

結合財務比率、智慧資本與公司治理指標於企業危機預警模式之建構

陳雪芳

育達商業科技大學企業管理系

李天行

輔仁大學管理學研究所

邱志洲

國立台北科技大學商業自動化與管理研究所

摘要

本研究運用整合多元適應性雲形迴歸(multivariate adaptive regression splines, MARS)與類神經網路的兩階段模式，建構企業危機診斷分類模式。且在探討企業危機的衡量指標上，除參考一般傳統財務指標外，另加入智慧資本指標與公司治理指標，希望能藉由更完整多元的企業資訊，建立新的企業危機診斷模式。依實證結果發現，經由 MARS 針對所考量之衡量企業危機指標進行分析，得知企業失敗除了受到傳統財務構面指標的影響外，亦受到智慧資本與公司治理構面指標的影響。此外，有關整合 MARS 與類神經網路方法所建構之企業危機診斷模式，亦能有效的降低企業危機診斷的誤判情況、增加時效性，是以無論在學術研究或實務工作上，實有其相當之助益。

關鍵詞：企業危機、智慧資本、公司治理、類神經網路、多元適應性雲形迴歸



Incorporating Financial Ratios, Intellectual Capital and Corporate Governance in Business Failure Predictions

Hsueh-Fang Chen
Yu Da University
Tian-Shyug Lee
Fu Jen Catholic University
Chih-Chou Chiu
National Taipei University of Technology

Abstract

The objective of the proposed study is to investigate the performance of enterprise distress diagnosis using artificial neural networks with multivariate adaptive regression splines (MARS) analysis technique. In addition to the traditional financial ratios, the intellectual capital (IC) and corporate governance indicators are also included in the model to measure the assets of companies. The statistical analysis applied in data analysis included Wilcoxon signed-rank test, and Friedman rank test analysis of variance by ranks. The results indicate that the proposed combined approach provides higher classification accuracy and converges much faster than the conventional neural network approach. Moreover, the results also indicate that traditional financial indicators、IC and corporate governance indicators all contribute to improving the classification accuracy of the build diagnostic model.

Keywords: enterprise distress diagnosis, intellectual capital, corporate governance, neural networks, multivariate adaptive regression splines



壹、緒論

近年來，企業全球化佈局與競爭環境日見激烈，企業經營環境面對瞬息萬變的資訊全球化時代，已無法單純使用傳統財務報表分析模式之資訊，作為衡量企業營運績效、獲利狀況及償債能力之指標；事實上，企業經營經常受到外在環境、本身經營不善或錯誤經營策略等因素影響，而造成財務危機之發生與倒閉現象。如國內自1998年下半年起，瑞圓集團跳票事件、漢陽集團負責人涉嫌掏空公司資產案、東隆五金經營者挪用公司資產及新巨群集團、廣三集團、禾豐集團等鉅額違約交割情事，其財務危機之發生與公司監理制度存在著密不可分之關係。而在國際間如2001年1月美國恩龍(Enron)公司與2008年9月美國雷曼兄弟(LEH)突如地聲請破產，不僅直接損害公司利害關係人的權益，其公司員工亦遭受瞬間失業的壓力，也使得美國資本與全球金融結構為其付出鉅額的成本。因此在面對此動態變化的企業環境下，企業危機預警系統的建立，顯得相當重要與迫切，若能綜合運用相關資訊分析，建構成功的企業財務危機預警模式，及早發現企業風險警訊或問題，除可儘速採取相關措施防止危機的產生或繼續惡化，且可使管理人員提早因應企業經營不確定所引發的風險，進而謀求相關因應之道，協助企業本身評估其自我的真實價值，並做出正確的決策。

在傳統的企業危機診斷研究中¹⁻⁵，多偏重利用營運資金比率、流動比率、負債比率等財務比率(financial ratios)為指標變數建構企業危機診斷模式。但由於公司的財務報表具有時效性，當投資者在取得公司的財務資訊時，其實財務危機已經發生。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，因此企業智慧資本(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。Rajan and Zinales⁶和Prowse⁷研究發現，導致亞洲金融危機發生之主因為股權過度集中及公司監理效果不彰；依麥肯錫(McKinsey)公司於2002年針對法人和機構投資者所做的調查報告顯示，公司治理的優劣已成為法人和機構投資者用來判斷公司基本面好壞的工具之一，以亞洲國家而言，有高達78%之法人和機構投資者願意為公司治理表現出色的公司付出溢價。由此可見，有關公司治理的理念在評估企業的生存發展時，乃為不可忽視的指標。傳統產業要維持其競爭力，不能再只是依賴製造、量產的技術，更必須重視智慧資本的累積與價值，並藉由公司治理強化組織知識的成長與能量。

本研究主要目的在於運用鑑別分析(linear discriminant analysis, LDA)、分類迴歸樹(classification and regression trees, CART)、倒傳遞類神經網路(back-propagation neural network, BPN)及多元適應性雲形



迴歸(multivariate adaptive regression splines, MARS)等工具，建立一整合財務比率指標、智慧資本指標與公司治理指標的企業危機診斷模式；其主要議題為使用相同分析工具時，加入智慧資本及公司治理變數是否比單純利用財務比率變數更能偵測企業危機的發生，並且運用LDA、CART及MARS針對重要變數進行篩選之能力，提出分別以LDA、CART與MARS整合各單一模式之二階段分類模式，主要目的是希望能發展一更為精確的診斷技術，並探討整合模式是否優於單一工具之分析結果，且根據所建構之分類模式，診斷企業危機發生的可能性，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。

貳、文獻探討

一、企業危機

近年來，由於企業危機事件層出不窮以及全球經濟環境的快速變遷，因此有效運用企業內外資源，並提早瞭解企業的潛在危機，已成為企業必須面對的重要課題之一。當企業面臨經營困境或財務危機時，往往會出現某些徵兆或警訊，其可能肇始於現金流動性問題，在債務的履行出現延遲或違約情事，接著面臨重整或清算，最後導致破產關閉。企業危機預警的目的，在於偵測企業未發生財務危機、未被變更交易方式、甚至停止買賣或終止上市前之早期徵兆，進而預測可能產生的失敗。

在企業失敗預測的研究中，以Beaver¹首先對企業失敗做出明確的定義，其認為當企業宣告破產、公司債務違約、銀行透支、或未支付優先股股息時，便可稱此企業為已失敗。Deakin⁸認為經歷倒閉、無能力償債、或為債權人利益而清算之廠商，便可視為失敗公司。而Altman⁹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。Lau⁴採用財務穩定、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等五個連續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。Flagg, Giroux, and Wiggins¹⁰則認為企業失敗過程與股利支付的降低、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等發生有關。而Zeitun, Tian, and Keen¹¹指出企業經證交所除名公司或遭清算者，即已產生危機。

在國內學者中，陳肇榮⁵對企業失敗定義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



清償有顯著的困難，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，即財務危機階段、財務失調階段及破產倒閉階段，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。而大多數研究採取法律上的相關定義，如潘玉葉¹²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。黃博怡、張大成和江欣怡¹³、周百隆和盧俊安¹⁴則以台灣經濟新報對公司只要發生破產倒閉、重整、跳票擠兌、申請紓困、接管、CPA意見、淨值為負、全額下市、財務吃緊停工等九項事件，就定義為危機公司。

二、智慧資本

智慧資本是由Galbraith首先提出解釋市場價值與帳面價值之差異¹⁵，並認為智慧資本不僅是知識和智力，且是運用腦力的行為。Kaplan and Norton¹⁶將智慧資本解讀為當公司投資於顧客、供應商、員工流程、科技和創新，用以創造未來價值的一種經驗累積形式。Stewart¹⁷是最早以系統化觀念說明智慧資本的意涵，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，將智慧資本分成人力資本(human capital)、結構資本(structure capital)與顧客資本(customer capital)三大類。Edvinsson and Malone¹⁸則將智慧資本分為人力資本與組織結構資本兩大部分，同時也從企業競爭與動態的角度思考，認為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。Bell¹⁹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)。Bontis²⁰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。Ulrich²¹認為智慧資本的定義為能力與承諾的乘積，是潛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，以利於工作中執行。

在智慧資本之分類與衡量方面，Brooking²²將企業的智慧資本分為能使公司持續地成長與發展的市場資產(market assets)、包含組織經驗與組織績效指標的人力中心資產(human-centred assets)、智慧財產權資產(intellectual property assets)及可為企業導入正常營運軌道的基礎設施資產(infrastructure assets)四大類。Sveiby²³認為無形資產監測系統(intangible assets monitor, IAM)可衡量企業的智慧資本，將企業分為外部結構(顧客)、內部結構(組織)及員工能力三大類，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 and Malone¹⁸在規劃斯堪地亞公司智慧資本部



門的運作時，曾提出智慧資本的基本特徵是財務報表的補充，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。Edvinsson and Malone¹⁸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；並且認為智慧資本可呈現公司之價值根源，是衡量構成公司有形建築和產品的隱藏動態因素。

三、公司治理

Rajan and Zingales⁶、Prowse⁷針對東亞國家調查發現，此地區公司股權集中程度相當高，而且公司治理機制不完善是導致金融風暴發生的主要原因之一。在股權結構集中的環境裡，依據利益一致性假說認為，由於控制股東持股比例較高，其和公司利益將趨於一致，因而產生努力經營的誘因，因此 Claessens, Djankov, and Lang²⁴將此稱為正的誘因效果(positive incentive effect)。而 La Porta, Lopez-de-Silanes, and Shleifer²⁵提出在股權結構集中的公司，利益衝突存在於控制股東與小股東之間，而其所衍生的代理問題是控制股東有權且存在挪用或侵佔公司資源的傾向，但卻傷害小股東財富，因此 Claessens et al.²⁴將此稱為負的侵佔效果(negative entrenchment effect)。雖然過去文獻多支持控制股東侵佔行為會降低公司價值，但是否會進一步提升公司發生財務危機的機率，至今仍是一個開放性的問題，因為財務危機可能導致公司破產、清算或控制權的變動，因而縮短控制股東所能侵佔小股東財富的時間。

在董監事組成方面，Yeh, Lee, and Woitke²⁶的研究建議，可利用控制股東成員擔任董事、監察人席位比率衡量負的侵佔效果。當控制股東成員擔任董監事席位比率愈高，代表其對公司決策影響力愈大，則愈利於侵佔公司的財富；此外，若控制股東成員未擔任監察人，則監察人較能獨立監督控制股東，降低上述負的侵佔效果，將減少財務危機發生的機率。Byrd and Hickman²⁷將董監事成員分為管理者、外部董事、獨立董事三類，研究結果發現，當董事會有半數以上的成員由管理者擔任時，其股東報酬相較之下會較低，而且董事會的獨立性和股東權益具有正向關係。然而，Agrawal and Knoeber²⁸的研究發現，當公司董事會裡的外部董事過多，反而降低了公司的績效表現，亦即，外部董事席位比率對公司績效產生負面的影響。

另外，在董監事質押比率方面，Chen and Hu²⁹指出股東質押比率愈高，在經濟情況好時，會因介入股市而增加個人財富；但經濟情況不佳時，尤其是股價大幅下跌時，則可能挪用公司資金以維持股價，



另一方面其所投資的高風險計畫，也會因經濟情況不佳而更容易失敗。因此，在股市大幅下跌的情形下，最大股東的質押比率愈高，在負的侵佔效果愈強且高風險投資案失敗機率較大的情形下，將會增加公司發生財務危機的可能性。除此之外，Morck, Shleifer, and Vishny³⁰認為董事會持股比例若未達某一水準，則他們對管理當局監督的能力以及意願皆有限，因此認為對公司發生財務危機之可能性有正面之影響。

四、企業危機診斷模式

自1960年代中期以來，國內外針對建構企業危機診斷模式的技術中，學術上已有許多的分類工具被發展出來，而這些工具包括統計方法及人工智慧工具兩大類。在統計方法中最常被應用者以鑑別分析(discriminant analysis)³¹及羅吉斯迴歸(logistic regression)^{11,32-34}為要，此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，因而限制了模式的實用性及預測的精確度。而Gordon³⁵指出資料探勘中的決策樹(decision tree)方法在分類上有很好的成效，尤其分類迴歸樹(classification and regression tree; CART)能在大量資料中將資料依自變數與因變數關聯程度的不同，而分類成不同的子群，並從每一子群中找出其專屬的規則，對於分析結果的可解釋性高。

在人工智慧工具方面則以類神經網路(artificial neural networks, ANNs)最常被討論與應用，其擁有巨大的平行處理能力、快速修補資訊及依經驗辨認結構與處理能力。由於沒有傳統統計方法在建構模式時需要滿足諸多假設條件的要求，因此在建構非線性模式方面具有優越能力³⁶。雖然如此，類神經網路卻存在著在建立分類模式的過程中，常因須修正模式內的大量神經元連接鍵係數，而需要較其他技術花費更長的學習時間、無法進行變數篩選以及較不易判別輸入變數之相對重要程度等不足之處³⁷⁻⁴⁰，因此，藉由多元適應性雲形迴歸篩選變數之能力輔助類神經網路建構精簡之輸入變數，以節省學習時間並改善其鑑別能力，為本研究深入研討的主題。近年來類神經網路在社會科學上已廣泛應用於市場區隔⁴¹、股價指數預測^{39,42-43}、信用評等⁴⁴、利率預測⁴⁵、匯率預測⁴⁶、保險問題中的道德危機⁴⁷等，因此許多學者亦將其用於建構企業危機診斷模式。

多元適應性雲形迴歸(multivariate adaptive regression splines, MARS)是一新興且漸受重視的資料探勘(data mining)工具。MARS是由Friedman⁴⁸提出以解決多元資料問題的新方法。其基本概念是藉由評估其損適性(loss of fit, LOF)之判斷標準，同時獲得最佳及最適合的



變數、折點數(knots)及交互作用，解決高維度資料的各種問題，透過數段線性模式的相加，模擬資料之非線性關係，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推測其連續和間斷的反應變數。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⁴⁹。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一些處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.⁴⁹ 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 Roosen⁵⁰ 則利用 MARS 於醫學之效用評估；Nguyen-Cong, Van Dang, and Rode⁵¹ 則將 MARS 運用在遺傳學的基因工程上；De Gooijer, Ray, and Krager⁵² 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；李天行、唐筱菁⁵³ 應用 MARS 建構財務危機預警模式，得到相當優異的分類結果；Lee and Chen⁵⁴ 整合 MARS 與 ANN 進行兩階段的信用評等評估，得到整合模式優於鑑別分析、羅吉斯迴歸及 ANN 之分析結果；Lee et al.⁵⁵ 利用 CART、MARS 與傳統的鑑別分析、羅吉斯迴歸及 ANN 針對顧客信用信行分析，得到 CART 與 MARS 較具較優之分析結果；Chou et al.⁵⁶ 研究發現利用整合 MARS 與 ANN 模式分析乳癌患者之分類，其分類鑑別率、型一誤差、型二誤差皆有優異的表現。

參、研究方法

本研究之進程序是在使用相同分析工具時，加入智慧資本及公司治理變數是否比單純利用財務比率變數更能偵測企業危機的發生，並且先行針對資料分別運用 LDA、CART 與 MARS 等單一模式分析，篩選出重要變數後，再將各模式篩選之變數分別整合 LDA、CART、BPN 與 MARS 作為起始之輸入變數，最後比較各單一模式與各整合模式之結果，以求得較佳的企業診斷結果。以下針對本研究使用之分類迴歸樹(CART)與多元適應性雲形迴歸(MARS)分析，做一基本介紹。

一、分類迴歸樹

分類迴歸樹為1984年由Breiman, Friedman, Olshen, and Stone⁵⁷等四人所提出，主要應用在解決分類的問題，是一種簡單且有效率的無母數工具。其基本原理是使用二元遞迴分割(binary recursive



partitioning)過程分析龐大的資料集，CART會依預測變數與其相對的各項指標，將既有的訓練樣本劃分成數個已知的類別，並將其劃分程序彙總成一連串的規則(rule)。

早在1960年代起便有許多文獻以樹狀結構方式進行資料分析，只不過早期的分析工具僅能處理連續型的變數，對於間斷型變數的分析，因為無法同步處理，所以難以達到理想的成效。然而，CART的發展即著眼於解決上述問題，成為可以同步處理連續型及間斷型資料的分析工具。再者，在傳統進行決策樹的推導過程中，使用者多半會事先設定決策樹所需分類的層數或結點數，以便控制決策樹進行樹狀修剪(pruning procedure)流程結束的時間。但此種演算方式在CART的推導過程中，往往有可能在尚未產生最佳的樹狀結構前，限制式即被滿足，致使演算過程必須停止，而所找到的決策樹非最佳決策樹狀(該樹的末端結點數目非最大值)，因而產生資訊被隱藏的缺點。反觀CART模式，其在運算的過程中，不論事先是否先設定任何的限制條件，都會以產生包含許多結點的最大樹狀結構(此時該樹的末端結點數目為最大值)當作最佳決策樹，然後再依照所挑選的準則進行決策樹的修剪，直到滿足修剪的準則為止。上述流程雖需花費較多的時間，但卻能避免傳統分析方法中資訊被隱藏的缺點；此外，CART將分析結果以決策樹的方式呈現，得以直接看出重要變數及其區隔效果，能使研究結果更加清楚易懂。

整體而言，分類迴歸樹的分析流程大致可分為三個步驟：首先，將樣本資料劃分為訓練樣本與測試樣本，並根據劃分規則使用訓練樣本以建構最大數目的決策樹。其選取準則，是利用Twoing、Entropy 或 Gini等方法評估每個結點的異質性(heterogeneity)高低，其中以Gini index較為普遍。當Gini值越小時代表在該切割點所產生的子結點中組成份子越單純，即該切割點判別不同類別差異的能力越好，因此所造成之誤置率也越低。其次，依照修剪準則，從樹的底部向上修剪，並產生子樹群(subtrees)，直到修剪準則被滿足為止。決定最適決策樹所依據的準則為誤判率(error rate)或誤判成本(error cost)。CART計算最大樹與所有子樹的誤判率，而最適當的決策樹是具有最低誤判成本或最低誤判率的樹狀結構。最後，使用測試樣本進行交叉驗證(cross validation)，並在子樹群中挑選一最佳樹狀結構。其主要為運用測試樣本計算誤判率，即將測試樣本代入所有可能的樹狀結構並計算每個結構的誤判率，最後再選取最小誤判率的樹狀結構為最佳樹。待樹狀結構建置完成後，CART將會產生一連串的分類規則，該規則可幫助決策者在輸入新樣本資料後，正確的將新樣本劃分到適當的分類群組中。



二、多元適應性雲形迴歸

多元適應性雲形迴歸是由物理及統計學家 Friedman 於 1991 年提出，為一新興的多變量無母數迴歸程序技術，其能處理多元複雜資料問題的非線性迴歸工具。它可以自動建立正確的模型，以預測連續與二元的相依變數，並擅長找出隱藏在高維度資料中的複雜資料結構之最佳的變數轉換和交互作用。

MARS 是藉由採用數個線段規則，稱為基本方程式(basis function, BF)的累加模型，解釋非線性狀態的工具。

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

上式是通用的 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。

$$B_m(x) = \prod_{k=1}^{K_m} [s_{km} \cdot (x_{v(k,m)} - t_{km})]_+ \quad (2)$$

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； t_{km} 則是各節點的分界點（數值）。

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漏值問題及採用大量的自我測試避免過度配適⁵⁸。

過程中，可以將 BF 視為每一段規則中所屬的解釋方程式，而每個 BF 則是經由評估其損適性(loss of fit, LOF)之判斷標準決定所包含之影響變數的個數，而其篩選的過程，則採用前推式及後推式(forward and backward stepwise procedure)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⁴⁹。

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），將原始資料切割成許多相連接的拗折線段，直到找到一個完整的模型，也就是前推式演算法；而第二步驟則是根據基本方程式對主要模型的貢獻度，去除貢獻較少的基本方程式，其中挑選基本方程式時，乃是依據損適性的概念加以判斷，並採用GCV的處理方式，直到找到一誤差及變數個數的最佳平衡點，也就是後推式演算法。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能可靠地追蹤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處理方法難以發現的重要特性及關係；並依照不同的資料屬性，預測出間斷或連續的反應變數，保留資料中的重要訊息。

肆、實證研究

一、資料來源與研究對象

本研究所採用的財務危機之定義，除根據「台灣證券交易所股份有限公司營業細則」第49條、第50條及第50-1條之規定，並結合台灣經濟新報(Taiwan Economic Journal, TEJ)資料庫所列之九項事件確認公司已發生財務危機，包括公司宣布倒閉破產、公司聲請重整、公司跳票或銀行發生擠兌、向外界紓困求援、公司被外界接管、CPA對其繼續經營有疑慮、公司淨值為負數、公司轉列為全額交割股或下市(因每股淨值低於5元而轉為全額交割股者除外)、公司財務吃緊停工等。本文之樣本公司刪除營業性質與財務結構較為特殊之金融保險業，資料之收集過程包含：(1)財務危機公司樣本之取得主要來自於台灣經濟新報資料庫與公開資訊觀測站進行交叉比對；(2)財務變數、智慧資本變數與公司治理變數資料之取得，主要來自於台灣經濟新報資料庫中之公司的季報表。本研究之樣本公司選自2003年至2007年之間，我國上市上櫃公司中曾經發生財務危機之公司，若所研究之樣本，其發生財務危機之次數超過一次，則本研究選取其首次發生財務危機作為本研究之樣本。其次，參酌過去文獻，以Beaver¹所創之對應樣本法，選取與財務危機公司相對照之正常公司。且依過去之研究在財務危機公司與財務正常公司大多採1：1 或1：2 之配對方式，但Zmijewski⁵⁹指出上述之配對方式，將會造成過度抽樣財務危機公司。故本研究為降低過度抽樣財務危機公司，因此以增加正常公司樣本數之方式降低對模式所產生之偏誤。

綜觀前述，本研究擷取自2003年1月至2007年12月底期間我國上市上櫃公司中曾發生財務危機公司共36家（其中上市公司21家、上櫃公司15家），而正常公司之選取，係來自於財務危機公司以外之上市上櫃公司，其樣本選取採用與發生財務危機公司相同年度且總資產相近並為相同產業之正常公司，並在考慮先驗機率及樣本公司家數的限制下，使用1：3的配對方式，擷取108家正常公司（其中上市公司63家、

上櫃公司45家)作為配對研究樣本,共144家樣本公司進行實證研究,以驗證整合財務比率、智慧資本與公司治理指標之兩階段企業危機診斷模式之優異分類能力。

二、實證變數

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^{1-2,8},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二年財務比率連續四期之半年資料與智慧資本、公司治理之連續兩年資料指標作為自變數。

在財務比率、智慧資本及公司治理自變數之選擇方面,主要參考陳肇榮⁵、許瑞芳⁶⁰、林文修⁶¹、Beaver¹、Altman²、Ohlson³、Lau⁴、Altman et al.⁶²、Wilson and Sharda⁶³、Edvinsson and Malone¹⁸、Sveiby²³、Stewart¹⁷、Zhang et al.⁶⁴等國內外學者採用之企業危機衡量指標為基礎進行選擇。然而因財務比率變數需蒐集危機發生前之連續資料,且某些相關之智慧資本變數無法於公開說明書中取得,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28項財務比率指標(以半年資料蒐集)、6項智慧資本指標(以年資料蒐集)及20項公司治理指標(以年資料蒐集),藉以預測公司是否發生財務危機,變數資料彙整如表1所示。

由於本研究所使用之樣本僅有144家公司,基於建構模式穩健性的考量,若僅調整訓練樣本及測試樣本比例,以簡單驗證的方式來驗證模式之穩健性,較難具說服力,因此本研究以五摺交叉驗證(5-fold cross-validation)之方式驗證模式之穩健性,以徹底檢驗分類模式之鑑別能力。為了評估建構模式之預測能力,將144家樣本公司依企業失敗與否之比例隨機選取29家危機公司與86家正常公司為訓練樣本;其餘之7家危機公司與22家正常公司則保留為測試樣本。實證之工作分三階段進行:首先在只考量財務比率、同時考慮財務比率及智慧資本、以及同時考慮財務比率、智慧資本及公司治理的情況下,分別利用傳統統計技術之線性鑑別分析(LDA)、分類迴歸樹(CART)、倒傳遞類神經網路(BPN)與無母數多元適應性雲形迴歸(MARS)等單一模式進行。此外,本研究亦分別利用LDA、CART與MARS所篩選之重要變數,作為前述單一模式之自變數(輸入變數)建構整合模式,此作法乃是期望藉由整合方法,發展一個更為精確的診斷技術。



表 1 研究變數彙整

財務比率指標	營業利益率、營業毛利率、業外收支率、負債佔資產比率、利息保障倍數、流動比率、速動比率、營運資金比率、長期資金適合率、存貨周轉率、總資產週轉率、應收帳款周轉率、固定資產週轉率、淨值週轉率、借款依存度、稅後淨值報酬率、稅前淨利率、稅後淨利率、每股盈餘、每股營業額、營收成長率、營業利益成長率、稅前淨利成長率、稅後淨利成長率、總資產成長率、淨值成長率、每股現金流量、現金流量比率
	智慧資本指標
公司治理指標	財測更新次數、每人營收、每人營業利益、每人配備率、每人附加價值、人力資產報酬率
	董事持股比率、監事持股比率、獨立董事席次比率、非獨立董事席次比率、獨立監事席次比率、非獨立監事席次比率、經理人董事席次、經理人監事席次、董事質押比率、監事質押比率、董監酬勞佔稅前淨利、董事長兼總經理、經理人持股比率、大股東持股比率、外國法人持股比率、本國政府機構持股比率、本國金融機構持股比率、外國金融機構持股比率、本國自然人持股比率、外國自然人持股比率

三、單一分類模式之危機診斷結果

由於實證資料影響因素眾多，自變數部份分為三種組合：(1) 僅考量 28 項財務比率變數，每一變數包含自危機發生的前 4 個半年之資料，故共計 112 個自變數；(2)除了考慮前述財務比率變數外，另加入 6 項智慧資本指標之年資料變數，故共計 124 個自變數；(3)同時考慮前兩項之變數指標，再納入 20 項公司治理之年資料變數，故共計 164 個自變數。

(一)鑑別分析之實證結果

在線性鑑別分析(LDA)之實證研究中，為取得較精簡的輸入變數，本研究使用逐步鑑別功能(stepwise discriminant function)進行分析，並且依據各變數之Wilks' Lambda值（又稱U統計量）作為刪減變數的準則與方法³¹；依據本論文所挑選之企業衡量指標（共164個預測變數及1個目標變數），經過五摺交叉驗證之逐步鑑別功能(stepwise discriminant function)進行分析；依據本論文所挑選之企業衡量指標，經過逐步鑑別分析運算後，將各fold中三種指標曾篩選出之重要變數整理如表2。



表2 LDA模式中各fold之三種指標曾篩選出的重要變數

財務比率指標	前一年營業利益率、前半年營業毛利率、前一年營業毛利率、前二年營業毛利率、前半年業外收支率、前一年業外收支率、前半年負債佔資產比率、前半年長期資金適合率、前一年長期資金適合率、前半年總資產週轉率、前半年淨值週轉率、前半年借款依存度、前一年借款依存度、前半年稅後淨值報酬率、前一年稅後淨值報酬率、前二年稅後淨值報酬率、前半年稅前淨利率、前二年稅前淨利率、前二年每股盈餘、前半年每股營業額、前一年營收成長率、前二年營收成長率、前一年稅後淨利成長率、前半年總資產成長率、前一年半總資產成長率、前二年每股現金流量、前半年現金流量比率
	前一年財測更新次數、前一年每人營業利益
智慧資本指標	前一年監事持股比率、前二年董監酬勞佔稅前淨利、前二年大股東持股比率、前二年本國自然人持股比率

經由交叉驗證作法所產生之各組模式測試樣本之整體鑑別率，如表3所示，為依序納入財務比率指標、智慧資本指標及公司治理指標之不同組合下之預測結果。在LDA中由各組合指標之鑑別結果可知，考慮財務比率指標測試樣本之整體正確判別率為82.64%，而考慮財務比率指標、智慧資本指標及公司治理指標時之整體正確判別率提升至84.72%，可知加入公司治理指標對於預測企業財務危機的發生的確有明顯助益。

表3 各模式五摺交叉驗證之判別結果

		LAD	CART	BPN	MARS
財務比率指標	整體鑑別率	82.64%	82.64%	90.97%	85.42%
	各fold曾篩選出之重要變數個數	27	41	---	14
財務比率與智慧資本指標	整體鑑別率	84.72%	82.64%	93.06%	86.81%
	各fold曾篩選出之重要變數個數	29	42	---	16
財務比率、智慧資本與公司治理指標	整體鑑別率	84.72%	84.03%	94.44%	88.19%
	各fold曾篩選出之重要變數個數	33	46	---	17

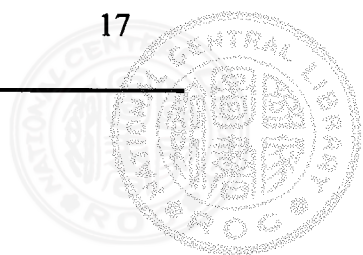


表4 CART模式中各fold之三種指標曾篩選出的重要變數

財務比率指標	前半年營業利益率、前半年業外收支率、前半年負債佔資產比率、前一年半負債佔資產比率、前半年利息保障倍數、前一年半利息保障倍數、前半年流動比率、前一年半流動比率、前半年速動比率、前一年速動比率、前一年半速動比率、前二年速動比率、前半年營運資金比率、前半年長期資金適合率、前一年長期資金適合率、前半年總資產週轉率、前半年應收帳款週轉率、前一年半應收帳款週轉率、前半年固定資產週轉率、前半年淨值週轉率、前一年半淨值週轉率、前半年借款依存度、前一年半借款依存度、前半年稅後淨值報酬率、前半年稅前淨利率、前半年稅後淨利率、前半年每股盈餘、前半年每股營業額、前一年每股營業額、前半年營收成長率、前半年營業利益成長率、前半年稅前淨利成長率、前一年半稅前淨利成長率、前半年稅後淨利成長率、前半年總資產成長率、前一年總資產成長率、前一年半總資產成長率、前半年淨值成長率、前一年淨值成長率、前一年現金流量比率、前一年半現金流量比率
	智慧資本指標 前一年財測更新次數
公司治理指標	前二年獨立董事席次比率、前二年非獨立董事席次比率、前一年董事質押比率、前一年監事質押比率

(二)分類迴歸樹之實證結果

本研究中，運用分類迴歸樹(CART)模式經過五摺交叉驗證後篩選後保留之重要變數，整理如表4。

CART 利用二元遞迴的切割方式進行資料的分類，由表 3 各組合指標之分類結果可知，考慮財務比率指標測試樣本之整體正確判別率為 82.64%，而考慮財務比率指標、智慧資本指標及公司治理指標時之整體正確判別率可上升至 84.03%，此模式在加入公司治理指標後對於預測企業財務危機的發生產生效益。

(三)類神經網路之實證結果

在倒傳遞類神經網路(BPN)模式的建構方面，因Cybenko⁶⁵、Hornik, Stinchcombe, and White⁶⁶及Zhang et al.³⁶指出包含單一隱藏層之網路結構已可提供足夠的精確度，為避免網路結構過於龐大，因此本論文建



構之BPN將只包含單一隱藏層。而在網路結構之輸入層神經元部份，參考前述分別將28項財務比率指標共112個變數、6項智慧資本指標共12個變數及20項公司治理指標共40個變數，依序納入整合作為BPN之輸入層變數建構整合模式；而隱藏層神經元個數之決定，對網路訓練結果之影響至為關鍵，然目前並無普遍接受的指導原則或最佳法則，而最常使用的神經元個數係採試誤法(trial-and-error approach)決定³⁷，根據文獻指出一般採用 $n/2$ 、 $n/2 \pm 1$ 、 $n/2 \pm 2$ 、 $2n$ 、 $2n \pm 1$ 或 $2n \pm 2$ ⁶⁷⁻⁶⁹等個數組合做為試誤法的起始點，其中 n 代表輸入層神經元個數。在類神經網路的執行過程中，可參考測試資料之RMSE網路結構值；然而，最小的RMSE值並不表示其擁有最高的鑑別成效，因為RMSE值所代表意義僅為經由演算法所得之結果，與實際預測後的鑑別率未必成絕對的相關，因此，在選取最佳網路結構及模式時，除了將RMSE值作為比較依據外，同時也應考量整體鑑別率之優劣。

本研究在依序加入財務比率指標、智慧資本指標及公司治理指標之結構，依輸入層之變數個數 n ，隱藏層神經元的數目則測試 $n/2-2$ 至 $n/2+2$ 等 5 種組合進行測試；最後網路的輸出層部份僅包含企業為危機或正常公司之 1 個神經元；而在網路參數的相關設定部份，學習率測試範圍介於 0.00025 至 0.0005 之間（作者曾策試學習率小於 0.00025 時，訓練圈數大於 10,000 圈以上仍無法收斂等不同學習率之組合，惟結果差異不大，限於篇幅，不另列出其結果）；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、或訓練圈數依不同網路結構與學習率設計之收斂情形，其範圍介於 4,000 至 10,000 圈為止；並以擁有最高正確分類之鑑別結果為最終的網路結構。

表 3 為利用 BPN 依序納入財務比率指標、智慧資本指標及公司治理指標之不同神經元及學習率組合下之預測結果，由各組合指標之鑑別結果可知，依序考慮財務比率指標、智慧資本指標及公司治理指標時之整體正確判別率分別由 90.97%、93.06%提升至 94.44%，可知加入公司治理指標對於預測企業財務危機的發生的確有所助益。

(四)多元適應性雲形迴歸之實證結果

由於本研究建構企業財務危機之自變數高達164個，以多元適應性雲形迴歸(MARS)進行資料分析，是利用數段的解釋方程式的累計加總組成一個較具彈性的分類模式，並依據變異數分析(ANOVA)及 GCV值的評估準則，在篩選解釋方程式的過程時，可以找出對於模式的貢獻性較大的解釋方程式，根據包含在其中的變數重要性，可得影



響診斷結果之重要變數，經過五摺交叉驗證後篩選後保留之重要變數，整理如表5。

表5 MARS模式中各fold之三種指標曾篩選出的重要變數

財務比率指標	前半年營業毛利率、前一年營業毛利率、前半年營運資金比率、前半年應收帳款周轉率、前半年借款依存度、前半年稅後淨值報酬率、前一年稅後淨值報酬率、前半年稅後淨利率、前半年營收成長率、前半年稅前淨利成長率、前半年總資產成長率、前一年總資產成長率、前半年淨值成長率、前半年每股現金流量
	智慧資本指標
公司治理指標	前一年財測更新次數、前一年人力資產報酬率
	前一年董事持股比率

由表 5 之 MARS 模式的鑑別結果，顯示考慮財務比率指標測試樣本之整體正確判別率為 85.42%，而考慮財務比率指標、智慧資本指標及公司治理指標時之整體正確判別率可上升至 88.19%，此模式在加入公司治理指標後對於預測企業財務危機的發生亦有助益。

四、單一分類模式與整合模式之危機診斷結果

由於 BPN 模式不易進行變數之篩選，亦不易判斷其相對重要性，本小節將分別利用 LDA、CART 及 MARS 等診斷模式在五摺交叉驗證篩選所得之重要變數，作為前述各種單一分類模式之輸入變數（自變數），因此提出分別以 LDA、CART 及 MARS 整合各單一模式之二階段分類模式。各單一分類模式與各整合模式測試樣本之整體鑑別率整理於表 6。表 6 之結果可知在多數方法應用上，納入公司治理指標變數，明顯優於只考慮財務比率指標之分析結果，有助於偵測企業危機的發生，提昇模式鑑別效果並增加預測的準確性。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，將公司治理指標納入考量是刻不容緩的工作。此外，以單一方法診斷模式之整體鑑別率而言，BPN 在結合財務比率指標、智慧資本指標與公司治理指標時，表現最佳，鑑別率達 94.44%；而針對整合模式而言，整合模式在結合財務比率指標、智慧資本指標與公司治理指標時，其整體鑑別率幾乎皆高於其他模式；其中，運用 MARS 篩選之變數整合 BPN 模式在綜理財務比率指標、智慧資本指標與公司治理指標時，其整合模式之整體正確率高達 95.14%，優於所有模式之鑑別結果。亦即，相較於單一模式使用 BPN 模式而言，整合 MARS



與 BPN 模式，確實能得到較佳的診斷結果。

表 6 單一分類模式與各整合模式在不同指標下之整體鑑別率

		財務比率指標	財務比率指標、智慧資本指標	財務比率指標、智慧資本指標、公司治理指標
			指標	指標
單一模式之整體鑑別率	LAD	82.64%	84.72%	84.72%
	CART	82.64%	82.64%	84.03%
	BPN	90.97%	93.06%	94.44%
	MARS	85.42%	86.81%	88.19%
以 LAD 篩選模式變數整合之整體鑑別率	CART	81.25%	81.94%	81.94%
	BPN	90.97%	93.75%	94.44%
	MARS	88.19%	91.67%	91.67%
以 CART 篩選模式變數整合之整體鑑別率	LAD	83.33%	83.33%	83.33%
	BPN	85.42%	85.42%	86.81%
	MARS	91.67%	92.36%	92.36%
以 MARS 篩選模式變數整合之整體鑑別率	LAD	85.42%	85.42%	85.42%
	CART	85.42%	85.42%	85.42%
	BPN	92.36%	93.75%	95.14%

在評估模式診斷結果之優劣時，除了評估模式之整體鑑別結果之外，仍須注意個別判別結果之差異，亦即模式型一錯誤率（為將正常公司誤判為危機公司之錯誤狀況的比率）及型二錯誤率（為將危機公司誤判為正常公司之錯誤狀況的比率）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。

由表7顯示，各種結合指標中無論是單一模式之BPN或各種整合BPN模式之型一錯誤率的表現皆為較低；而在型二錯誤率的部份，單一模式中以BPN之表現為較佳，而整合模式中以MARS整合BPN模式之0.110為最低。由誤置成本的角度來看，以MARS篩選之變數整合BPN模式在結合財務比率指標、智慧資本指標與公司治理指標時，其誤置成本僅為0.048，優於所有模式。其中，有關誤置成本的計算方式可由文獻中瞭解，由下列公式可知⁷⁰：

誤置成本 = $c(2 | 1) * P(2 | 1) * p_1 + c(1 | 2) * P(1 | 2) * p_2$ (3)



其中， $c(2 | 1)$ 表類別一誤判為類別二的誤置成本， $c(1 | 2)$ 表類別二誤判為類別一的誤置成本， $P(2 | 1)$ 代表類別一誤判為類別二的誤置機率， $P(1 | 2)$ 表類別二誤判為類別一的誤置機率， $p1$ 表樣本中類別一所佔之比例， $p2$ 表樣本中類別二所佔之比例。

表 7 單一分類模式與各整合模式之型一、型二錯誤率比較

		財務比率指標			財務比率指標、智慧資本指標			財務比率指標、智慧資本指標、公司治理指標		
		型一 錯誤 率	型二 錯誤 率	誤置 成本	型一 錯誤 率	型二 錯誤 率	誤置 成本	型一 錯誤 率	型二 錯誤 率	誤置 成本
單一模式 之整體鑑 別率	LAD	0.119	0.336	0.173	0.083	0.364	0.153	0.092	0.336	0.153
	CART	0.157	0.225	0.174	0.157	0.225	0.174	0.148	0.196	0.160
	BPN	0.037	0.254	0.091	0.037	0.171	0.071	0.028	0.139	0.056
	MARS	0.084	0.336	0.147	0.092	0.250	0.132	0.073	0.246	0.116
以 LAD 篩選模式 變數整合 之整體鑑 別率	CART	0.167	0.254	0.189	0.169	0.218	0.179	0.148	0.275	0.179
	BPN	0.018	0.3046	0.090	0.019	0.200	0.064	0.028	0.143	0.056
	MARS	0.075	0.254	0.120	0.075	0.111	0.084	0.065	0.139	0.084
以 CART 篩選模式 變數整合 之整體鑑 別率	LAD	0.074	0.4546	0.169	0.074	0.454	0.169	0.064	0.475	0.167
	BPN	0.019	0.539	0.149	0.019	0.539	0.149	0.028	0.446	0.133
	MARS	0.019	0.271	0.082	0.038	0.196	0.077	0.047	0.171	0.078
以 MARS 篩選模式 變數整合 之整體鑑 別率	LAD	0.093	0.304	0.145	0.074	0.389	0.153	0.074	0.361	0.145
	CART	0.103	0.279	0.147	0.101	0.282	0.147	0.102	0.279	0.146
	BPN	0.038	0.196	0.077	0.019	0.193	0.062	0.028	0.110	0.048

隨著經濟環境的變化迅速，且企業間的交易活動步調越來越快，因此，審核企業財務危機所需的時間也成了重要之考量因素。LAD、MARS 及 CART 等分類工具所需之模式建構時間較短，而 BPN 所需時間則相對較長，尤其隨著變數個數的增加，所需時間將更為可觀。因此，本研究除了單純採用 BPN 建構預警模式外，同時利用 LAD、CART 及 MARS 所篩選所得之重要變數作為 BPN 之輸入變數，建構



一個二階段之預警模式，並將其模式建構所需時間記錄如表 8。由表中可知，若加入時間成本作為考量，在結合財務比率指標、智慧資本指標與公司治理指標時，比較最佳網路模式 BPN 之各種時間成本，當單純採用 BPN 建構輸入層神經元個數為 164 時，建構模式所需時間為 68 秒；而整合 MARS 與 BPN 之二階段模式中，僅保留 12 個重要變數作為輸入層之神經元個數，則可將模式建構所需時間縮短至 18 秒，節省了約 2/3 的時間。綜觀前述，整合 MARS 與 BPN 之二階段模式之鑑別能力優於其他鑑別模式，且該模式為一穩健性高之模式。

表 8 建構 BPN 模式所須運算時間比較表

	輸入層神經元個數	時間(秒)
單一模式	{164-82-0.0015}	68
以 LAD 篩選模式變數整合 BPN 之整合模式	{40-21-0.0010}	26
以 CART 篩選模式變數整合 BPN 之整合模式	{24-14-0.0030}	22
以 MARS 篩選模式變數整合 BPN 之整合模式	{12-5-0.000030}	18

Berenson and Levine⁷¹指出，當資料不符合常態性、均質性或隨機性等無母數統計方法之假設時，無母數檢定將具較佳之檢定力，因此，本研究採Friedman Rank Test視五摺資料為區集化設計，藉以驗證模式間處理差異之顯著程度。由表9之結果顯示，對各種模式之五摺整體鑑別率之檢定結果，其 p 值為0.000(<0.05、<0.005)，表具顯著之模式處理效果，亦即各種不同分類模式之整體鑑別率不全相等。



表 9 Friedman Rank Test 結果

		整體鑑別率 (%)	等級平 均數 (Mean Rank)	檢定統計量
單純模式	鑑別分析	84.72%	4.70	個數(N)=5
	分類迴歸樹	84.03%	4.20	
	類神經網路	94.44%	11.50	
	MARS	88.19%	7.20	
以鑑別分析篩 選之變數整合 模式	分類迴歸樹	81.94%	2.40	Chi-Square=41.965
	類神經網路	94.44%	11.30	
	MARS	91.67%	8.80	
以 CART 篩選 之變數整合模 式	鑑別分析	83.33%	4.30	自由度(df)=12 漸近顯著性 (Asymp.Sig.)=0.000
	類神經網路	86.81%	6.30	
	MARS	92.36%	9.30	
以 MARS 篩選 之變數整合模 式	鑑別分析	85.42%	4.80	
	分類迴歸樹	85.42%	4.60	
	類神經網路	95.14%	11.60	
檢定假設：驗證模式間處理差異之顯著程度				

為瞭解任兩種模式之差異程度，再透過 Wilcoxon Signed Rank Test 進行配對檢定；在綜合財務比率指標、智慧資本指標與公司治理指標下，由表 10 之檢定結果可見，假設顯著水準 α 為 0.05，則以 MARS 整合類神經網路之整體鑑別率與其他模式之整體鑑別率均達顯著差異。綜而言之，整合 MARS 與類神經網路之模式優於其他模式之分類表現，此因 MARS 所獲之分類規則較適於本研究之資料分析，致使援用 MARS 之整合模式不但能縮減維度，亦不失其鑑別能力，更能強化實務之意涵。



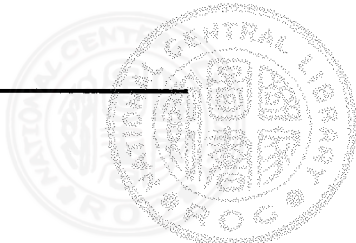
表 10 Wilcoxon Signed Rank Test 結果

		單純模式				以鑑別分析篩選之變數整合				以 CART 篩選之變數整合				以 MARS 篩選之變數整合			
		鑑別分析	分類迴歸樹	類神經網路	MARS	分類迴歸樹	類神經網路	MARS		鑑別分析	類神經網路	MARS		鑑別分析	分類迴歸樹	類神經網路	
單純模式	鑑別分析																
	分類迴歸樹	0.891															
	類神經網路																
	MARS																
	分類迴歸樹																
	類神經網路																
以鑑別分析篩選之變數整合	鑑別分析																
	分類迴歸樹	0.102	0.285	0.042*	0.042*												
	類神經網路																
	MARS																
	分類迴歸樹																
	類神經網路																
以 CART 篩選之變數整合	鑑別分析	0.285	0.786	0.043*	0.225	0.892	0.043*	0.141									
	分類迴歸樹																
	類神經網路	0.180	0.257	0.043*	0.581	0.066	0.042*	0.285	0.180								
	MARS																
	分類迴歸樹																
	類神經網路																
以 MARS 篩選之變數整合	鑑別分析	0.480	0.593	0.042*	0.109	0.066	0.042*	0.042*	0.416	0.336	0.042*						
	分類迴歸樹																
	類神經網路	0.680	1.000	0.042*	0.144	0.109	0.042*	0.068	0.684	0.498	0.043*	0.655					
	MARS																
	分類迴歸樹																
	類神經網路																

檢定假設

H_0 ：此二模式之整體鑑別率相等

H_1 ：此二模式之整體鑑別率不相等



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之權益，也使整體社會遭受損失，因此建立企業危機診斷模式，及早偵測相關風險警訊以利儘速採取措施，實有必要。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、智慧資本與公司治理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之建構程序，希望能發展一個更為精確的診斷技術。

實證結果顯示加入公司治理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 MARS 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，無論在整體正確判別率、型一與型二錯誤率、與誤置成本方面均有優於其他模式之鑑別結果，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；在分析工具的選擇上，提供給實務研究者更多的應用空間。

於後續研究建議方面，因本研究認定上市、上櫃公司若公司宣布倒閉破產、公司聲請重整、公司跳票或銀行發生擠兌、向外界紓困求援、公司被外界接管、CPA 對其繼續經營有疑慮、公司淨值為負數、公司轉列為全額交割股或下市（因每股淨值低於 5 元而轉為全額交割股者除外）、公司財務吃緊停工等，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。而在智慧資本及公司治理的變數選取上，可尋求更多的變數並突破資料年限上的限制，應可改善模式的鑑別能力。另外，亦可探討經營成功之企業其成功之模式，作為企業界相互觀摩、借鏡之重要歷程。

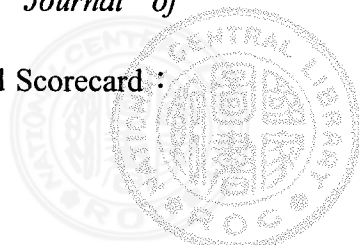
此外在模式的建構上，任何分析工具都有其優缺點，因此，後續研究者可納入更多的研究工具，如時間序列、整合類神經網路與模糊鑑別分析(fuzzy discriminant analysis)、支援向量機(support vector machines, SVMs)等，並嘗試將不同工具之優點結合，整合為新的模式，進而增加模式之危機診斷能力，亦可於後續研究中加以深入探討。

參考文獻

- [1] Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios and Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting; Selected Studies. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.



- [2] Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- [3] Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.
- [4] Lau, A. H-L (1987). A Five-State Financial Distress Prediction Model. *Journal of Accounting Research*, 25(1), 127-138.
- [5] 陳肇榮 (1983)。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博士論文，台北市。
- [6] Rajan, R. and L. Zingales (1998). Which Capitalism? Lessons from the East Asian Crisis. *Journal of Applied Corporate Finance*, 11(3), 40-48.
- [7] Prowse, S. (1998). Corporate Governance: Emerging Issues and Lessons from East Asia. Responding to the Global Financial Crisis —World Bank mimeo.
- [8] Deakin, E. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10, 167-179.
- [9] Altman, E. I. (1983). Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy. John Wiley and Sons, N. Y., N. Y.
- [10] Flagg, J. C., Giroux, G. A. and Wiggins, C. E. (1991). "Predicting Corporate Bankruptcy Using Failing Firms". *Review of Financial Economics*, 1, 67-78.
- [11] Zeitun, R., Tian, G. and Keen, S. (2007). "Default Probability for the Jordanian Companies: A Test of Cash Flow Theory". *International Research Journal of Finance and Economics*, 8, 147-162.
- [12] 潘玉葉 (1990)。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博士論文，台北縣淡水鎮。
- [13] 黃博怡、張大成、江欣怡 (2006)。考慮總體經濟因素之企業危機預警模型。金融風險管理季刊，2(2)，75-89。
- [14] 周百隆、盧俊安 (2007)。以Cascaded Logistic Model 建構我國企業財務危機預警模型之研究。中華管理評論國際學報，10(2)，2-8。
- [15] Masoulas, V. (1998). Organizational Requirements Definition for Intellectual Capital Management. *International Journal of Technology Management*, 16(2), 126-143.
- [16] Kaplan, R. S. and Norton, D. P. (1996). The Balanced Scorecard :

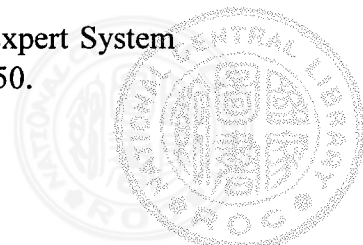


Translating Strategy into Action. the president and fellows of Harvard College.

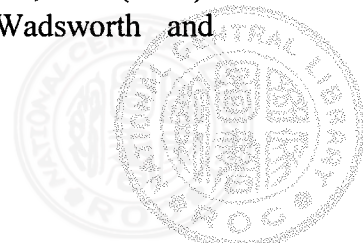
- [17] Stewart, T. A. (1997). *Intellectual Capital: The New Wealth of Organizations*. Bantam Doubleday Dell, N. Y., N. Y.
- [18] Edvinsson, L. and Malone, M. S. (1997). *Intellectual Capital*. Harper Collins, New York.
- [19] Bell, C. R. (1997). *Intellectual Capital*. *Executive Excellence*, 14(1), 15.
- [20] Bontis, N. (1998). *Intellectual Capital: An Exploratory Study that Develops Measures and Models*. *Management Decision*, 36(2), 63-76.
- [21] Ulrich, D. (1998). *Intellectual Capital=Competence*Commitment*. *Sloan Management Review*, 39(2), 15-26.
- [22] Brooking, A. (1996). *Intellectual Capital*. International Thomson, London.
- [23] Sveiby, K. (1997). *The New Organizational Wealth- Managing and Measuring Knowledge-Based Assets*. Big Apple Tuttle-Mori Agency.
- [24] Claessens, S., S. Djankov, J. F. and Lang, H. P. (2002). "Disentangling the Incentive and Entrenchment Effects of Large Shareholdings". *Journal of Financial*, 57(6), 2741-2771.
- [25] La Porta, R., Lopez-de-Silanes, F. and Shleifer, A. (1999). "Corporate Ownership around the World". *Journal of Finance*, 99(54), 471-517.
- [26] Yeh, Y. H., Lee T. S. and Woidtke T. (2001). *Family Control and Corporate Governance: Evidence from Taiwan*. *International Review of Finance*, 2, 21-48.
- [27] Byrd, J. W. and Hichman, K. A. (1991). *Do Outside Directors Monitor Managers? Evidence from Tender Offer Bids*. *Journal of Finance Economics*, 32, 195-221.
- [28] Agrawal, A. and Knoeber, C. R. (1996). *Firm Performance and Mechanisms to Control Agency Problems between Managers and Shareholders*. *Journal of Finance and Quantitative Analysis*, 31, 377-397.
- [29] Chen, and Hu (2001). *The Controlling Shareholder's Personal Stock Loan and Firm Performance*. *Expert Systems with Application*, 21, 225-234.
- [30] Morck R., Shieifer A. and Vishny R.W. (1988). *Management Ownership and Market Valuation: on Empirical Analysis*.



- Journal of Financial Economics*, 20, 293-315.
- [31] Johnson, R. A. and Wichern, D. W. (2002). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (5nd ed.). Prentice-Hall Inc, N. Y., N.Y.
 - [32] Cox, D. R. and Snell, E. J. (1989). *Analysis of Binary Data*. Chapman and Hall, London.
 - [33] Hosmer, D. W. and Lemeshow, S. (1989). *Applied Logistic Regression*. Wiley, N. Y., N.Y.
 - [34] 陳乙文、黃鈴琰 (2005)。影響財務危機預警模型因子之研究。建國科大學報管理類，24(2)，153-168。
 - [35] Gordon L. (1998). Which way to the mine? AS/400 Systems Management. *Arlington Heights*, 26(1), 42.
 - [36] Zhang, G., Patuwo, B. E. and Hu, M. Y. (1998). Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art. *International Journal of Forecasting*, 14, 35-62.
 - [37] 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，19(2)，9-22。
 - [38] Chung, H. M. and Gray, P. (1999). Guest Editors, Special Section: Data Mining. *Journal of Management Information Systems*, 16, 11-16.
 - [39] Lee, T. S. and Chiu, C. C. (2002). Neural Network Forecasting of an Opening Cash Price Index. *International Journal of Systems Science*, 33(3), 229-237.
 - [40] Craven, M. W. and Shavlik, J. W. (1997). Using Neural Networks for Data Mining. *Future Generation Computer Systems*, 13, 221-229.
 - [41] Fish, K. E., Barnes, J. H. and Aiken, M. W. (1995). Artificial Neural Networks: A New Methodology for Industrial Market Segmentation. *Industrial Marketing Management*, 24, 431-438.
 - [42] 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，9(4)，567-588。
 - [43] Lee, T. S. and Chen, N. J. (2002). Investigating the Information Content of Non-Cash-Trading Index Futures Using Neural Networks. *Expert Systems with Applications*, 22(3), 225-234.
 - [44] Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J. and Chen, I. F. (2002). Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 245-254.
 - [45] Nikolopoulos, C. and Fellrath, P. (1994). A Hybrid Expert System for Investment Advising. *Expert Systems*, 11, 245-250.



- [46] Zhang, G. and Hu, M. Y. (1998). Neural Network Forecasting of the British Pound/US Dollar Exchange Rate. *Omega*, 26(4), 495-506.
- [47] Vellido, A., Lisboa, P. J. G. and Vaughan, J. (1999). Neural Networks in Business: A Survey of Applications (1992-1998). *Expert Systems with Applications*, 17, 51-70.
- [48] Friedman, J. H. (1991). Multivariate Adaptive Regression Splines (with discussion). *Annals of Statistics*, 19, 1-141.
- [49] De Veaux R. D., Gordon, A. L., Comiso, J. C. and Bacherer, N. E. (1993). Modeling of Topographic Effects on Antarctic Sea Ice Using Multivariate Adaptive Regression Splines. *Journal of Geophysical Research*, 98(C11), 20307-20319.
- [50] Friedman J. H. and Roosen, C. B. (1995). An Introduction to Multivariate Adaptive Regression Splines. *Statistical Methods in Medical Research*, 4, 197-217.
- [51] Nguyen-Cong, V., Van Dang, G. and Rode, B. M. (1996). Using Multivariate Adaptive Regression Splines to QSAR Studies of Dihydroartemisinin Derivatives. *European Journal of Medical Chemistry*, 31, 797-803.
- [52] De Gooijer, J. G., Ray, B. K. and Krager, H. (1998). Forecasting Exchange Rates Using Time Series MARS. *Journal of International Money and Finance*, 17(3), 513-534.
- [53] 李天行、唐筱菁 (2004)。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。 *資訊管理學報*，11(2)，161-190。
- [54] Lee, T. S. and Chen, I. F. (2005). A Two-Stage Hybrid Credit Scoring Model Using Artificial Neural Networks and Multivariate Adaptive Regression Splines. *Expert Systems with Applications*, 28, 743-752.
- [55] Lee, T. S., Chiu, C. C., Chou, Y. C. and Lu, C. J. (2006). Mining the Customer Credit Using Classification and Regression Tree and Multivariate Adaptive Regression Splines. *Computational Statistics & Data Analysis*, 50, 1113-1130.
- [56] Chou, S. M., Lee, T. S., Shao, Y. E. and Chen, I. F. (2004). Mining the Breast Cancer Pattern Using Artificial Neural Networks and Multivariate Adaptive Regression Splines. *Expert Systems with Applications*, 27(1), 133-142.
- [57] Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. and Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. The Wadsworth and Brooks.



- [58] Steinberg, D, Bernard, B., Phillip, C. and Kerry, M. (1999). *MARS User Guide*. Salford Systems, San Diego, CA.
- [59] Zmijewski M.E. (1984). Financial Ratio and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-86.
- [60] 許瑞芳 (1997)。財務預測更新之資訊內涵研究。台北銀行月刊，27，53-70。
- [61] 林文修 (2000)。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博士論文，桃園縣中壢市。
- [62] Altman, E. I., Marco, G. and Varetto, F. (1994). Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (the Italian Experience). *Journal of Banking and Finance*, 18, 505-529.
- [63] Wilson, R. L. and Sharda, R. (1994). Bankruptcy Prediction Using Neural Networks. *Decision Support Systems*, 11(5), 545-557.
- [64] Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E. and Indro, D. C. (1999). Artificial Neural Networks in Bankruptcy Predictions: General Framework and Cross-Validation Analysis. *European Journal of Operational Research*, 116, 16-32.
- [65] Cybenko, G. (1989). Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function. *Mathematical Control Signal Systems*, 2, 303-314.
- [66] Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H. (1989). Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximations. *Neural Networks*, 2, 336-359.
- [67] Wong, F. S. (1991). Time Series Forecasting Using Backpropagation Neural Networks. *Neurocomputing*, 2, 147-159.
- [68] Lippmann, R. P. (1987). An Introduction to Computing with Neural Nets. *IEEE ASSP Magazine*, April, 4-22.
- [69] Hecht-Nielsen, R. (1990). *Neurocomputing*. Addison-Wesley, Menlo Park, CA.
- [70] Johnson, R. A., Wichern, D. W. (1998). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (4th ed.). Prentice-Hall Inc.
- [71] Berenson, M. L. and Levine, D. M. (1999). *Basic Business Statistics* (7nd ed.). Prentice-Hall International Inc., New Jersey.



致謝

本研究部分承輔仁大學(計劃編號：409531070137)經費贊助，特此誌謝。

作者簡介

陳雪芳為育達商業科技大學企業管理系講師，目前為輔仁大學商學研究所博士候選人。研究領域以多變量分析、人工智慧等方法論為主，有多篇論文發表於各學術期刊與研討會中。聯絡地址為苗栗縣361造橋鄉談文村學府路168號育達商業科技大學企業管理系，電子郵件帳號為 hfang@ydu.edu.tw。

李天行[通訊作者]為輔仁大學管理學研究所教授，現任輔仁大學管理學院院長。研究領域以顧客關係管理、人工智慧、應用統計、作業研究等為主；學術論文發表於 Hepato-Gastroenterology、Decision Support Systems、Obesity Surgery、Digestive and Liver Disease、Computational Statistics and Data Analysis、Expert Systems with Applications、中山管理評論、交大管理學報、資訊管理學報、及其他相關刊物。聯絡地址為台北縣242新莊市中正路510號輔仁大學管理學院，電子郵件帳號為 036665@mail.fju.edu.tw。

邱志洲為國立台北科技大學商業自動化與管理研究所教授，曾任輔仁大學管理學院院長。研究領域以類神經網路、客戶關係管理、資料探勘等為主；學術論文發表於 International Journal of Systems Science、International Journal of Industrial Engineering、Quality and Reliability Engineering International、IIE Transactions、Computers and Industrial Engineering、Journal of Intelligent Manufacturing、工業工程學刊、亞太管理評論、台大管理論叢、統計與資訊評論、及其他相關刊物。聯絡地址為台北市106忠孝東路三段一號國立台北科技大學商業自動化與管理研究所，電子郵件帳號為 Chih3c@ntut.edu.tw。

