此外成立不過 4 年多的聯發科技，自 2001 年 7 月掛牌以來，不受當時股市低迷影響，股價屢創新高，以 2002 年 5 月 3 日之收盤價 627 元計算，其市價與帳面價值比(ratio of market to book value)高達 12.09 倍，以金額表示，其市價高出帳面價值達 1,817 億左右。綜觀上述企業之成功可以得知，無法單純使用傳統之財務比率解釋類似現象，必須將智慧資本納入考量，才能對企業進行正確的評價，因此對企業價值的評估方式也逐漸由單純僅考慮財務比率擴大到將智慧資本指標納入的階段。換言之，若企業本身仍單純使用傳統有形資產對企業進行價值的認定，將發現傳統的企業評價體系已無法完整的衡量企業價值，是以將智慧資本指標納入企業經營的衡量體系當中，將是未來發展的重要趨勢之一。

有鑑於智慧資本將對企業的經營逐漸扮演重要的角色，因此將智慧資本指標納入企業危機診斷之分析，是一絕對必須且刻不容緩的工作。本研究針對上述論點，除考慮財務比率變數外，亦將智慧資本納入危機診斷模式中，建構一整合財務比率及智慧資本的企業危機診斷模式，以期建立一個較完整且符合知識經濟時代需要的財務危機分析工具。

而於建構危機診斷模式使用的方法中，可以分為統計方法及人工智慧工具兩大類。在統計方法中以羅吉斯迴歸(logistic regression, Cox and Snell, 1989; Hosmer and Lemeshow, 1989)及鑑別分析(discriminant analysis, Johnson and Wichern, 2002)最常被討論，前者和傳統迴歸分析法(regression analysis)性質相似，其最大的不同在於反應變數(response or dependent variable)為二元變數的差異，應用時仍必須符合傳統迴歸分

析的假設，如資料需符合常態分配及變數間獨立以及避免共線性問題 (multicollinearity) 等限制；後者則常需強調資料各變數間符合多變量常態分配、不同群體的共變異數矩陣相同 (variation homogeneity) 等。基本上，上述兩種分析方法都較適合處理變數間較符合線性資料型態的分類問題，因而限制了上述模式的實用性及預測之精確度。

而在人工智慧工具方面則以類神經網路 (artificial neural networks, ANNs) 最常被討論、應用，由於沒有傳統統計方法建構模式時需要滿足許多假設條件的要求，及其在建構非線性模式方面的優越能力 (Zhang *et al.*, 1998)，因此相對於羅吉斯迴歸與鑑別分析的應用範疇而言，類神經網路主要應用於變數間較符合非線性資料型態的分類問題上。雖然如此，類神經網路亦存在學習的時間較長、無法進行變數篩選的工作及較不易判別輸入變數之相對重要程度等不足之處 (邱志洲等人, 2002、Chung and Gray, 1999、Craven and Shavlik, 1997、Lee *et al.*, 2002)，如何利用其他工具輔助類神經網路此部份之不足，是值得深入探討的課題。

除了鑑別分析、羅吉斯迴歸及類神經網路被廣泛討論外，多元適應性雲形迴歸 (multivariate adaptive regression splines, MARS) 是另一個新興且漸受重視的資料探勘 (data mining) 工具。MARS 是由 Friedman 等人提出解決多元資料問題的新方法 (Friedman, 1991)。其基本概念是藉由評估其損適性 (loss of fit, LOF) 之判斷標準來同時獲得最佳及最適合的變數、折點 (knots) 數及交互作用來解決高維度資料的各種問題，是一種具彈性的迴歸處理程序，它可以自動建立準確的模型來推測其連續和間斷的反應變數 (Friedman, 1991)。MARS 的優點在於它可以藉由較佳的演算程序快速找出隱藏在高維度資料的複雜資料結構中的最佳變數轉換和交互作用 (Friedman, 1991)。而這個新的迴歸模式建構程序，可以從上述的過程中，有效地在資料中發掘出過去的一些處理方法難以發現的重要特性及關係。

為了彌補傳統文獻一般只利用財務比率建構危機診斷模式、解決現存既有方法 (鑑別分析、羅吉斯迴歸及類神經網路) 的不足、縮短類神經網路學習的時間並利用 MARS 能針對重要變數進行篩選之能力，本研究提出一整合財務比率與智慧資本之企業危機診斷模式，並利用 MARS 輔助類神經網路之兩階段模式建構程序，主要目的是希望能發展一個更為快速、精確的診斷技術。研究主要議題為在使用相同分析工具時，加入智慧資本是否比單純利用財務比率更能偵測企業危機的發生，及整合 MARS 與類神經網路之二階段分類模式的分類鑑別結果是否有優於單一工具之分析結果。為驗證本文提出方法的可行性，本文針對民國 87 至 89 年間發生財務危機之 35 家公司，同時採用 Beaver (1966) 及之後相關文獻皆採用之配對樣本方式，擷取了 70 家正常公司，共 105 家樣本公司進行實證研究，以驗證此二階段分類模式之優異分類能力。

本論文共分為五部分：第一部份為緒論，說明本文的研究動機、目的及論文的整體架構；第二部分的重點則在回顧企業危機、智慧資本、企業危機診斷模式的相關文獻；第三部分則簡介類神經網路及多元適應性雲形迴歸之演算原理與步驟；第四部分的實證中則描述本研究針對企業資料運用多元適應性雲形迴歸以及整合多元適應性雲形迴歸與類神經網路二階段分類模式所得之診斷分類結果及分析比較；最後第五部分則為本研究的結論與建議。

貳、文獻探討

一、企業危機

Beaver (1966) 首先對企業失敗做出明確的定義：即企業宣告破產、公司債違約、銀行透支、或未支付優先股股息時，此企業便稱為失敗。Altman (1983) 指出企業經營失敗是指投資實際的報酬率遠低於過去或當時類似的投資報酬率，而出現虧損狀態。Flagg *et al.* (1991) 則認為企業失敗過程與以下四事件的發生有關：股利支付的降低、債務契約的違背、困難債務重整及會計師簽發經營疑慮之保留意見。Lau (1987) 採用五個連續的階段描述公司財務的情況，並估計某一企業進入某一狀態之可能發生機率。此五階段分別為：財務穩定、停止或減少股利支付、貸款支付的違約及技術性違約、受破產法令的保護及破產與清算。

而國內相關文獻中，陳肇榮 (1983) 定義企業失敗為一個企業經過多個專業人員，獨立而重複之評估，一致認為其營運資金短缺，對短期債務之清償有顯著之困難，而自有資金又相對不足，以致於短期無改善之希望者。此外將企業失敗以財務觀點劃分為三個階段，即財務危機、財務失調及破產倒閉階段，其研究以第二階段為主，以便能在第三階段前尋求解決方案。大多數研究採取法律上的相關定義，以企業被變更交易、停止買賣、終止上市或被裁定重整或宣布破產時，作為企業失敗之對象，如潘玉葉 (1990)、王嘉穎 (2000)、簡德年 (2001) 等。陳靜怡 (2000) 則定義財務危機公司為連續二年累積之營業利益為負或至少一年的盈餘為負之公司。施淑萍 (2000) 對企業財務危機採較廣泛型之定義，即上市公司除全額交割、停止買賣、終止上市外，另需符合當年度的營運資金為負、或發生財務危機的前三年度保留盈餘為負、或前兩年有營業虧損或發生淨損任一條件。

二、智慧資本

Galbraith 首先提出智慧資本的概念 (Masoulas, 1998)，用以解釋市場價值與帳面價值的差距，並認為智慧資本是指運用腦力的行為。Stewart (1997) 將智慧資本定義為智慧材料 (intellectual materials)，指用來創造財富的知識、資訊、智慧財產及經驗等，是指每個人能為公司帶來競爭優勢的一切知識與能力的總合。而組織所擁有的專利權、製程、人員技術、科技、有關客戶與供應商的資訊及過去經驗的總和均是智慧資本之內涵。Edvisson and Malone (1997) 定義智慧資本是藉由對知識、實際經驗、顧客關係、創新能力與專業技能的掌握，使得企業在市場上享有競爭的優勢。Bell (1997) 認為智慧資本是組織中的知識資源，包括用以創造競爭、理解以及解決問題的模組、策略、特殊方法及心智模式 (mental model)。Bontis (1998) 認為資訊一如投入的原料，而知識則是最終的產出，因此，智慧資本是在追求有效地利用知識而非資訊。Ulrich (1998) 將智慧資本定義為能力與承諾的乘積 ($\text{intellectual capital} = \text{competence} * \text{commitment}$)，是埋藏於員工對事情的看法和做法，及組織如何創造政策與系統，以利執行於工作中。

而在智慧資本之分類與衡量方面, Brooking (1996) 將企業的智慧資本分為四大類: 市場資產、人力中心資產、智慧財產權資產及基礎設施資產。市場資產包括品牌、顧客忠誠、行銷通路、合約、同意書等, 使公司能持續地成長與發展; 人力中心資產是指組織中的經驗、創新、解決問題的能力, 以及企業家精神、領導能力、管理技巧等組織成員績效指標; 智慧財產權資產是經由法律保障的資產, 包括專門技術、商標、交易機密、版權、專利權等; 而基礎設施資產則指使得組織得以順利運作之技術、方法與流程, 可為企業導入正常營運軌道。Sveiby (1997) 提出無形資產監測系統 (intangible assets monitor, IAM) 衡量企業的智慧資本, 將一企業分成三大類分別為外部結構 (顧客)、內部結構 (組織) 及員工能力, 而每一類均以成長/革新、效率及穩定性三種指標衡量, 共發展出 31 項智慧資本衡量指標。而 Edvinsson 在規劃斯堪地亞公司智慧資本部門的運作時, 曾說到智慧資本的基本特徵是財務報表的補充, 並非附屬; 不是財務資本, 而是存在於公司市價與帳面價值間隱藏的縫隙; 為企業之負債而非資產。並將智慧資本分為兩大類: 人力資本與結構資本, 人力資本包含了員工的知識、技術、革新、經驗, 及存在公司內的文化、價值觀等, 這些是在於員工的思想裡, 並非公司所有; 結構資本則包含了公司所有軟硬體、專利權、商標權、顧客資本、組織架構等, 是員工下班後留在公司的所有東西。

Edvinsson and Malone (1997) 於智慧資本一書中, 將公司比喻為一棵樹, 財務資訊是外在可見的樹幹枝葉, 顯示了其目前的健康狀況, 而智慧資本則是樹根, 影響整棵樹未來的健康情形。並認為智慧資本呈現了一公司之價值根源, 是衡量構成公司有形建築和產品的隱藏動態因素。Stewart (1997) 指出智慧資本是每個人能為公司帶來競爭優勢的一切知識與能力的總合, 將智慧資本分成三大類: 人力資本、結構資本與顧客資本。人力資本指的是企業內員工的知識、技術、能力與經驗等; 結構資本為知識管理的機制, 具保存、分享及傳播知識的功能, 能使知識發揮槓桿效果; 顧客資本則為公司與客戶或供應商之間所產生的關係。Bontis (1998) 以人力資本、結構資本與顧客資本來闡釋智慧資本, 其中人力資本指的是組織內成員所擁有的知識與技術, 受個人的遺傳、教育、經驗及其對生活和公司的態度所影響, 是策略創新的來源; 結構資本為組織中的機制與結構, 用以支援員工尋求最佳的智慧表現, 而推及整體企業的績效, 並將個人的 know-how 轉為組織群體的資產, 包含了效率、交易時間、程序創新及使資訊得以轉為知識, 讓人力資本轉化為智慧資本; 顧客資本, 則主要涵蓋行銷通路及顧客關係的知識, 存在與客戶、供應商、政府及相關企業中, 是三種資本最難衡量的部分。

三、企業危機診斷模型

Beaver (1966) 首先利用單變量統計分析法建構企業財務危機診斷模式, 掀起 40 年來未曾間斷的研究熱潮。Beaver 利用二分類檢定法 (dichotomous classification test), 依不同年度將各樣本企業之特定財務比率值由大至小排序, 從中尋找一分界點, 使得分類錯誤百分比達到最小 (即無母數統計之 Mann-Whitney-Wilcoxon 檢定法)。不但開創了使用統計方法研究企業危機的先例, 所採用的正常企業搭配危機企業之配對研究法, 也奠定了日後研究者實驗設計的模式。由於使用單一財務比率區分失敗與非失敗公司, 不

免因不同財務比率預測方向及能力上之差異，甚至可能產生相互矛盾的結果，故往後的研究多以多變量方式取代。

Altman (1968) 首先使用線性鑑別分析 (linear discriminant analysis, LDA) 探討企業財務危機診斷問題，以五個最具解釋力的財務比率建構一個 Z-score 模型，成為後續研究者模型建構之重要基礎；Altman *et al.* (1977) 針對 Altman (1968) 的模式進行修正，另提出一個新 Zeta 模式；Deakin (1972) 改採二次式鑑別函數模型 (quadratic discriminant function, QDA) 取代線性鑑別分析，並加入財務比率之趨勢、變異數及斜率作為模式的自變數，為每一年建立一個鑑別函數，以改善鑑別效果；Flagg *et al.* (1991) 不以以往失敗公司配對正常公司的實證設計方式來預測企業失敗，而是採取了 1975 年至 1981 年間 202 家已失敗的公司為對象，其中包含了 26 家在 5 年實驗期間仍面臨倒閉的公司，及 176 家最終恢復為正常的公司，使用了四種可能導致失敗的事件及六項財務比率為變數，利用羅吉斯迴歸 (logistic regression) 建立模型，預測已失敗的公司最終是否走向破產倒閉。研究結果得到二個失敗事件及四個財務比率為顯著影響因子，而整體正確鑑別率高達 94%。由於使用多變量統計方法建立模型時，需符合該模型基本前提假設，當這些假設無法滿足時，使用的正確性及預測之精準度便有待商榷。

相較於統計模式，類神經網路因其不需要傳統統計方法的諸多前提假設，且可應用於建構非線性之模式，近年來類神經網路在社會科學上已成為非常普遍使用的工具，廣泛使用於市場區隔 (Fish *et al.*, 1995)、股價指數預測 (李天行等人, 2001; Lee and Chen, 2002; Lee and Chiu, 2002)、信用評等 (Lee *et al.*, 2002)、利率預測 (Nikolopoulos and Fellrath, 1994)、匯率預測 (Zhang and Hu, 1998)、保險問題中的道德危機等 (Vellido *et al.*, 1999)，因此近來許多學者亦將其用於建構企業危機診斷模式。Chung and Tam (1993) 使用類神經網路方法與其他學習演算法於銀行產業的破產預測上，並比較二者的成效；Coats and Fant (1993) 使用瀑布關連神經網路模式 (cascade-correlation NN approach)，以 1970 年至 1989 年間 94 家失敗公司與 188 家正常公司為樣本，利用 Altman Z-score 模型中五項財務比率模擬會審人員出具對公司繼續經營疑慮報告之標準，並比較該模型與線性鑑別分析的預測能力，研究結果發現自危機發生的前三年，失敗公司的財務比率與正常公司有明顯差距，且認定類神經網路模式優於線性鑑別分析；Altman *et al.* (1994) 以 1982 年至 1992 年間超過 1,000 家義大利公司為樣本，比較線性鑑別分析與類神經網路模式對於財務危機公司的分類與預測能力，結果顯示兩種模式之鑑別正確率均超過 90%，且建議整合兩方法以增強預測能力。此外 Karels and Prakash (1987)、Fletcher and Goss (1993)、Wilson and Sharda (1994)、Zhang *et al.* (1999) 均曾利用類神經網路建構財務危機診斷模式。

國內方面亦有許多以類神經網路模式用於企業危機診斷之文獻，如蔡秋田 (1995)、施能仁與方南芳 (1997)、陳俊呈 (1999) 等。林文修 (2000) 則採用結合遺傳演算法與類神經網路之演化式類神經網路建構財務危機診斷模式；簡德年 (2001) 亦分別採用整合分類迴歸樹 (classification and regression tree, CART) 與類神經網路及整合鑑別分析與類神經網路兩種方法建構財務危機診斷模式。

參、研究方法

一、類神經網路

類神經網路是目前發展極為迅速的一門學科，其最大的優點是除可應用於建構非線性之模式外，且能彌補多元迴歸及 ARIMA 模式建構時須設立許多假設條件的缺點 (Rumelhart *et al.*, 1986)。而類神經網路的原始想法及基本構造皆和神經生物學中的神經元 (neuron) 構造相似。一般來說，類神經網路中神經元的作用和真實的神經元相仿，是將外界的輸入值依相對重要性的不同給予權數 (weights)，加總後再經由神經元中的激發函數 (activation function) 轉換，而得到一輸出值，其構造如下圖 1：

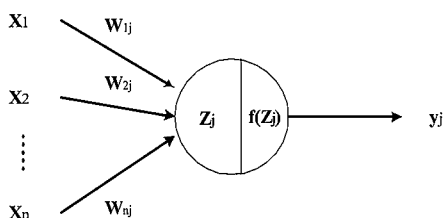


圖 1：神經元之構造

其中 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 代表輸入值； W_{ij} 代表連接鍵的權數； $Z_j = \sum W_{ij} \cdot X_i$ 代表加權和； $f(Z_j)$ 則是代表一激發函數；最後 y_j 則為神經元的輸出值。

類神經網路的網路型態有許多類，而其中又以倒傳遞類神經網路 (back propagation neural network, BPN) 為最具代表性、應用最廣的模式之一。倒傳遞類神經網路乃隸屬於監督式學習 (supervised learning) 網路模式的一種，其資料是以順向 (forward) 之方式向前傳遞。其網路結構一般而言包含三層神經元：輸入層 (input layer)、隱藏層 (hidden layer) 及輸出層 (output layer)。一般而言，輸入層神經元的數目即為欲輸入的變數數目；輸出層神經元的數目則為欲得之結果變數個數；而在隱藏層方面，通常包含一個或多個隱藏層。類神經網路對於變數的選取有較大的自由度，沒有如迴歸分析般的限制，研究者常以文獻探討、專家意見判斷或經由統計方法處理，來選取輸入層之輸入變數。而在輸入層之變數決定後，對於網路結構中的隱藏層數目、隱藏層中神經元數目、訓練的學習率 (learning rate) 大小等，都需要以主觀邏輯判斷，或以不同組合加以測試，並沒有一定理可資遵循。因此相關參數的選取，除某些建議值外，一般以試誤 (trial and error) 的方式進行，以找到能產生最佳預測結果的參數。

倒傳遞類神經網路演算的流程是由輸入層將資料傳給隱藏層，經計算與轉換後送到輸出層，計算與實際值的差距後，回傳給隱藏層去修正連接鍵的權數，使得輸出層之輸出值與真實值的均方誤差最小，此訓練過程會重複至誤差收斂至假設之條件為止。倒傳遞類神經網路模式使用的激發函數是 Sigmoid function，而訓練的過程採用最陡坡降法

(gradient steepest descent method) 來調整權數變動的幅度(ΔW_{ij})，可以下式表示：

$$\Delta W_{ij} = -\eta (\partial E / \partial W_{ij})$$

其中 η 為學習率； E 為誤差函數，定義為 $E = \frac{1}{2} \sum (T_j - A_j)^2$ ；而 T_j 表實際值； A_j 表網路輸出值。

此外學習率的大小則可能影響誤差是否收斂或收斂速度的快慢，因為太大的學習率會造成網路震盪而無法收斂；而太小的學習率則會造成收斂速度過慢且易落入局部極小值。圖 2 為一包含單一隱藏層之倒傳遞類神經網路模式，由於增加了隱藏層的概念，不但解決了當初 ADALINE 所無法解決的 EXOR (exclusive or) 的問題，更能將資料形態描述的更好；缺點則是需要花較長的時間來訓練該網路模式。其餘有關神經網路模式之種類與應用，如機率神經網路 (probabilistic neural network)、霍普菲爾神經網路 (Hopfield neural network) 等可參考 Anderson and Rosenfeld (1988)、Cheng and Titterton (1994)、Lippmann (1987)、Hecht-Nielsen (1990)、Nelson and Illingworth (1990)、Stern (1996) 與 Zhang *et al.* (1998) 等著作。

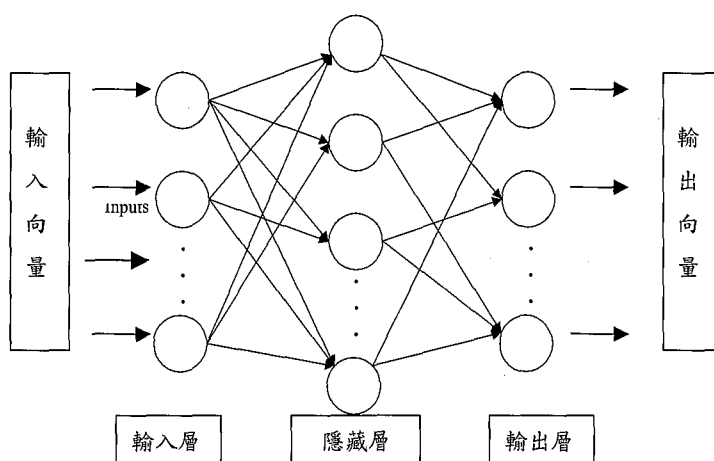


圖 2：單一隱藏層倒傳遞類神經網路模式之構造

二、多元適應性雲形迴歸

多元適應性雲形迴歸 (MARS) 是一個新興的多變量無母數迴歸程序技術，是藉由採用數個線段規則——也就是基本方程式 (basis function, BF) 的累加模型解釋非線性狀態的工具 (Friedman, 1991)。

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} [s_{km} \cdot (x_{v(k,m)} - t_{km})]_+$$

上面的方程式是通用的 MARS 模型，其中 BF 則是後段累乘的部分（如下所示），主要是根據需求而變化。

$$B_m(x) = \prod_{k=1}^{K_m} H[s_{km} \cdot (x_{v(k,m)} - t_{km})]_+$$

其中 a_0 與 a_m 皆為參數值，其功能類似線形迴歸模型的迴歸係數； M 為 BF 的個數，經由評估準則決定； K_m 為切割的折點個數； S_{km} 之值為 +1 或 -1，其作用為顯示方向； $v(k,m)$ 是對變數的標示；最後 t_{km} 則是各節點的分界點（數值）。

而在給定目標變數和一個可選擇預測變數的集合下，MARS 令所有模式建構及調度自動化，其中包括將有意義的變數與較不恰當的變數分開、決定預測變數間的交互作用、採用新的變數群聚技術處理遺失值問題及採用大量的自我測試來避免過度配適 (Steinberg *et al.*, 1999)。

我們可以將 BF 視為每一段規則中所屬的解釋方程式，而每個 BF 則是經由評估其 LOF 之判斷標準決定所包含之影響變數的個數，並同時經由前推式及後推式演算法尋找較適當的折點數以及交互作用，解決高維度資料的各種問題，是相當具有彈性的迴歸處理程序，可以快速地自動建立準確的模型推測其連續或二元的反應變數 (Friedman, 1991)。而根據 LOF 決定 BF 個數時，主要是參酌各個 BF 在加入後，是否在主要模型中具有貢獻性，評估其表現是否在可接受的範圍內，以降低模型的複雜度，加速其對資料的處理及判斷。而其權衡的概念是以 LOF 的觀念加以判斷，而所採用的方法為 GCV (generalized cross validation)，是由 spline 的研究先趨 (Craven and Wahba, 1979) 所提出的判斷準則，下列為 GCV 的處理方法：

$$LOF(\hat{f}_M) = GCV(M) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2 / \left[1 - \frac{C(M)}{N} \right]^2$$

其中 $C(M)$ 為採用 m 個 BF 所需付出的成本，而最主要的概念是來自下列方程式：

$$\Delta[\hat{f}(x), f(x)] = [\hat{f}(x) - f(x)]^2$$

綜上所述，最佳化的 MARS 模型是由兩個處理程序決定。在第一個程序中，模型是由不斷增加 BF（所有的主要效果、折點或交互作用）直到找到一個完整的模型，也就是前推式的演算法；而第二步驟則是根據其貢獻度去除貢獻較少的基本方程式，直到找到一個誤差及變數個數的最佳平準點，也就是後推式的演算法。而藉由有效給定回應方程式以及交互作用及採用兩階段程序模式選擇法，MARS 可以可靠地追蹤非常複雜且隱藏在高維度資料裡的資料結構。因此 MARS 之優點在於可以藉由較佳的演算程序，快速找出隱藏於高維度複雜資料結構中的最佳變數轉換和交互作用。而這個新的迴歸模式建構程序，可以從上述的過程中，有效地在資料中發掘出過去的处理方法難以發現的重要特性及關係。

由於 MARS 具有上述優點，因此相關應用之文獻陸續發表。De Veaux *et al.* (1993) 將 MARS 運用於地球科學之地形探勘，勘測南極洲附近地形；Friedman and Roosen

(1995) 則利用 MARS 於醫學之效用評估；Bose (1996) 將 MARS 運用分類問題上，並同時利用類神經網路、CART (classification and regression tree) 以及 CUS (classification using splines) 三種方法針對三組資料進行分析，結果顯示 CART 和 CUS 在運算速度上的優勢，同時在錯分率 (misclassification rate) 上 MARS 有不亞於類神經網路的結果；Nguyen-Cong *et al.* (1996) 則將 MARS 運用在遺傳學的基因工程上；Griffin *et al.* (1997) 則是將 MARS 應用在鑽石的分類上，他們採用最近鄰 (nearest-neighbor)、分類迴歸樹 (classification and regression tree, CART) 以及 MARS 區分兩類鉻鐵礦以及鑽石的四種等級，其中 CART 及 MARS 同樣有相當優異的表現 (在判別鉻鐵礦時皆有將近九成的判別成功率；而在區分鑽石的等級時則 CART 有將近七成的成功率，而 MARS 則有將近八成的成功率)；De Gooijer *et al.* (1998) 使用 TSMARS (time series MARS) 針對匯率進行預測，並指出有優於隨機漫步模式 (random walk) 之預測結果。國內文獻方面陳慧滢 (1994) 則針對國產車及進口車的需求做預測，有不錯的預測結果，也可同時考慮更多的重要變數，在解釋上也較具意義；許峻源 (2001) 則利用 MARS 針對臺灣某大銀行提供之信用卡客戶資料進行分析，並得到 MARS 有優於鑑別分析、羅吉斯迴歸及倒傳遞類神經網路之分析結果；黃明輝 (2002) 亦利用 MARS 針對台灣地區債券型基金之績效進行評估，並得到優於倒傳遞類神經網路之分析結果。其餘相關之文獻可參考網址 <http://www.salford-systems.com/MARSCITE.PDF>，由 Salford Systems 提供可由網上下載之 PDF 論文檔案。

肆、實證研究

為驗證本研究提整合財務比率與智慧資本之兩階段企業危機診斷模式之適用性，以民國 87 至 89 年間發生財務危機之 35 家公司 (本研究財務危機公司之定義依據台灣證券交易所訂定之營業細則第四十九條、第五十條及第五十條之一的規定，認定上市公司若變更交易為全額交割、停止買賣以及終止上市之情況，則列為企業失敗之公司)，同時利用 Beaver 及之後研究普遍使用之配對樣本方式，採用了同期間相同產業且規模相近的正常公司作為配對樣本，並在考慮先驗機率及樣本公司家數的限制下，使用 1:2 的配對方式，擷取了 70 家正常公司作為配對樣本，共 105 家樣本公司為研究對象。研究樣本的產業類別包括食品業、塑膠業、紡織業、機電業、電器電纜業、玻璃陶瓷業、鋼鐵金屬業、橡膠業、汽車業、資訊電子業、營建業、觀光業以及其他 2 家，將危機企業與正常企業資料彙總如附表 1、2 所示。

此外過去研究受限於時間序列型態的財務資料存在自我相關 (autocorrelation) 問題，因此多以橫斷面的時間切割方式 (即以危機發生前某一時點，如危機發生前一年或前二年) 建構實證模式 (Beaver, 1966、Altman, 1968、Deakin, 1972、施淑萍, 2000 等)，使模式無法考量危機發生前一段連續時間變化的可能。本研究考量不同之自變數 (輸入層變數) 對財務危機之影響不盡相同 (即領先危機發生之 lags 可能不同)，因此採取危機發生前 2 年之財務比率與智慧資本指標作為自變數。財務比率採季資料劃分，因此每

一變數包含危機發生前 8 季之資料；而智慧資本變數因受限於公司資料公佈的期間問題，故採用年資料為主，即每一個變數包含危機發生前 2 年年底的資料。

在財務比率及智慧資本自變數之選擇方面，主要參考陳肇榮(1983)、林文修(2000)、簡德年(2001)、Beaver(1966)、Altman(1968)、Ohlson(1980)、Lau(1987)、Altman *et al.*(1994)、Wilson and Sharda(1994)、Edvinsson and Malone(1997)、Sveiby(1997)、Stewart(1997)、Zhang *et al.*(1999)等文獻進行。然而因財務比率需蒐集危機發生前 8 季之連續資料，且某些相關之智慧資本變數無法於公開說明書中取得，必需以個案訪談方式取得，增加變數蒐集部份之困難度。在考量資料之可取得性及缺漏值等情況後，共得 10 項財務比率及 8 項智慧資本指標，以預測公司是否發生財務危機，變數資料如表 1 所示，變數之定義則整理於附表 3。

由於實證之資料存在高度自我相關問題（每一變數包含自危機發生的前 8 季或前 2 年之資料），且頻率亦不相同，因而相關之統計分析方法（鑑別分析、羅吉斯迴歸）皆不適用，因此將使用不須滿足相關假設條件、能描述變數間非線性關係、文獻中顯示具有優越分類能力之類神經網路建構企業危機診斷模式。而在類神經網路之相關演算法（algorithm）中，因 Vellido *et al.*(1999)指出，於 1992 到 1998 年間，在商業相關領域中使用類神經網路作為研究方法者，約有 78% 的高比例使用倒傳遞類神經網路（backpropagation neural network, BPN），且由於倒傳遞類神經網路具有學習準確度高，回想速度快、高容錯能力等優點，故本研究中將以倒傳遞類神經網路作為分析之工具。

表 1：研究變數彙整

研究變數	指標類別	衡量指標
財務比率	營運獲利分析	營業利益率
		營業毛利率
		業外收支率
	財務結構分析	負債比率
		利息保障倍數
		速動比率
		營運資金比率
		長期資金適合率
	經營效能分析	存貨周轉率
		應收帳款周轉率
智慧資本指標	人力資本	員工學歷
		員工平均年資
		員工平均年齡
	顧客資本	關係人交易
	結構資本	會計師更換次數
		財測更新次數
		用人費用率
		每人配備率

雖然類神經網路於處理分類問題時常有不錯的表現，但也因於建構模式時，存在學習的時間較長(本研究若將 10 項財務比率及 8 項智慧資本指標共 2 年之資料皆作為類神經網路之輸入層變數，則輸入層之神經元將高達 96 個)、無法進行變數篩選的工作及較不易判別輸入變數之相對重要程度等不足。為了彌補類神經網路此部份之不足，並利用 MARS 能針對重要變數進行篩選之能力，本研究提出一整合 MARS 及類神經網路之二階段模式建構程序(整合模式)，主要的研究目的是先利用 MARS 建構危機診斷模式，之後將篩選所得之重要變數作為類神經網路之輸入層變數，希望 MARS 探勘出之重要變數，能提供類神經網路一個良好之起始原點(better initial solution)、降低類神經網路模式訓練所需時間、進而得到較佳之分類結果。

為了評估建構模式之預測能力，將 105 家樣本公司按企業失敗與否之比例隨機選取 23 家危機公司與 46 家正常公司為訓練樣本；其餘之 12 家危機公司與 24 家正常公司則保留為測試樣本。實證之工作分二階段進行：首先在只考量財務比率及同時考慮財務比率及智慧資本的情況下分別建構 MARS 診斷模式，篩選出影響分類結果之重要變數；其次則利用第一階段 MARS 篩選出之重要變數作為倒傳遞類神經網路之輸入層變數建構整合模式並比較其分類之結果。而在應用環境方面，倒傳遞類神經網路以 Vesta Services 之 Qnet (1998)、MARS 之模式建構則以 Salford Systems 所出版之 MARS 2.0 (2001) 進行分析，最後實證的工作則於 CPU 為 Pentium II 733 MHz 之 IBM PC 上進行。

一、MARS 危機診斷模式

(一) 模式顯著變數分析

在建構 MARS 危機診斷模式方面，自變數部份分為只考量財務比率及同時考慮財務比率及智慧資本兩種組合。其中模式一只包含 10 個財務比率變數，每一變數又包含 8 季資料，共計 80 個自變數；模式二則除包含模型一之財務比率變數外，另加入 8 項智慧資本指標變數，而每一智慧資本指標含 2 年年底資料，故共計有 96 個變數。利用兩組不同自變數分別建構 MARS 診斷模式，篩選所得之顯著變數如表 2 所示。由表 2 之結果可知，模式一篩選所得重要影響變數包含：危機事件發生前 1 季之負債比率、前 6 季、前 8 季與前 4 季之速動比率以及前 8 季之長期資金適合率等 3 項指標共 5 個變數；模式二則篩選出：危機事件發生前 1 季之負債比率、前 8 季與前 6 季之速動比率、前 3 季之長期資金適合率以及前 1 季之營業毛利率 5 個財務比率變數及前 2 年公司財務報表簽證會計師更換次數以及前 2 年公司財務預測更新次數 2 個智慧資本指標變數。其中營業毛利率為考慮智慧資本後新篩選出的變數，應是在加入智慧資本變數後和財務比率間交互作用產生，提供判別企業危機發生另一項重要之參考指標。觀察模式顯著變數時可發現，影響的變數除危機發生近期資料明顯透露經營情況已惡化外，許多指標則是在事件發生前 1 年甚至前 2 年即可看出徵兆，顯示可以提前偵測企業危機的發生，亦即可以事前加以預防。

表 2：MARS 模式篩選之顯著影響變數

MARS 模式變數篩選結果			
模式一：財務比率		模式二：財務比率＋智慧資本指標	
重要變數名稱	重要程度(%)	重要變數名稱	重要程度(%)
前 1 季負債比率	100.00 %	前 1 季負債比率	100.00 %
前 6 季速動比率	66.08 %	前 8 季速動比率	63.65 %
前 8 季速動比率	27.06 %	前 6 季速動比率	47.41 %
前 4 季速動比率	23.42 %	前 2 年會計師更換次數	45.36 %
前 8 季長期資金適合率	8.10 %	前 2 年財務預測更新次數	36.47 %
		前 3 季長期資金適合率	29.47 %
		前 1 季營業毛利率	11.41 %

上述篩選所得之變數，對經營管理者而言，包含相當重要之訊息，現分別解釋為何該變數對危機預警產生重要之影響：

1. 負債比率：為觀測公司財務結構是否健全之重要指標，衡量公司的資產組合來自債權人與股東間的比例是否穩當。負債比率偏高，伴隨著本息償付的沉重壓力，一旦遭逢營收獲利衰退或整體經濟情況不佳時，容易引起債權人的收縮信用，而出現週轉不靈或違約的風險，易導致財務危機的發生。
2. 速動比率：為分析公司償付短期債務及緊急變現能力的指標，此比率過低，可能使公司出現流動性風險，而導致危機的發生；但此比率過高，並不一定代表經營情況良好，也可能表示公司速動資產管理的低效率或財務人員窗飾財務報表的假象。因此，評估一企業流動性的好壞，除注意此比率外，必須更深入地分析報表中速動資產與流動負債組成項目之增減變化情況，如應收帳款的多寡與來源、短期投資是否過當等問題。此外，公司於銀行授信額度的管理，不論是短期周轉或長期動支額度亦相當重要，若公司不易申請授信額度或動用額度已瀕臨上限，速動比率則不宜過低。
3. 長期資金適合率：為衡量企業資金運用穩定性的指標。基於經營穩定性的考量，固定資產等長期資金需求，應以長期負債或權益資金支應。若此比率高於 100%，表示公司採用較積極的營運資金融通政策，可能動用短期融資方式籌措固定資產資金，此種以短支長的資金運用方式，一旦遇上整體景氣衰退或公司業績不佳，而銀行緊縮銀根的情況下，極易陷入周轉困難，導致財務危機的發生。
4. 營業毛利率：為評估企業獲利能力與經營績效的指標，用以衡量公司產品的附加價值。一般而言，產品的毛利高則其因應售價降低或生產成本上升等不利因素的能力較強，屬於品質較佳或技術層次較高的產品，對公司獲利有較大的貢獻，相對經營風險也較低。
5. 簽證會計師更換次數：此智慧資本指標衡量組織經營穩定度的指標。分析企業經營好壞除財務報表上之數字或比率外，會計品質的分析亦相當重要，即揭露於財

務報表附註之資訊，亦可作為診斷企業的關鍵指標。在 *Business Analysis and Valuation* (Papelu *et al.*, 2000) 一書中提到，會計師簽發保留意見或更換會計師可視為企業經營上的警訊，意謂著公司可能採取較積極的態度，亦或傾向尋找配合度較高的會計師。一般而言，公司更換簽證會計師可能牽涉雙方之間的合約簽定、會計師繼續簽證的意願或公司經營者的態度等諸多原因，但此項指標亦不失為大眾評定公司經營穩定度之一重要考量因素。

6. 財務預測更新次數：此智慧資本指標為衡量公司經營穩定性，評估公司管理者經營誠信指標。公司管理者擁有對公司經營狀況及未來發展等內部資訊的優越性，為公司財務資訊的主要生產者，因此其所公佈之財務預測提供投資人瞭解公司未來營運狀況的參考依據。而當市場使用盈餘預測資訊來進行投資決策之參考時，管理者便有動機以此項預測資訊進行市場的操控，因此公司之財務預測次數更新過於頻繁時，便應注意公司經營情況是否穩定。

(二) MARS 二模式鑑別結果之比較

將兩模式建構所得 MARS 模式測試樣本之判別結果整理如表 3、4，並以表 5 呈現兩模式迴歸統計值之檢定結果。由表 3、4 可知模式一之整體正確判別率為 72.22%，而模式二之整體正確判別率提升至 75.00%。以迴歸統計值檢測兩模式之鑑別結果，模式二的 Adjusted R-Square 值為 0.822，高於模式一的 0.771；另以 MARS 模式之 GCV 值判斷模型誤差，模式二的 GCV 值為 0.067，低於模式一之 0.104，顯示模式中加入智慧資本指標對於預測企業財務危機的發生有額外的貢獻，能提升預測之準確率。亦即，除考量傳統財務比率外，智慧資本對企業經營的攸關性已不容忽視，將能增加企業危機診斷之能力。

而在評估模型診斷結果之優劣時，除考慮整體正確鑑別率外，尚須注意個別判別結果之差異，亦即模式型一錯誤率（實際為正常公司而誤判為危機公司）及型二錯誤率（實際為危機公司而誤判為正常公司）之差別，因這兩者所衍生的誤置成本（misclassification cost）不同。對投資者或政府而言，錯誤的投資或未能及時偵測出危機公司的發生而採取補救措施，所引發的損失將遠大於錯失投資機會可能產生的利得，亦即型二錯誤所衍生的成本遠高於型一錯誤，因此需進一步比較模式之型一及型二錯誤，以瞭解模式真正之鑑別能力，而根據表 3 及表 4 之結果，可將兩模式之型一、型二錯誤整理於表 6。由表 6 可知，同時考量財務比率及智慧資本指標之模式，可以有效降低型一錯誤，提升整體正確判別率，但無法降低型二錯誤，因此本研究提出利用整合模式，進而求得更佳之判別結果。

表 3：模式一之鑑別結果

MARS 模式鑑別結果（財務比率）					
實際企業類別	測試樣本公司數目	鑑別結果（家數/百分比）		正確率	整體正確率
		危機企業	正常企業		
危機企業	12	8 (66.67%)	4 (33.33%)	66.67%	72.22%
正常企業	24	6 (25.00%)	18 (75.00%)	75.00%	

表 4：模式二之鑑別結果

MARS 模式鑑別結果（財務比率+智慧資本指標）					
實際企業類別	測試樣本公司數目	鑑別結果（家數/百分比）		正確率	整體正確率
		危機企業	正常企業		
危機企業	12	8 (66.67%)	4 (33.33%)	66.67%	75.00%
正常企業	24	5 (20.83%)	19 (79.17%)	79.17%	

表 5：模式一、二迴歸統計值檢定結果

MARS 模式鑑別結果檢定		
項目 \ 模型	模式一 (財務比率)	模式二 (財務比率+智慧資本指標)
R-Square Measures		
Naive	0.805	0.843
Naïve adjusted	0.771	0.822
GCV R-square	0.547	0.707
Mean-Square Measures		
Naïve MSE	0.052	0.040
MARS GCV	0.104	0.067

表 6：模式一與模式二之型一及型二錯誤率比較

MARS 模式鑑別結果		
模式類別	鑑別結果	
	型一錯誤率	型二錯誤率
模式一	25.00%	33.33%
模式二	20.83%	33.33%

二、整合 MARS 與倒傳遞類神經網路之危機診斷模式

而在整合 MARS 與倒傳遞類神經網路模式的建構方面，因 Cybenko (1989)、Hornik *et al.* (1989) 及 Zhang *et al.* (1998) 指出包含單一隱藏層之網路結構已可提供足夠的精確度，因此本論文建構之倒傳遞類神經網路將只包含單一隱藏層。本小節將參考前一節 MARS 危機診斷模式一及模式二之分析結果，分別將模式一及模式二篩選所得之重要變數，作為倒傳遞類神經網路之輸入層變數建構整合模式三及模式四。

在模式三之網路結構部份，因輸入層包含危機事件發生前 1 季之負債比率等 5 個神經元（詳見前一小節之分析），因此隱藏層神經元的數目則選擇 8、9、10、11、12 等 5 種組合進行測試；最後網路的輸出層部份則只包含 1 個神經元：企業為危機或正常公司；而在網路參數的相關設定部份，由於學習率超過 0.08 時，網路皆無法收斂，因此學習率將測試 0.04、0.05、0.06、0.07 與 0.08 等 5 種組合（作者曾測試其餘不同學習率之組合，唯結果差異不大，限於篇幅，不列出其結果）；而在停止訓練的準則方面，以訓練資料之均方根誤差值（root mean squared error, RMSE）值小於或等於 0.0001、或最多訓練 3,000 次為止；並以擁有最小測試資料 RMSE 值（minimum testing RMSE）之網路結構為最終的網路結構；而在模式四之模網路結構部份，因輸入層包含危機事件發生前 1 季之負債比率等 7 個神經元，因此隱藏層神經元的數目則選擇 12、13、14、15、16 等 5 種組合進行測試；最後網路的輸出層部份亦只包含 1 個神經元：企業為危機或正常公司；而在網路參數的相關設定部份，由於學習率超過 0.050 時，網路皆無法收斂，因此學習率將測試 0.030、0.035、0.040、0.045 與 0.050 等 5 種組合；而在停止訓練的準則方面與模式三相同。

表 7 及表 8 分別為模式三及模式四不同神經元及學習率組合下之預測結果，由表 7 及表 8 可知當模式三之網路結構為 {5-9-1} 且學習率為 0.06 及模式四之網路結構 {7-15-1} 且學習率為 0.04 時有最小的測試資料 RMSE 值，故被認定為最終模式（此處 a-b-c 之 a, b, c 分別代表輸入層、隱藏層及輸出層所包含之神經元數）。圖 3 及圖 4 分別為模式三 {5-9-1} 最終模式及模式四 {7-15-1} 最終模式訓練樣本之 RMSE 趨勢圖，由 3 及圖 4 可知建構之倒傳遞類神經網路模式 RMSE 值之收斂情況（convergence characteristic）良好。表 9 及表 10 為模式三及模式四最終模式之判別結果，由表 9、10 可知，模式三測試樣本之整體正確判別率為 77.78%，而模式四之正確判別率提升至 83.33%，可知加入智慧資本指標對於預測企業財務危機的發生的確有明顯助益。

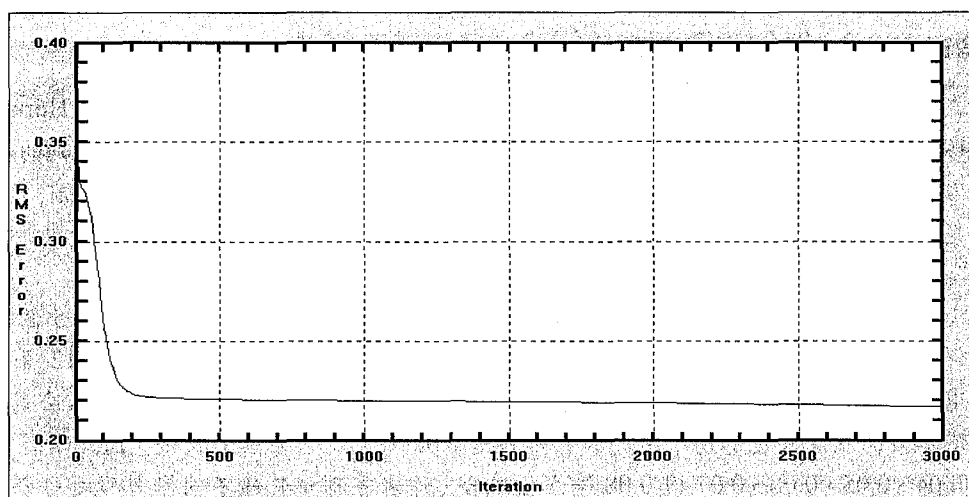


圖 3：模式三{5-9-1}最終模式訓練樣本 RMSE 趨勢圖

表 7：模式三不同參數組合之預測結果

隱藏層神經元數	學習率	Training RMSE	Testing RMSE
8	0.04	0.220239	0.260459
	0.05	0.220232	0.260746
	0.06	0.220157	0.260612
	0.07	0.216265	0.260233
	0.08	0.216819	0.260966
9	0.04	0.220495	0.260838
	0.05	0.220233	0.260427
	0.06	0.217141	0.259941
	0.07	0.219634	0.261248
	0.08	0.219442	0.261803
10	0.04	0.220736	0.261282
	0.05	0.220039	0.260780
	0.06	0.219988	0.260444
	0.07	0.220709	0.262513
	0.08	0.219912	0.260786
11	0.04	0.220729	0.260790
	0.05	0.220871	0.262016
	0.06	0.220555	0.261237
	0.07	0.220692	0.262229
	0.08	0.220001	0.261097
12	0.04	0.220990	0.261416
	0.05	0.220991	0.262204
	0.06	0.220356	0.260931
	0.07	0.217597	0.259991
	0.08	0.220687	0.261782

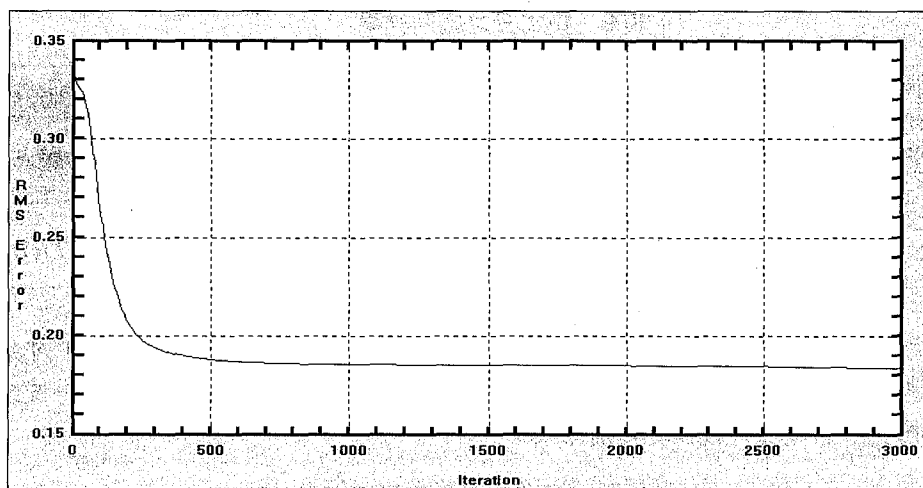


圖 4：模式四{7-15-1}最終模式訓練樣本 RMSE 趨勢圖

表 8：模式四不同參數組合之預測結果

隱藏層神經元數	學習率	Training RMSE	Testing RMSE
12	0.030	0.185309	0.287145
	0.035	0.184461	0.286892
	0.040	0.184340	0.287031
	0.045	0.166875	0.311026
	0.050	0.167974	0.309432
13	0.030	0.185009	0.286998
	0.035	0.183645	0.288569
	0.040	0.183943	0.287927
	0.045	0.182432	0.289575
	0.050	0.181011	0.289589
14	0.030	0.184394	0.287396
	0.035	0.185291	0.287174
	0.040	0.184812	0.286397
	0.045	0.184160	0.288300
	0.050	0.174163	0.299491
15	0.030	0.185112	0.286959
	0.035	0.184807	0.287634
	0.040	0.183540	0.286046
	0.045	0.174318	0.299047
	0.050	0.172790	0.305067
16	0.030	0.185332	0.287238
	0.035	0.184505	0.287697
	0.040	0.184753	0.287272
	0.045	0.184105	0.287448
	0.050	0.180199	0.294434

表 9：模式三之鑑別結果

整合模式鑑別結果（財務比率）					
實際企業類別	測試樣本公司數目	鑑別結果（家數/百分比）		正確率	整體正確率
		危機企業	正常企業		
危機企業	12	9 (75.00%)	3 (25.00%)	75.00%	77.78%
正常企業	24	5 (20.83%)	19 (79.17%)	79.17%	

而為了比較此二模式之型一、型二錯誤率，可將結果整理如表 11，由表 11 可知，在整合模式部份，加入智慧資本指標不但有較高的正確判別率，亦有較低的型一及型二錯誤率，因此確實能提供較佳之鑑別結果。

表 10：模式四之鑑別結果

整合模式鑑別結果（財務比率+智慧資本指標）					
實際企業類別	測試樣本公司數目	鑑別結果（家數/百分比）		正確率	整體正確率
		危機企業	正常企業		
危機企業	12	10 (83.33%)	2 (16.67%)	83.33%	83.33%
正常企業	24	4 (16.67%)	20 (83.33%)	83.33%	

表 11：模式三與模式四之型一及型二錯誤率比較

整合模式鑑別結果		
模式類別	鑑別結果	
	型一錯誤率	型二錯誤率
模式三	20.83%	25.00%
模式四	16.67%	16.67%

三、MARS 模式與整合模式之結果比較

將模式一、二、三及四之分析結果整理於表 12，由表 12 之結果可知納入智慧資本變數，明顯有優於只考慮財務比率之分析結果，對企業財務危機診斷有明顯助益。因而在知識經濟、人力資本興起的時代，公司經營的良窳不應只考量傳統財務比率方面的資訊，將智慧資本納入考量是刻不容緩的工作。此外，由模式一與模式三及模式二與模式四之配對比較可以得知，不論在個別正確率或整體正確鑑別率方面，兩階段的模式設計（整合模式）均有優於單純使用 MARS 診斷模式之分析結果。此外將此四模式之型一及型二錯誤率整理於表 13，由表 13 可知模式三與模式四不論在型一錯誤或型二錯誤均較模式一與模式二為低，亦即兩階段的模式設計（MARS + BPN），確實有優於單純使用 MARS 之分析結果。而在考慮模式運算所需時間方面（以所有變數為自變數或輸入層變

數為例)，可將結果彙整如表 14，由表 14 之結果可知，以 96 個變數作為自變數時，MARS 模式之運算時間約為 4 秒；若將相同變數作為 BPN 之輸入層變數，則執行一組參數的運算時間約為 500 秒，且有不具收斂之缺點；而採用兩階段模式建構程序，則運算時間約為 45 秒，不但大幅減低運算時間，在資料的收斂方面也較易於達成。綜上所述可知整合模式不論在整體正確鑑別率、型一與型二錯誤率及運算時間方面均有優於單純使用 BPN 及 MARS 模式之結果，提供實務工作者另一方便之選擇。

表 12：四模式研究結果彙整

分析模式	鑑別結果		
	{0-0}	{1-1}	整體正確率
模式一	66.67%	75.00%	72.22%
模式二	66.67%	79.17%	75.00%
模式三	75.00%	79.17%	77.78%
模式四	83.33%	83.33%	83.33%

註：{0-0}表示實際為危機公司而正確被分類為危機公司；

{1-1}表示實際為正常公司而正確被分類為正常公司

表 13：四模式型一及型二錯誤率比較表

四模式鑑別結果比較		
模式類別	鑑別結果	
	型一錯誤率	型二錯誤率
模式一	25.00%	33.33%
模式二	20.83%	33.33%
模式三	20.83%	25.00%
模式四	16.67%	16.67%

表 14：三模式所須運算時間比較表

分析模式	模式運算所須時間（單位：秒）
MARS 模式	4
BPN 模式	500
整合模式	45

伍、結論與建議

企業財務危機的發生不僅直接損害公司利害關係人的權益，整個社會也將遭受損失，因此建立一個企業危機診斷模式，及早偵測相關風險警訊以儘速採取措施，實有必要。隨著知識經濟時代來臨，企業核心競爭力已轉為以人為主的智慧資本，因而在評估企業經營良窳時，便不可忽視此種轉變。有鑑於傳統建構財務危機診斷模式多只考慮財務比率、且現存常用分析方法如鑑別分析、羅吉斯迴歸要求變數間需符合線性關係之不足、縮短類神經網路學習的時間及利用 MARS 能針對重要變數進行篩選之能力，本研究提出一整合財務比率與智慧資本之企業危機診斷模式，並利用 MARS 輔助類神經網路之兩階段模式建構程序，希望能發展一個更為快速、精確的診斷技術。

實證結果顯示加入智慧資本指標有助於偵測企業危機的發生，提昇模式之鑑別效果；而將多元適應性雲形迴歸模式篩選所得之顯著變數作為類神經網路輸入變數之整合模式，無論在個別或整體正確判別率、型一與型二錯誤率及運算時間方面均有優於單一模式之鑑別結果，提供企業或投資者事前洞悉公司經營危機的徵兆與投資判斷之參考依據。

於後續研究建議方面，因本研究認定上市公司若變更交易為全額交割、停止買賣以及終止上市之情況，則列為企業失敗之公司，可以深入探討該類公司能否恢復為正常公司或最終產生破產或倒閉的情況，進而提供更有用之投資決策資訊。此外整合類神經網路與模糊鑑別分析（fuzzy discriminant analysis）、分類迴歸樹等其他資料探勘工具進而增加模式之危機診斷能力，亦可於後續研究中加以深入探討。

誌 謝

作者感謝評審委員於研究變數部份之寶貴建議，使本論文之架構更加嚴謹。本研究部份承行政院國科會（計劃編號：NSC 90-2218-E-030-002）經費贊助，亦秩謝忱。

參考文獻

1. 王嘉穎、民 89，我國上市公司財務危機與監理因素之關聯性研究-實質所有權之探討，國立台灣大學會計研究所未出版碩士論文。
2. 李天行、陳能靜、蔡榮裕，2001『現貨盤後期貨交易資訊內涵之研究—以新加坡交易所日經 225 指數期貨為例』，管理學報，第十八卷・第四期：567～588 頁。
3. 邱志洲、李天行、周宇超、呂奇傑，2002『整合鑑別分析與類神經網路在資料探勘上之應用』，工業工程學刊，第十九卷・第二期：9～22 頁。
4. 林文修、民 89，演化式類神經網路為基底的企業危機診斷模型：智慧資本之應用，

- 國立中央大學資訊管理研究所未出版博士論文。
5. 施淑萍、民 89，財務危機預警模式與財務危機企業財務特性之研究，東吳大學會計研究所未出版碩士論文。
 6. 施能仁與方南芳，1997 『以類神經網路建立台灣儲蓄互助社財務危機預警模式』，台灣經濟，第 247 卷：34~80 頁。
 7. 陳肇榮、民 72，運用財務比率預測企業財務危機之實證研究，國立政治大學企業管理研究所未出版博士論文。
 8. 陳靜怡、民 89，財務危機公司資本結構決定因素，資本結構與自發性重整行為聯立結構關係模式之研究，義守大學管理科學研究所未出版碩士論文。
 9. 黃明輝、民 91，資料探勘在財務領域的運用-以債券型基金之績效評估為例，輔仁大學金融研究所未出版碩士論文。
 10. 許峻源、民 90，類神經網路與多元適應性雲形迴歸於資料探勘分類模式之應用，輔仁大學應用統計研究所未出版碩士論文。
 11. 慧滢、民 83，台灣地區汽車市場需求預測之實證—無母數雲狀迴歸加法性模型之應用，國立中央大學產業經濟研究所未出版碩士論文。
 12. 陳俊呈、民 88，倒傳遞網路在財務危機預警模式的預測能力之探討，國立海洋大學航運管理研究所未出版碩士論文。
 13. 蔡秋田、民 84，運用類神經網路預測上市公司營運困難之研究，國立成功大學會計研究所未出版碩士論文。
 14. 潘玉葉、民 79，台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未出版博士論文。
 15. 簡德年、民 90，智慧資本構面下企業危機診斷模式之建構—類神經網路、分類迴歸樹與鑑別分析方法之應用，國立台北科技大學商業自動化與管理研究所未出版碩士論文。
 16. Altman, E. I., "Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy," *Journal of Finance* (23:4) 1968, pp: 589-609.
 17. Altman, E. I., *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy*, John Wiley and Sons, New York, 1983.
 18. Altman, E. I., Haldeman, R. G. and Narayanan, P., "Zeta Analysis, A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations," *Journal of Banking and Finance* (1) 1977, pp: 29-54.
 19. Altman, E. I., Marco, G. and Varetto, F., "Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (the Italian Experience)," *Journal of Banking and Finance* (18) 1994, pp: 505-529.
 20. Anderson, J. A. and Rosenfeld, E., *Neurocomputing: Foundations of Research*, MIT Press, Cambridge, MA, 1988.
 21. Beaver, W. H., "Financial Ratios and Predictors of Failure," *Empirical Research in Accounting; Selected Studies, Supplement to Journal of Accounting Research*, (4) 1966, pp:

- 71-111.
22. Bell, C. R., "Intellectual Capital," *Executive Excellence* (14:1) 1997, pp: 15.
23. Bontis, N., "Intellectual Capital: An Exploratory Study that Develops Measures and Models," *Management Decision* (36:2) 1998, pp: 63-76.
24. Bose, S., "Classification Using Splines", *Computational Statistics and Data Analysis* (22) 1996, pp. 505-525.
25. Brooking, A., *Intellectual Capital*, International Thomson, London, 1996.
26. Cheng, B. and Titterington, D. M., "Neural Network: A Review from a Statistical Perspective (with Discussion)", *Statistical Science* (9) 1994, pp: 2-54.
27. Chung, H. M. and Gray, P., Guest Editors, "Special Section: Data Mining", *Journal of Management Information Systems* (16) 1999, pp: 11-16.
28. Chung, H. M. and Tam, K. Y., "A Comparative Analysis of Inductive Learning Algorithm," *Intelligent Systems in Accounting, Finance, and Management*. (2) 1993, pp: 3-18.
29. Coats, P. K. and Fant, L. F., "Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool," *Financial Management*. (22) 1993, pp: 142-155.
30. Cox, D. R. and Snell, E. J., *Analysis of Binary Data*, Chapman and Hall, London, 1989.
31. Craven, M. W. and Shavlik, J. W., "Using Neural Networks for Data Mining", *Future Generation Computer Systems*. (13) 1997, pp: 221-229.
32. Craven, P. and Wahba, G., "Smoothing Noisy Data with Spline Functions. Estimating the Correct Degree of Smoothing by the Method of Generalized Cross-Validation", *Numberische Mathematik* (31) 1979, pp: 317-403.
33. Cybenko, G., "Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function", *Mathematical Control Signal Systems* (2) 1989, pp: 303-314.
34. Deakin, E., "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure, " *Journal of Accounting Research* (10) Spring 1972, pp: 167-179.
35. De Gooijer, J. G., Ray, B. K., and Krager, H., "Forecasting Exchange Rates Using Time Series MARS", *Journal of International Money and Finance* (17:3) June 1998, pp: 513-534.
36. De Veaux R. D., Gordon, A. L., Comiso, J. C., and Bacherer, N. E., "Modeling of Topographic Effects on Antarctic Sea Ice Using Multivariate Adaptive Regression Splines", *Journal of Geophysical Research* (98:C11) 1993, pp: 20307-20319.
37. Edvinsson, L. and Malone, M. S., *Intellectual Capital*, Harper Collins, New York, 1997.
38. Fish, K. E., Barnes, J. H. and Aiken, M. W. "Artificial Neural Networks: A New Methodology for Industrial Market Segmentation", *Industrial Marketing Management* (24) 1995, pp: 431-438.
39. Flagg, J. C., Giroux, G. A., and Wiggins, C. E., "Predicting Corporate Bankruptcy Using Failing Firms," *Review of Financial Economics* (1) fall 1991, pp: 67-78.
40. Fletcher, D. and Goss, E., "Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data," *Information and Management* (24:3) 1993, pp: 159-167.

41. Friedman, J. H., "Multivariate Adaptive Regression Splines (with discussion)", *Annals of Statistics*. (19) 1991, pp: 1-141.
42. Friedman J. H. and Roosen, C. B., "An Introduction to Multivariate Adaptive Regression Splines", *Statistical Methods in Medical Research* (4) 1995, pp: 197-217.
43. Griffin, W. L., Fisher, N. I., Friedman, J. H., and Ryan, C. G., "Statistical Techniques for the Classification of Chromites in Diamond Exploration Samples", *Journal of Geochemical Exploration*. (59) 1997, pp: 233-249.
44. Hecht-Nielsen, R., *Neurocomputing*, Addison-Wesley, Menlo Park, CA, 1990.
45. Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H., "Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximations", *Neural Networks*. (2) 1989, pp: 336-359.
46. Hosmer, D. W. and Lemeshow, S., *Applied Logistic Regression*, Wiley, New York, NY, 1989.
47. Johnson, R. A. and Wichern, D. W., *Applied Multivariate Statistical Analysis* (Fifth Edition), Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 2002.
48. Karels, G. V. and Prakash, A. J., "Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy," *Journal of Business Finance and Accounting* (14:4) Winter 1987, pp: 573-593.
49. Lau, A. H-L, "A Five-State Financial Distress Prediction Model," *Journal of Accounting Research* (25:1) Spring 1987, pp: 127-138.
50. Lee, T. S. and Chen, N. J., "Investigating the Information Content of Non-Cash-Trading Index Futures Using Neural Networks", *Expert Systems with Applications* (22:3) 2002, pp: 225-234.
51. Lee, T. S. and Chiu, C. C., "Neural Network Forecasting of an Opening Cash Price Index", *International Journal of Systems Science* (33:3) 2002, pp: 229-237.
52. Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J., and Chen, I. F., "Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique", *Expert Systems with Applications* (23:3) 2002, pp: 245-254.
53. Lippmann, R. P., "An Introduction to Computing with Neural Nets", *IEEE ASSP Magazine* April 1987, pp: 4-22.
54. Masoulas, V., "Organizational requirements definition for intellectual capital management," *International Journal of Technology Management* (16:2) 1998, pp: 126-143.
55. MARS V2.0—for windows 95/98/NT, Salford Systems, San Diego, CA, 2001.
56. Nelson, M. M. and Illingworth, W. T., *A Practical Guide to Neural Nets*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1990.
57. Nguyen-Cong V., Van Dang G., and Rode B. M., "Using Multivariate Adaptive Regression Splines to QSAR Studies of Dihydroartemisinin Derivatives", *European Journal of Medical Chemistry* (31) 1996, pp: 797-803.
58. Nikolopoulos, C. and Fellrath, P., "A Hybrid Expert System for Investment Advising", *Expert Systems* (11) 1994, pp: 245-250.

59. Ohlson, J. A., "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy," *Journal of Accounting Research* (18) Spring 1980, pp: 109-131.
60. Papelu, K. G., Paul, M. H., and Victor, L. B., *Business Analysis and Valuation*, South-Western College Publishing Co., 2000.
61. Qnet 97 – Neural Network Modeling for Windows 95/98/NT, Vesta Services, Winnetka, IL, 1998.
62. Rumelhart, D. E., Hinton, D. E. and Williams, R. J., "Learning Internal Representations by Error Propagation in Parallel Distributed Processing", MIT Press, Cambridge, MA (1) 1986, pp: 318-362.
63. Steinberg, D, Bernard, B., Phillip, C., and Kerry, M., *MARS User Guide*, Salford Systems, San Diego, CA, 1999.
64. Stern, H. S., "Neural Networks in Applied Statistics," *Technometrics* (38) 1996, pp: 205-216.
65. Stewart, T. A., *Intellectual Capital: The New Wealth of Organizations*, Bantam Doubleday Dell, New York, 1997.
66. Sveiby, K., *The New Organizational Wealth- Managing and Measuring Knowledge-Based Assets*, Big Apple Tuttle-Mori Agency, 1997.
67. Ulrich, D., "Intellectual Capital=Competence*Commitment," *Sloan Management Review* (39:2) Winter 1998, pp: 15-26.
68. Vellido, A., Lisboa, P. J. G. and Vaughan, J., "Neural Networks in Business: A Survey of Applications (1992-1998)", *Expert Systems With Applications* (17) 1999, pp: 51-70.
69. Wilson, R. L. and Sharda, R., "Bankruptcy Prediction Using Neural Networks," *Decision Support Systems* (11:5) 1994, pp: 545-557.
70. Zhang, G. and Hu, M. Y., "Neural Network Forecasting of the British Pound/US Dollar Exchange Rate", *Omega* (26:4) 1998, pp: 495-506.
71. Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., and Indro, D. C., "Artificial Neural Networks in Bankruptcy Predictions: General Framework and Cross-Validation Analysis", *European Journal of Operational Research* (116) 1999, pp: 16-32.
72. Zhang, G., Patuwo, B. E. and Hu, M. Y., "Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art", *International Journal of Forecasting* (14) 1998, pp: 35-62.

附錄

附表 1：危機公司彙整表

產業別	財務危機企業	危機發生時間	上市日	研究期間
食品業	味王	89.07.25	53.08.24	87.09-89.06
	益華	89.03.23	57.08.01	87.03-88.12
	源益	89.11.06	81.03.18	87.12-89.09
	順大裕	87.12.24	81.06.27	85.12-87.09
	福懋油脂	89.09.11	80.04.24	87.09-89.06
	立大農畜	88.09.08	82.12.10	86.09-88.06
	台芳開發	87.11.20	83.10.11	85.12-87.09
	聯成食品	87.11.20	84.10.20	85.12-87.09
塑膠業	大穎	88.09.08	85.03.04	86.09-88.06
紡織業	新燕	87.11.20	71.02.25	85.12-87.09
	瑞圓纖維	88.05.19	81.04.08	86.06-88.03
	金緯纖維	88.01.20	85.01.15	86.03-87.12
機電業	楊鐵	89.09.07	69.07.04	87.09-89.06
	台中精機	87.11.24	79.11.30	85.12-87.09
電器電纜業	台光	88.02.24	52.06.24	86.03-87.12
玻璃陶瓷業	國賓瓷	88.09.08	83.10.26	86.09-88.06
鋼鐵金屬業	大鋼	88.02.06	76.11.05	86.03-87.12
	友力工業	88.02.06	76.11.18	86.03-87.12
	名佳利	87.11.23	81.06.12	85.12-87.09
	峰安金屬	88.05.10	82.01.13	86.06-88.03
	紐新	88.09.20	84.01.05	86.09-88.06
橡膠業	南港輪胎	89.10.06	52.11.01	87.12-89.09
汽車業	國產車	87.11.17	85.01.06	85.12-87.09
資訊電子業	中強	88.07.26	80.08.31	86.09-88.06
	廣宇	87.11.09	82.11.09	85.12-87.09
	環電	88.02.20	85.04.23	86.03-87.12
	大業	88.06.14	77.12.10	86.06-88.03
營建業	國揚	87.11.20	68.11.14	85.12-87.09
	啟阜	88.11.08	83.10.01	86.12-88.09
	皇普	88.12.13	84.03.10	86.12-88.09
	仁翔	87.12.30	84.04.17	85.12-87.09
	尖美	89.05.25	84.10.30	87.06-89.03
觀光業	華國大飯店	89.09.18	61.10.31	87.09-89.06
其他	東隆五金	87.11.09	83.11.10	85.12-87.09
	美式家具	88.02.01	81.08.20	86.03-87.12

附表 2：危機公司、配對正常公司彙整表

產業別	財務危機公司	配對正常公司	研究期間
食品業	味王	大成、中日	87.09-89.06
	益華	聯華、黑松	87.03-88.12
	源益	惠勝、聯華食	87.12-89.09
	順大裕	味全、嘉食化	85.12-87.09
	福懋油脂	台榮、久津	87.09-89.06
	立大農畜	愛之味、大統益	86.09-88.06
	台芳開發	卜蜂、泰山	85.12-87.09
	聯成食品	福壽、佳格	85.12-87.09
塑膠類	大穎	台聚、聯成	86.09-88.06
紡織業	新燕	廣豐、嘉畜	85.12-87.09
	瑞圓纖維	宏洲、福益	86.06-88.03
	金緯纖維	中福、偉全	86.03-87.12
機電業	楊鐵	瑞利、華城	87.09-89.06
	台中精機	永大、台安	85.12-87.09
電器電纜業	台光	華電、三洋	86.03-87.12
玻璃陶瓷業	國賓瓷	凱聚、中釉	86.09-88.06
鋼鐵金屬業	大鋼	千興、盛餘	86.03-87.12
	友力工業	春雨、中鋼構	86.03-87.12
	名佳利	嘉益、聚亨	85.12-87.09
	峰安金屬	燁輝、威致	86.06-88.03
	紐新	春源、豐興	86.09-88.06
橡膠業	南港輪胎	台橡、中橡	87.12-89.09
汽車業	國產車	裕隆、中華	85.12-87.09
資訊電子業	中強	亞瑟、聯強	86.09-88.06
	廣宇	精業、宏科	85.12-87.09
	環電	光寶、華泰	86.03-87.12
	大業	世昕、建準	86.06-88.03
營建業	國揚	國建、太設	85.12-87.09
	啟阜	新建、春池	86.12-88.09
	皇普	宏總、宏普	86.12-88.09
	仁翔	京城、達新工程	85.12-87.09
	尖美	德寶、寶祥	87.06-89.03
觀光業	華國飯店	萬企、第一店	87.09-89.06
其他	東隆五金	偉聯、巨大	85.12-87.09
	美式家具	優美、福興	86.03-87.12

附表 3：變數定義彙整表

變數名稱	計算公式
營業利益率	$(\text{營業利益}/\text{營業收入淨額}) * 100\%$
營業毛利率	$(\text{營業毛益}/\text{營業收入淨額}) * 100\%$
業外收支率	$(\text{營業外收支淨額}/\text{營業收入淨額}) * 100\%$
負債比率	$(\text{負債總額}/\text{資產總額}) * 100\%$
利息保障倍數	所得稅及利息費用前純益/本期利息支出
速動比率	$(\text{流動資產}-\text{存貨}-\text{預付款項}-\text{其他流動資產})/\text{流動負債} * 100\%$
營運資金比率	$(\text{流動資產}-\text{流動負債})/\text{總資產} * 100\%$
長期資金適合率	$(\text{淨值}+\text{長期負債})/\text{固定資產} * 100\%$
存貨週轉率	營業成本/平均存貨
應收帳款週轉率	營業收入淨額/平均(應收帳款及票據+應收票據貼現)
員工學歷	大學學歷以上(含)員工/全體員工
員工平均年資	公司所有員工的平均服務年數
員工平均年齡	公司所有員工的平均年齡
關係人交易	應收帳款關係人部分/銷貨淨額關係人部分
會計師更換次數	當年度公司財務報表簽證會計師更換次數
財測更新次數	初次公布年度財務預測後，陸續更新的次數
用人費用率	薪資費用/營業收入淨額
每人配備率	固定資產/員工人數