演化式類神經網路在企業危機診斷上之應用—智慧資本指標的考量

Applying the Hybrid Neural Network Model to Diagnose the Enterprise Distress—Consideration of Intellectual Capital Indicator

邱志洲* 簡德年** 高凌菁***
Chih-Chou Chiu Te-Nien Chien Ling-Jing Kao

（Received Jul. 6, 2001；First Revised Sep. 29, 2003；Accepted Oct. 20, 2003）

摘 要：近年來，由於整體經濟環境的快速變遷，造成企業發生財務危機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要的課題之一。本研究利用整合鑑別分析與類神經網路的兩階段建構模式方法，建構企業危機診斷分類模型。此外，在探討企業危機的衡量指標上，本研究除了參考一般傳統財務性指標外，亦加入了智慧資本指標，希望能藉由更完整多元的企業資訊，來幫助企業本身評估其自我的眞實價值，並做出正確的決策。本研究經由理論與文獻的探討，建立了新的企業危機診斷模式，在經過實證的結果發現，經由鑑別分析方法針對所考量之衡量企業危機指標進行分析，得知企業經常失敗的原因，除了受到傳統財務構面指標的影響外亦受到智慧資本構面指標的影響。此外，有關整合鑑別分析與類神經網路方法所建構之企業危機診斷模式亦能確實有效的降低企業危機診斷的誤判情況，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、鑑別分析、類神經網路

Abstract: In these few years, the rapid change of global economic environment has increased the occurrence possibility of financial distress. Therefore, to build up an appropriate financial distress diagnosis model has become a very important task in industry. The objective of the proposed study is to investigate the performance of enterprise distress diagnosis by integrating the artificial neural networks with discriminant analysis technique. In addition to the financial capital indicator, the intellectual capital (IC) indicator is also included in the model to measure the assets of companies. The results from the present study indicate that the proposed combined approach predict much accurate and converge much faster than that the conventional neural network approach. In the other words, a neural network takes a long time to achieve an accurate result without a good initial estimate from discriminant analysis approach. Moreover, we find out that the diagnostic correctness of enterprise distress is significantly influenced by both traditional financial indicators and IC indicators.

Keywords: Intellectual capital , enterprise distress diagnosis, discriminant analysis, neural networks

* 台北科技大學商業自動化與管理研究所教授
Professor, Institute of Commerce Automation and Management, National Taipei University of Technology
** 台北科技大學商業自動化與管理研究所碩士
Master Institute of Commerce Automation and Management, National Taipei University of Technology
*** 美國俄亥俄州立大學行銷與物流學系博士生
Ph. D Student, Department of Marketing, and logistics The Ohio State University

臺灣大學學術期刊資料庫

壹、緒論

近年來，企業經營環境隨著資訊全球化時代的來臨而有了重大的轉變，在面對這樣瞬息萬變的情況下，企業本身已無法再使用傳統的經營模式來處理其所面對的問題。而基本上，企業經營通常會受到外在環境、本身經營不善或錯誤經營策略的影響，而造成財務危機之發生與倒閉現象。是以在面對這樣動態變化的企業環境下，企業危機預警制度的建立，就變得相當的重要與急迫。而事實上，一個企業危機預警模式的成功建構，將可使管理人員對於企業經營不確定所引發的風險能提早因應，債權人與股東更可藉由會計資訊所建立的財務報表，提早在企業財務危機發生前有所警覺，進而謀求相關因應之道，以避免企業營運危機的發生，使企業營運能依照正常軌道來進行，並達成企業目標。

自 1960 年代中期以來，國內外已有許多學者從事企業危機之相關研究，截至目前為止，針對企業危機診斷技術的討論在學術上已有許多的分類工具被發展出來，而這些工具包括了傳統統計方法、無母數方法以及人工智慧方法等。通常，在統計方法的應用上其技術包含了羅吉斯迴歸（logistic regression）以及鑑別分析（discriminant analysis）方法。而基本上，羅吉斯迴歸是一個簡單的有母數統計方法，其與傳統的迴歸分析（regression analysis）類似，而其最大的不同點乃在於所探討的反應變數性質上有所差異，因此，羅吉斯迴歸在應用上也必須符合一些傳統迴歸分析的假設，如避免殘差項存在自我相關，避免自變數間存在共線性問題，以及要求資料符合常態分配等相關的統計假設。至於鑑別分析方法的應用，除了對輸入變數需具有共變異性質的假設外，亦常被批評只能應用在單純的線性系統問題上。

而在無母數統計與人工智慧的分析方法中，亦有許多的技術被成功的發展出來，其中當然包含了近年來常被討論的類神經網路（neural network）模式。由於類神經網路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，因此，相對於羅吉斯迴歸與鑑別分析的應用範疇而言，類神經網路是有較大的運用空間。再者，根據大部分的研究顯示，類神經網路的表現也優於傳統的統計方法（Malhotra et al., 1999; Salchenberger et al., 1992）。只是雖然如此，相對於其他的技術而言，類神經網路亦有其本身的缺點，例如在建立分類模式的過程中，其常會因要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（Craven and Shavlik, 1997; Chung, 1999）。

為了解決現存類神經網路方法的缺點並增加企業危機診斷成功的精確度，本研究嘗試提出一整合鑑別分析與類神經網路的兩階段模式建構程序，來進行企業危機診斷分類模式的建立。主要的研究目的是希望先經由傳統的鑑別分析方法進行分析，再將其辨別之結果當作類神經網路的額外輸入資訊，以提供類神經網路一個良好的起始原

臺灣人學學術期刊資料庫

點，再透過類神經網路的學習、辨識能力，來發展一個更爲快速、精確的企業診斷模式。爲了驗證所提方法的可行性，我們將針對企業財務資本與智慧資本相關資料，進行企業危機診斷分類模式的建構，並根據所建構出之分類模式，診斷企業危機發生的可能性。

本研究共分爲五部分：第一部份爲緒論，說明本文的研究動機、目的及整體架構；第二部分的重點則在回顧企業危機、智慧資本、鑑別分析及類神經網路的相關文獻；第三部分則針對鑑別分析與類神經網路模式做一簡單之介紹；第四部分的實證中則描述本研究針對危機企業與正常企業資料，運用鑑別分析、類神經網路模式及整合鑑別分析與類神經網路方法所得之診斷結果；最後，第五部分則爲本研究的結論。

貳、文獻探討

一、企業危機

近年來，由於企業危機事件的層出不窮及全球經濟環境的快速變遷，促使有效運用企業內外在資源，與提早瞭解企業的潛在危機，已成爲企業最重要且必須面對的重要課題之一。基本上，企業管理的主要理念是希望能讓企業永續經營，而一個企業的生存與否，常受到許多內外在因素的影響，通常若各個影響因素能控制的適當，則企業的存活機會將相對提高，並且具有良好的獲利空間，反之，則企業的生存將受到嚴重的考驗。

在企業失敗預測的研究中，Beaver（1966）曾指出：當一個企業發生宣告破產、公司債務違約、銀行透支、或未支付優先股股息時，便可稱此企業爲已失敗。Deakin（1972）則將企業失敗定義爲：經歷過倒閉、無償債能力，或清算的廠商，便可視爲失敗企業；而 Altman（1983）則認爲經營失敗是企業投資報酬率低於其資金成本、無法償還到期的債務，以及企業的淨值爲負的情形可謂之。而在國內學者中，陳肇榮（1983）、陳隆麟（1992）等人則採用專家評定法定義企業失敗，即一企業經過多個專業人員，獨立而重複的評估，一致認爲其營運資金短缺，對短期債務之清償有顯著之困難，而其自有資金又相對不足，且短期內無法改善者稱之。林文修（2000）則認爲企業危機應將財務危機的發生過程階段納入考量，如此將較能表達企業危機發生的本質，並從整個企業經營風險與企業經營危機去探討企業生存與否的相關問題。

二、智慧資本

近年來，關於智慧資本（Intellectual Capital, I.C.）的議題，已引起全球性的廣泛討論與注意，而這些討論主要的焦點大多數集中在智慧資本的內涵、衡量與管理方面。事實上，智慧資本是由 John Kenneth Galbraith 於 1969 年首先提出的概念（Masoulas, 1998），其最主要的應用是用以解釋企業市場價值與帳面價值的差距；同時他也指出智慧資本除了傳統的資產外，還應包括所有資產創造價值的形式（Kaplan and Norton,

臺灣大學學術期刊資料庫

1996）。

Stewart（1997）也曾表示，組織所擁有的專利權、製程，人員的技術、科技，以及有關顧客與供應商的資訊，過去經驗的總和皆是智慧資本內涵的所在。他還同時強調智慧資本應該發揮兩項功能：一、整合可轉化的知識並保存原本易流失的知識；二、即時連結人與資料、專家等知識體系。而 Edvinsson and Malone（1997）則將智慧資本分爲人力資本與組織結構資本兩大部分，他同時也從企業競爭與動態的角度思考，將智慧資本比喻爲埋在地底下的樹根系統，是整棵大樹成長的原動力，並進一步指出，智慧資本不只是人類的腦力而已，同時也包括了品牌名稱與商標，甚至某些過去曾經記帳的成本，在經過一段時間的轉化後所形成的更大價值。有關過去學者對智慧資本相關的研究與定義，可彙整如表 1。

三、鑑別分析

鑑別分析（discriminant analysis）是 1930 年代中期由費雪（Fisher）所提出的一種劃分群體技術，其原理乃是根據預測變數的某些特性將研究對象區分爲兩個以上的群體，其目標則是要找出預測變數的線性組合，並建立一套判別模式，使此線性區別模式具有區別群體的最佳效果。亦即，尋找能將研究對象做最佳分類的預測變數組合（Cooper and Emory, 1995）。事實上，在經過各領域廣泛的應用後，鑑別分析已成爲一個廣爲人知的統計技術，並且相較於其他相關的方法而言，鑑別分析也是最常被使用於區隔問題的統計方法之一。

鑑別分析的應用範圍相當的廣泛，舉凡醫學、商業、化學、教育、生理、行銷研究、以及考古學等都有其應用之處。例如：Lee et al.（1999）曾利用鑑別分析進行產業的破產預測，並指出在破產預測方面，鑑別分析是最常被應用到的分析方法；Trevino and Daniels（1995）亦曾將鑑別分析用於分辨投資績效，及判斷直接投資到美國市場對公司績效的影響；Kim et al.（2000）使用鑑別分析對韓國的房地產市場進行市場區隔分析，並預測消費者的購買行爲；又如 Desai et al.（1996）運用鑑別分析在信用卡及銀行領域中，建立信用分數的判別模型。

而鑑別分析在如此廣泛的使用下，其主要的優點有（Sung et al., 1999）：結果容易瞭解及建構好的模式容易再使用；而其主要的問題有：違反常態或變數應有的假設時，其鑑別結果不佳；很難說明每個變數的相對重要性及很難使用在時間序列資料的問題上。

四、類神經網路

類神經網路的相關研究與其應用範圍在近年來發展極爲迅速。其應用之領域包括了工業工程、商業與金融、社會科學及科學技術等。其最大的優點除了在於可應用

臺灣大學學術期刊資料庫

表 1　智慧資本之相關研究彙整

作者(年代)	研　究　主　題
Edvinssion and Malone (1997)	透過智慧資本衡量資訊時代中無形資產的價值，以斯堪地亞財務金融公司爲例，說明智慧資本的評估、測量與運作過程，其中明確定義全球 I.C.衡量指標：財務 18 個、人力 22 個、顧客 20 個、流程 19 個、更新與開發 32 個。
Roos, et al. (1997)	以著書方式，列舉多家個案公司用以說明各種智慧資本的架構，解釋其指標實際運用的過程，並整合智慧資本的評量標準。
Sveiby (1997)	重點爲無形資產的定義、分類、管理與衡量，提出無形資產的監測系統，並列舉多家個案企業說明計算方式，解釋其指標實際運用的過程。
Brooking et al. (1998)	記錄、定義、測量與管理智慧資本，並審查公司達到目標的能力，以生物工程與電子等兩家公司的個案爲例，並加以檢驗與評比。
Bontis (1998)	提出一架構說明智慧資本的運作，清楚定義智慧資本各要素的領域，並界定人力資本、結構資本、關係資本三者的內涵。
Johnson (1999)	針對知識基礎的企業，定義智慧資本的要素，列出智慧資本無形資產的架構，並提出智慧資本整合性分類，與測量智慧資本的存量與流量。
Lynn (1999)	從歷史觀點與當前研究將智慧資本的測量與評估帶入管理、規劃與控制系統，並提出一個試驗性質四階段的績效評估架構。
Joia (2000)	連結企業策略與智慧資本來衡量無形的企業資產，提出一套啓發式創新的無形資產衡量方法，並運用實例說明了無形資產計算方式。
Guthrie (2001)	從智慧資本的起源分別探討與評比結構資本、顧客資本與人力資本三構面的重要性，並彙整了近期各研究組織對於智慧資本的衡量、管理與相關報告。
黃宛華(1999)	調查台灣資訊服務業的智慧資本，運用分析層級程序法求算出 18 項要素的相對權重，找出最重要的無形資產，分爲人力、流程、創新、關係等資本。
林文修(2000)	從企業經營危機與智慧資本等理論，分析其內涵與推導它們之間的關係，發現它們是企業績效評估與生存的良好解釋變數。其中並定義了 13 項智慧資本構面指標，用以建構企業危機預警模式。

資料來源：本研究整理

於建構非線性模式外，對於傳統統計方法在建構模式時所要求的許多假設條件亦可予以彌補。而基本上，類神經網路的原始想法與基本構造皆與神經生物學中的神經元構造相似。根據 Freeman and Skapura（1992）的定義，類神經網路是模仿生物神經網路的資訊處理系統，它使用了大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力。而在一個網路模型當中，一個人工神經元將從外界環境或其他人工神經元取得資訊，依據資訊的相對重要程度給予不同的權重，並予以加總後再經由人工神經元中的數學函數轉換，輸出其結果到外界環境或其他人工神經元當中。其運作概念可整理如圖 1。

臺灣大學學術期刊資料庫

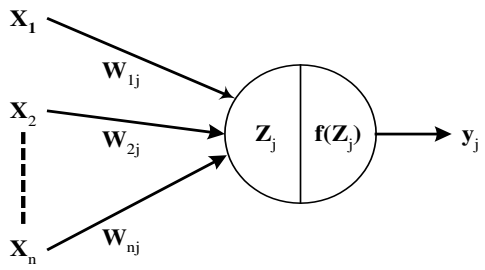


圖 1　神經元之構造

其中，X_1、X_2、…、X_n 代表輸入值，W_{ij} 代表連接鍵的權數，$Z_j = \Sigma W_{ij} X_i$ 代表加權和，$f(Z_j)$ 則是代表一轉換函數，最後 y_j 則是神經元的輸出值。

由於類神經網路除了具有嚴謹的數學推論、巨量平行的處理能力、高容錯能力、高聯想力以及能過濾雜訊等特性外，且可應用於建構非線性之模式，並能彌補傳統統計方法建構模式時須設立許多假設條件的缺點（Rumelhart et al., 1986），近年來類神經網路在社會科學上已成爲使用非常普遍的工具。事實上，在實務界的已有愈來愈多的問題都運用類神經網路來進行分析。例如在市場區隔（Fish et al., 1995; Berry and Linoff, 1997）、破產預測、信用預測、利率預測、及保險問題中的道德危機問題等（Vellido et al., 1999）。

直至現今，已有許多的類神經網路模式被提出，而根據 Vellido et al.（1999）的研究，於 1992 到 1998 年之間，在商業上使用類神經網路作爲分析方法者，約有 78％的研究採用了倒傳遞類神經網路（Back-Propagation Neural Network, BPN）來進行分析。由於倒傳遞類神經網路具有學習準確度高，回想速度快及應用普遍等的優點，故本研究中將以倒傳遞類神經網路模式作爲分析之工具。

參、研究方法

本研究之目的是整合鑑別分析法與倒傳遞類神經網路，針對企業危機診斷分析建構預警模式。研究的進行程序是先針對資料進行鑑別分析，篩選出重要指標並得到初步判別結果，再將此判別結果併入倒傳遞類神經網路的輸入層，作爲額外的變數資訊，最後再利用倒傳遞類神經網路修正判別數值，以求得較佳的企業診斷結果。

一、鑑別分析

鑑別分析是一種被廣泛應用在各領域的傳統統計方法，而鑑別分析的主要目的爲：找出預測變數的線性組合，使其組間差異平方和相對於組內差異平方和（或總差異平方和）之比值爲最大，而每一個線性組合與先前已經獲得的線性組合均不相關。其實施的程序在於先檢定各組重心是否有差異再找出那些預測變數具有最大的區別

臺灣大學學術期刊資料庫

能力，最後再根據新受測者預測變數的數值，將該受測者分派到其所應隸屬的群體（Johnson and Wichern, 1998）。

關於統計上的假設，鑑別分析對於所分析的資料，要求其符合常態性、獨立性及均質性的條件，此外，也要求分析變數的共變異矩陣需具有均質性之特性（Johnson and Wichern, 1998）。若是共變異數矩陣有均質性時，使用者可使用 Fisher 的線性判別模式（Linear Discriminant Analysis, LDA）進行分析，其型態可表示如下：

$$D = B_0 + \sum_{i=1}^{n} B_i * X_i \qquad (1)$$

其中：D 爲判別分數；B_0 爲估計常數項；B_i 爲估計係數；X_i 爲自變數

在結果的解釋方面，線性鑑別分析主要在瞭解哪些樣本可以區分成不同之組別，而這些組別間又有何不同；在預測方面，則是根據建構出的區別函數，將各觀測值代入函數中以求得判別分數，並依據其所得之判別分數對輸入樣本進行分類，亦即各觀測值會被分派在其判別分數最高的區隔中。

而當分析資料的共變異數矩陣不符合均質性的要求時，則常使用非線性的判別模式（Quadratic Discriminant Analysis; QDA）。從理論的角度而言，當各群體的共變異數矩陣不相等時，使用 QDA 的結果會比 LDA 來得較佳。然而，因爲使用 QDA 會增加許多額外的估計參數。因此，使用 QDA 區隔的效果常會較 LDA 來得差（Dillon and Goldstein, 1984; Sharma, 1996）。此外，雖然理論上 LDA 是 QDA 的一個特例，在應用上可能會有其相對之限制，而且 LDA 在使用時常因其假設會面臨一些誤差，但根據研究顯示，LDA 可以提供比 QDA 更穩健的分析結果（Sanchez and Saeabia, 1995）。

而在常態性方面，鑑別分析假設各群體的資料是來自於多變量常態分配的母體。不過違反常態性假設條件對於進行鑑別分析並不會造成顯著的影響，換言之，只要不要太偏離常態分配的假設，所得的各種顯著性檢定仍然是適用的。此外，使用 Fisher 的線性判別模式是不需要常態性假設的（Johnson and Wichern , 1998）。

二、倒傳遞類神經網路

類神經網路的網路型態有許多不同的種類，其中倒傳遞類神經網路是目前應用最爲廣泛的模式之一（Fish et al., 1995）。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。一般而言，倒傳遞類神經網路之結構包含三層：輸入層（input layer）、隱藏層（hidden layer）及輸出層（output layer），其中隱藏層之數目可以是一層或多層。在輸入層部分，神經元的數目即爲我們所欲輸入的變數個數，而輸出層中神經元的輸出結果則爲網路最後的輸出值。一個簡單倒傳遞類神經網路模式的結構圖示可整理如圖 2：

臺灣大學學術期刊資料庫

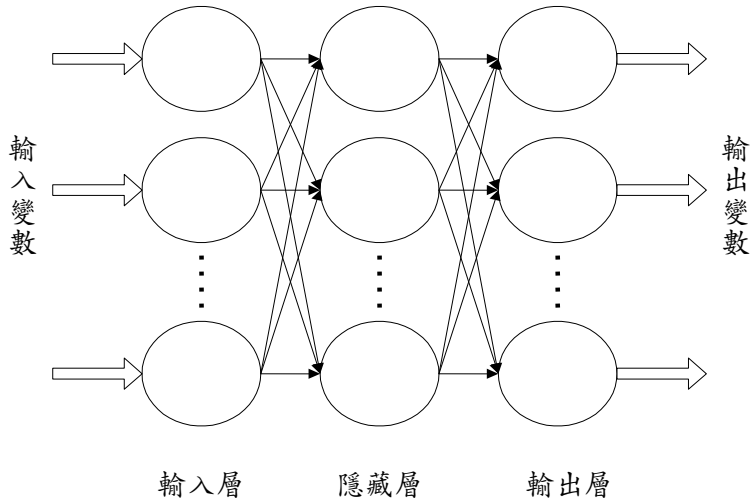


圖 2　倒傳遞類神經網路架構圖

在圖 2 中，類神經網路的第一層爲輸入層；第二層爲隱藏層；第三層爲輸出層，層與層間有連接鍵相互連接，同層間的神經元則沒有連接鍵。每一條連接鍵均含有一個相對應之權數（W_{ij}），它代表著輸入訊息的重要程度。輸入層的目的是接受輸入資料並將其傳給隱藏層，再經過計算與轉換的過程後傳送到輸出層。

倒傳遞類神經網路具有學習準確度高，回想速度快，容忍含有雜訊輸入資料等的優點。而其缺點在於學習速度緩慢、易陷入局部最小值（local minimum）的問題（Freeman and Skapura, 1992）。因此，當建立網路模式時，對於相關參數的選擇常有許多基本的原則需考量運用。例如在網路隱藏層方面，經驗顯示隱藏層在一到二層時會有最好的效果，Zhang et al.（1998）亦提出具有一層隱藏層的神經網路模式就能達到解決問題時所需要的精確度。

此外，類神經網路對於變數的選取有較大的自由度，沒有如傳統統計方法般的限制，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，隱藏層中所需設定的神經元數目，並無特定的方式或方法可供運用，使用者將須依系統的特性來進行判斷。Davies（1994）認爲沒有速成的法則可以用來決定此一參數，唯有透過試誤法（trial and error）才能達成。由於隱藏層的神經元數目會影響整個網路的學習能力，因此過多的神經元數目雖然可以達到較好的學習效果，但是在訓練時卻需要花費較多的時間，在使用上較不方便；過少的神經元數目則會促使網路模式無法完整地描述出輸入和輸出變數間的關係。

而關於類神經網路的演算流程方面，倒傳遞神經網路的運算是由輸入層將資料傳給隱藏層，經計算與轉換後，將結果送至輸出層，且在計算輸出值與實際值的差距後，

臺灣大學學術期刊資料庫

再將誤差回傳給隱藏層去修正連接鍵的權數，其目的是要使輸出層之輸出值與眞實值的誤差最小。而此訓練過程會重複進行，直至誤差收斂至預設的條件爲止。一般而言最常使用的訓練方法是最陡坡降法（gradient steepest descent method），它是用來調整權數變動的幅度（ΔW_{ij}），

$$\Delta W_{ij} = -\eta(\partial E / \partial W_{ij}) \quad (2)$$

在方程式(2)中，η 爲學習率(learning rate)；E 爲誤差函數，$E = \frac{1}{2}\sum(T_j - A_j)^2$；$T_j$ 表實際值；A_j 表網路輸出值。

此外，在學習率方面，通常學習率太大或太小對網路收斂性質均會有負面的影響。較大的學習率會使網路的震幅過大，造成數值震盪而難以收斂。而較小的學習率，則會造成學習訓練時間過長，易使誤差函數落入區域最小值（local minimum）。依據文獻指出，學習率取小於 1 的值，大都可以得到較佳的學習效果及良好的收斂數值（Freeman and Skapura, 1992）。

事實上，截至目前爲止，對於類神經網路的建構，至今尚未有一個公認一致的方法，大多數的文獻也都在探討如何改善倒傳遞類神經網路的學習精確度與學習速度（Vellido et al., 1999）。在本研究中，我們嘗試提出一新的分析技術，即整合鑑別分析與倒傳遞類神經網路方法來進行危機企業診斷預警模式的建構工作，並以民國八十六年至民國八十九年台灣企業資料作爲實證研究之對象。

換言之，本研究擬透過鑑別分析與倒傳遞類神經網路方法的整合以建構企業危機之預警模式，其中，在第一階段中，我們將把整理後的資料，利用鑑別分析進行變數的篩選與企業是否發生危機的初步診斷，之後再將第一階段診斷的結果一併代入倒傳遞類神經網路的模式中，以進行企業危機預警模式的調整，希望能獲得較佳的診斷結果。

肆、實證研究

一、研究設計

爲實際探討智慧資本指標對企業危機產生與否的影響，及驗證論文中所提之整合鑑別分析與類神經網路兩階段建構模式方法之有效性，本研究乃以民國八十六年至八十九年台灣上市公司資料爲實證研究的測試對象。原則上，我們將先使用鑑別分析進行企業危機的初步分類，並找出重要的影響指標；再將其診斷結果當作類神經網路的額外輸入資訊，以提供類神經網路一個良好的起始原點，再透過類神經網路的學習與辨識能力，來發展一個更爲快速且精準的診斷模式。圖 3 爲本文之研究架構。

臺灣大學學術期刊資料庫

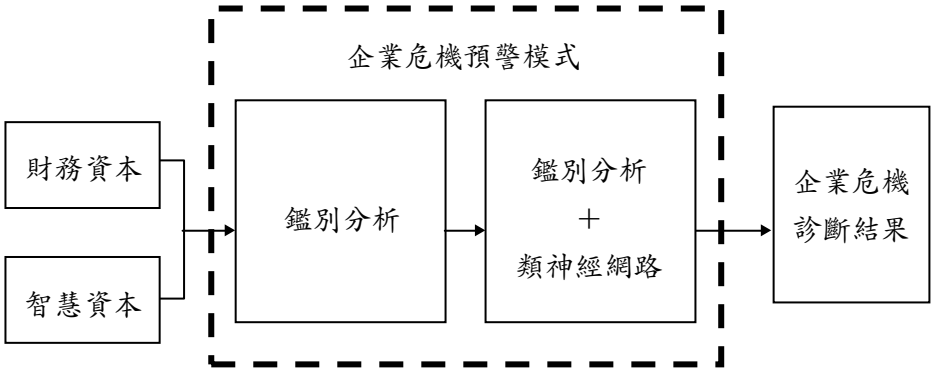


圖 3　觀念性架構圖

一般而言，企業失敗的狹義定義可描述爲破產、倒閉、解散或清算等事件，而廣義的企業失敗則可涵蓋破產及先前經營上之危機事件。爲明確的界定企業危機的發生與否，本研究將採用廣義的企業失敗定義，並以台灣證券交易所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，認定上市公司變更交易方式爲全額交割股或停止買賣，以及終止其買賣時，將列爲失敗的公司。

本研究所選用的資料是取自台灣經濟新報資料庫（Taiwan Economic Journal Data Bank, TEJ），企業資料蒐集的時間則選擇在民國八十六年至民國八十九年，而資料樣本的選取乃根據下列三個原則來進行：一、需在企業危機發生前有四季以上完整公司資訊者。二、需有足夠適合之配對公司以做爲對照樣本者。三、同一產業下的正常企業與危機企業其企業規模需相似者。根據上述三項原則，本研究共選取了三十五家危機企業與三十五家配對的正常企業，共計企業樣本七十家（詳見附錄 A）。

在研究變數的選擇上，本章乃依據國內外學者所採用之企業危機衡量指標爲基礎進行選擇，選擇結果共包括了 27 個財務構面指標及 7 個智慧資本構面指標（詳見附錄 B）。由於在資料收集的過程中，我們同時考慮了企業危機發生前的四季相關資訊，並加入了時間構面下對企業危機有可能產生影響的作用項，所以共納入了 136 個變數。

在應用環境方面，本研究在前置資料處理部分使用 MS Excel 與 SPSS 軟體，在程式建構的程序中則採用 SPSS 軟體與 Vesta 出版之 Q-net（1998）軟體進行分析，分析結果則分別整理陳述如下。

二、實證結果

針對本研究樣本資料，我們首先使用鑑別分析來進行診斷模式的建構，此外，爲求建構模式之客觀性及效度考量，本研究將 70 筆資料中的 46 筆作爲模式建構之用，而剩下之 24 筆資料則保留爲測試之用。由於在本研究實證範例當中，實證資料影響

臺灣大學學術期刊資料庫

因素眾多，爲取得較精簡的輸入變數，本研究使用逐步鑑別功能（stepwise discriminant function）來進行鑑別分析，並且依據各變數之 Wilks' Lambda 值（又稱 U 統計量）作爲刪減變數的準則與方法；依據本論文所挑選之企業衡量指標（共 136 個預測變數及 1 個目標變數），經過逐步鑑別分析運算後，所篩選出之重要變數可整理如表 2。

表 2　鑑別分析篩選出之重要指標

指標名稱
前一期之流動比率
前一期之負債比率
前二期之借款依存度
前二期之每股盈餘
前三期之總資產成長率
前四期之管理費用佔營收淨額

由表 2 中，我們發現在 136 個變數中，經過運算後，篩選出之重要變數依序爲前一期之流動比率、前一期之負債比率、前二期之借款依存度、前二期之每股盈餘、前三期之總資產成長率與前四期之管理費用佔營收淨額等 6 個。從表 2 可以發現，在指標的挑選上，屬於智慧資本指標的「管理費用佔營收淨額」亦出現在重要指標之列。換言之，智慧資本在企業中確實有其影響程度。此外，利用鑑別分析進行企業診斷所得之初步結果亦彙整如表 3。

表 3　鑑別分析之診斷結果

樣本類型	樣本數	企業類型	判斷結果		正確判別率
			正常企業	危機企業	
學習樣本	46	正常企業	23（100.00%）	0（0.00%）	93.48%
		危機企業	3（13.04%）	20（86.96%）	
測試樣本	24	正常企業	11（91.67%）	1（8.33%）	83.33%
		危機企業	3（25.00%）	9（75.00%）	

由表 3 我們可以看出利用鑑別分析進行分類所得知初步診斷結果，學習樣本之正確判別率爲 93.48%，而測試樣本之正確判別率爲 83.33%。

關於單純使用類神經網路來建構企業診斷模式方面，在網路結構決定部分，因 Hornik et al.（1989）及 Zhang et al.（1998）曾指出，通常一個適當且包含單一隱藏層之類神經網路模式，已可針對問題提供足夠的精確度。因此，在本文所建構之類神經網路將只包含單一隱藏層。在輸入層神經元方面，我們將根據先前鑑別分析所求得之變數篩選結果，只單純採用六個變數（前一期之流動比率、前一期之負債比率、前

臺灣大學學術期刊資料庫

二期之借款依存度、前二期之每股盈餘、前三期之總資產成長率與前四期之管理費用佔營收淨額）作爲輸入變數，而由於輸入層中只有 6 個神經元，因此隱藏層中神經元的測試個數被設定爲 11、12、13、14 與 15 五種組合；最後在網路的輸出層部分則只包含 1 個神經元：企業危機產生與否。

此外，本研究在網路參數的相關設定中，因 Rumelhart et al.（1986）建議較小的學習率會得到較佳的結果，因此學習率將測試 0.01、0.1、0.2、0.3 等四種組合。而有關網路訓練準則方面我們是以訓練資料的 RMSE（root mean squared error）值小於或等於 0.0001 或最多訓練 3000 次爲條件，且設定擁有最小測試資料 RMSE 值之網路結構爲最佳的網路模式。

表 4 爲不同神經元及學習率組合下類神經網路診斷模式結果的比較。由表 4 可知，當網路結構爲{6-13-1}：即輸入層包含 6 個神經元；隱藏層包含 13 個神經元；輸出層包含 1 個神經元及學習率爲 0.01 時有最小的測試資料 RMSE 值。圖 4 爲{6-13-1}網路結構訓練樣本之 RMSE 趨勢圖，由圖 4 可知所建構模式之訓練資料 RMSE 值收斂情況良好。此外，利用類神經網路結構{6-13-1}進行企業診斷所得之結果亦可彙整如表 5，根據結果顯示，學習樣本整體正確判別率爲 100.00%，而測試樣本之整體正確判別率只有 79.19%。

在整合鑑別分析與類神經網路模式的建構方面，由於整合模式必須加入鑑別分析之判別結果作爲類神經網路輸入層的額外資訊，因此整合模式輸入層將包含 7 個（6 個重要指標與 1 個鑑別分析診斷結果）神經元進行測試；而隱藏層中神經元的數目則選擇爲 13、14、15、16 與 17 等五種組合；最後輸出層部分則仍只包含 1 個神經元：企業失敗與否。在網路參數的相關設定中，學習率將測試 0.01、0.1、0.2、0.3 等四種組合，有關網路訓練準則方面則以訓練資料的 RMSE 值小於或等於 0.0001 或最多訓練 3000 次爲條件。

表 4　類神經網路模式不同參數組合下之預測結果

隱藏層結點	學習率	Training RMSE	Testing RMSE
11	0.01	0.1597	0.3049
	0.1	0.1518	0.3269
	0.2	0.1401	0.3587
	0.3	0.1258	0.3118
12	0.01	0.1598	0.3048
	0.1	0.1475	0.3409
	0.2	0.1347	0.3392
	0.3	0.1305	0.3191
13	0.01	0.1594	0.3046
	0.1	0.1546	0.3295
	0.2	0.1412	0.3572

臺灣大學學術期刊資料庫

	0.3	0.1328	0.3526
14	0.01	0.1599	0.3050
	0.1	0.1552	0.3298
	0.2	0.1422	0.3536
	0.3	0.1300	0.3199
15	0.01	0.1605	0.3053
	0.1	0.1496	0.3389
	0.2	0.1410	0.3594
	0.3	0.1270	0.3119

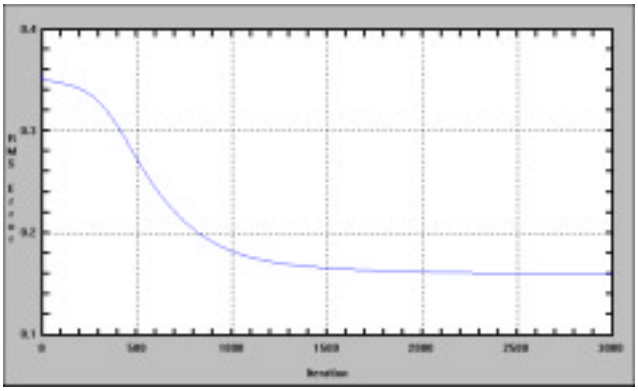


圖 4 {6-13-1} 類神經網路模式訓練樣本之 RMSE 趨勢圖

表 5 類神經網路分析診斷結果

樣本類型	樣本數	企業類型	判別結果		正確判別率
			正常企業	危機企業	
學習樣本	46	正常企業	23（100.00%）	0（0.00%）	100.00%
		危機企業	0（0.00%）	23（100.00%）	
測試樣本	23	正常企業	10（83.33%）	2（16.67%）	79.16%
		危機企業	3（25.00%）	9（75.00%）	

表 6 爲不同神經元及學習率組合下整合鑑別分析與類神經網路診斷模式之分析結果。由表 6 可知當網路結構爲｛7-15-1｝：即輸入層包含 7 個神經元；隱藏層包含 15 個神經元；輸出層包含 1 個神經元，學習率爲 0.01 時有最小的測試資料 RMSE 值。圖 5 則爲整合型診斷模式之訓練樣本 RMSE 趨勢圖，由圖 5 可知所建構整合型模式之 RMSE 值，其收斂速度較單純使用類神經網路模式爲快，且收斂情況較爲良好。表 7 爲｛7-15-1｝整合模式所求得的診斷結果。由表中可知，學習樣本的整體正確判別率爲 100.00%，測試樣本的整體正確判別率爲 83.33%。此結果比單純使用類神經網路模式分析所得數據爲佳。換言之，就本範例而言，整合後之類神經網路模式在加

臺灣人文學術期刊資料庫

入額外來自鑑別分析所求得之結果後，在網路模式的建構上縮短了訓練的時間，且就模式所提供之精確度而言，也相對提高許多。

表 6　整合鑑別分析與類神經網路模式在不同參數組合下之預測結果

隱藏層結點	學習率	Training RMSE	Testing RMSE
13	0.01	0.1577	0.3109
	0.1	0.1533	0.3271
	0.2	0.1385	0.3333
	0.3	0.1262	0.3273
14	0.01	0.1580	0.3108
	0.1	0.1529	0.3275
	0.2	0.1498	0.3348
	0.3	0.1340	0.3395
15	0.01	0.1573	0.3105
	0.1	0.1541	0.3301
	0.2	0.1428	0.3513
	0.3	0.1237	0.3299
16	0.01	0.1579	0.3106
	0.1	0.1546	0.3285
	0.2	0.1382	0.3380
	0.3	0.1316	0.3528
17	0.01	0.1583	0.3108
	0.1	0.1554	0.3298
	0.2	0.1363	0.3236
	0.3	0.1258	0.3343

臺灣大學學術期刊資料庫

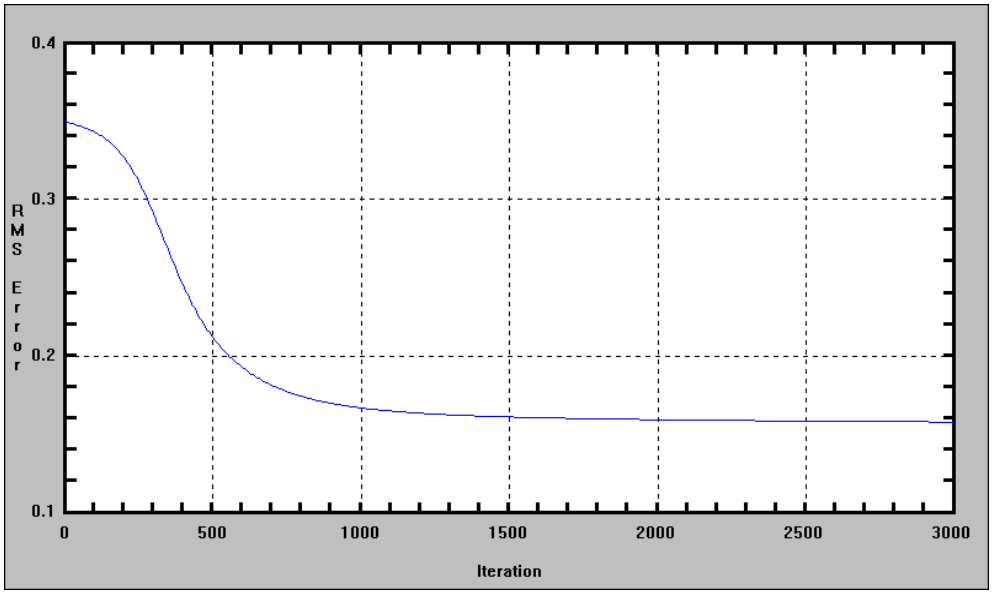


圖 5 {7-15-1} 整合鑑別分析與類神經網路模式訓練樣本之 RMSE 趨勢圖

表 7 整合鑑別分析與類神經網路分析診斷結果

樣本類型	樣本數	企業類型	判別結果		正確判別率
			正常企業	危機企業	
學習樣本	46	正常企業	23（100.00%）	0（0.00%）	100.00%
		危機企業	0（0.00%）	23（100.00%）	
測試樣本	23	正常企業	11（91.67%）	1（8.33%）	83.33%
		危機企業	3（25.00%）	9（75.00%）	

爲了比較本研究運用三種不同方法所建構出之分類模式績效的差異，我們將各模式針對測試樣本所求得之整體正確判別率整理於表 8。根據表 8 的結果可知，整合鑑別分析之類神經網路模式與使用鑑別分析的整體正確判別率皆爲 83.33%，兩者的辨識率相同，結果亦都比單純使用類神經網路的 79.16%爲高。亦即，相較於個別使用類神經網路模式而言，整合鑑別分析之類神經網路模式，確實能得到較佳的診斷結果。此外，就模式的建構來說，整合模式之技術也確實縮短了模式的訓練時間。而最後爲了驗證所提整合鑑別分析之類神經網路模式能在資料充分的情況下，確實提供較精確的企業診斷結果，我們進一步針對所有的樣本資料(共 69 筆)，利用 13-fold cross-validation 方式進行模式的建構與企業的診斷。有關各模式針對運用 cross-validation 方式所求得之整體正確判別率可整理於表 9。由表 9 中的數據我們得知，在資料相對較充分的情形下整合鑑別分析之類神經網路模式較單純只使用鑑別分析的整體正確判別率高出 3.35%，而且其結果亦比單純使用類神經網路所得的結果高

臺灣大學學術期刊資料庫

出 7.78%。

表 8　三種模式針對測試樣本診斷後之結果比較

分析方法	整體正確判別率
鑑別分析	83.33%
類神經網路	79.16%
整合鑑別分析與類神經網路	83.33%

表 9　三種模式針對運用 cross-validation 方式診斷後之結果比較

分析方法	整體正確判別率
鑑別分析	84.75%
類神經網路	80.32%
整合鑑別分析與類神經網路	88.10%

伍、結論與建議

近年來，由於整體經濟環境的快速變遷，造成企業發生財務危機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要的課題之一。事實上，截至目前爲止，針對企業危機診斷技術的討論，在學術上已有許多相關的研究被提出，這些技術包括了傳統的統計方法、無母數方法以及人工智慧方法等。而在無母數統計與人工智慧的分析方法中，亦已有許多的技術被成功的發展出來，其中當然包含了近年來常被討論的類神經網路模式。基本上，類神經網路是一種具有嚴謹數學推論、巨量平行處理能力、高容錯能力、高聯想力以及能過濾雜訊等特性，可應用於建構非線性之模式外，能彌補傳統統計方法在建構模式時須設立許多假設條件的缺點。但是，類神經網路也因著其學習時間的冗長，以至於在應用上，相對於其他的技術而言，有其不便利之處。

本研究利用整合鑑別分析與類神經網路的兩階段建構模式方法，建構企業危機診斷分類模型。主要的目的是希望先經由傳統的鑑別分析方法進行資料的初步分析，再將其辨別之結果當作類神經網路的額外輸入資訊，以提供類神經網路一個良好的起始原點，再透過類神經網路發展一個更爲快速且精確的企業危機診斷模式。此外，在探討企業危機的衡量指標上，本研究除了參考一般傳統財務性指標外，亦加入了智慧資本指標，希望藉由更完整多元的企業資訊，來幫助投資人評估企業的眞實價值，並做出正確的決策。

本研究經由理論與文獻的探討，建立了新的企業危機診斷模式，在經過實證的結果發現，經由鑑別分析方法針對研究中所考量之衡量企業危機指標進行分析，得知企

臺灣大學學術期刊資料庫

業經常失敗的原因，除了傳統財務構面指標可解釋外（如：前一期之流動比率、前一期之負債比率、前二期之借款依存度、前二期之每股盈餘、前三期之總資產成長率等），亦受到智慧資本構面指標的影響（如前四期之管理費用佔營收淨額）。此外，在本研究中我們可以發現對於篩選出之重要財務構面指標與智慧資本指標對於正常企業的辨識成功率（91.67%）是較危機企業者（75.00%）爲高的。只是這樣的數據結果，較受限於各指標對應到所建構模式的線性關係。未來我們或許可以探討在運用非線性鑑別模式的技術下，進行重要指標的篩選作業，如此或許可以幫助我們進一步解析各指標對於企業危機診斷模式的非線性影響程度。再者，對於整合鑑別分析與類神經網路方法所建構之企業危機診斷模式，在與鑑別分析模式的比較上，待我們進一步運用 cross-validation 方式計算整體的正確判別率後發現，在資料相對充分的情形下整合鑑別分析之類神經網路模式能提供較單純只使用鑑別分析方法者較高的企業危機辨識精準度；而在與單獨使用類神經網路模式的比較上，整合型模式的判別度亦顯著較佳，收斂速度也較快。因此，整合模式確實能有效的降低企業危機診斷的誤判情況，提供更爲精確的判別結果。在未來研究的建議部分，可考慮將類神經網路與一些在分類問題上較爲常用之技術以相似的方式加以整合。再者，爲進一步驗證本研究所提方法之實用價值，將來可考慮使用更多種不同之資料來測試方法的有效性。

臺灣大學學術期刊資料庫

參考文獻

林文修，演化式類神經網路爲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，民 89。

陳隆麒，現代財務管理：理論與應用，華泰書局，台北，民 81。

陳肇榮，運用財務比率預測企業危機之實證研究，國立政治大學企業管理研究所博士論文，民 72。

黃宛華，資訊服務智慧資本之研究，國立政治大學科技管理研究所碩士論文，民 89。

Altman, E. I., Marco, G. V. and Varetto, F., "Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks," Journal of Banking and Finance, Vol. 18 (1994), pp. 505-529.

Beaver, W. H., "Financial ratios and predictors of failure," Journal of Accounting Research, Vol. 4 (1966), pp. 71-111.

Berry, M. J. A. and Linoff, G., Data Mining Technique for Marketing, Sale, and Customer Support, Wiley Computer: New York (1997).

Bontis, N., "Intellectual capital: an exploratory study that develops measures and models," Management Decision, Vol. 36, No. 2 (1998), pp. 63-76.

Brooking, A., Board, P. and Jones, S., "The predictive potential of intellectual capital," International Journal of Technology Management, Vol. 16, No. 2 (1998), pp. 115-125.

Chung, H. M., "Special section: data mining," Journal of Management Information Systems, Vol. 16, No. 1 (1999), pp. 11-16.

Cooper, D. R. and Emory, C. W., Business Research Method, Dryden: Orlando (1995).

Craven, M. W. and Shavlik, J. W., "Using neural networks for data mining," Future Generation Computer Systems, Vol. 13 (1997), pp. 221-229.

Davies, P. C., "Design issues in neural network development," NEUROVEST Journal, Vol. 5 (1994), pp. 21-25.

Deakin, E., "A discriminant analysis of predictors of business failure," Journal of Accounting Research, Vol. 10 (1972), pp. 167-179.

Desai, V. S., Crook, J. N. and Jr, G. A., "A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment," European Journal of Operational Research, Vol. 95, No. 1 (1996), pp. 24-37.

Dillon, W. R. and Goldstein, M., Multivariate Analysis Methods and Applications, Wiley: New York (1984).

Edvinsson L. and Malone M. S., Intellectual Capital, HarperCollins Publishers, Inc.: New

臺灣大學學術期刊資料庫

York (1997).

Fish, K. E., Barnes, J. H. and Aiken, M. W., "Artificial neural networks: a new methodology for industrial market segmentation," Industrial Marketing Management, Vol. 24, No. 5 (1995), pp. 431-438.

Freeman, J. A. and Skapura, D. M., Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques, Addison-Wesley Publishing Company: New York, (1992).

Guthrie, J., "The management, measurement and the reporting of intellectual capital," Journal of Intellectual Capital, Vol. 2, No. 1 (2001), pp. 27-41.

Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H., "Multilayer feedforward networks e Universal Approximations," Neural Networks, Vol. 2 (1989), pp. 336-359.

Johnson, R. A. and Wichern, D. W. Applied Multivariate Statistical Analysis, Prentice-Hall Inc.: New York (1998).

Johnson, W. H. A., "An integrative taxonomy of intellectual capital: measuring the stock and flow of intellectual capital components in the firm," International Journal of Technology Management, Vol. 18, No. 6 (1999), pp. 562-575.

Joia, L. A., "Measuring intangible corporate assets," Journal of Intellectual Capital, Vol. 1, No. 1 (2000), pp. 68-84.

Kaplan, R. S. and Norton, D. P., "Using the balanced scorecard as a strategic management system," Harvard Business Review, Vol. 74, No. 1 (1996), pp. 75-85.

Kim, J. C., Kim, D. H., Kim, J. J., Ye, J. S. and Lee, H. S. "Segmenting the Korean housing market using multiple discriminant analysis," Construction Management & Economics, Vol. 18, No.1 (2000), pp. 45-54

Lee, G., Sung, T. K. and Chang, N., "Dynamics of modeling in data mining: interpretive approach to bankruptcy prediction," Journal of Management Information Systems, Vol. 16, No. 1 (1999), pp. 63-85.

Lynn, B. E., "Culture and intellect capital management: a key factor in successful ICM," International Journal of Technology Management, Vol. 18, No. 5 (1999), pp. 590-603.

Malhotra, M. K., Sharma, S. and Nair, S. S. "Decision making using multiple models," European Journal of Operational Research, Vol. 114, No. 1 (1999), pp. 1-14.

Masoulas, V., "Organizational requirements definition for intellectual capital management," International Journal of Technology Management, Vol. 16, No. 2 (1998), pp. 126-143.

Qnet 97 – Neural Network Modeling for Windows 95/98/NT, Vesta Services: Winnetka (1998).

臺灣大學學術期刊資料庫

Ross, J., Ross, G., Dragonetti, N. C., and Edvinsson, L., Intellectual Capital-Navigating the New Business Landscape, New York University Press: New York (1997).

Rumelhart, E., Hinton, G. E. and Williams, R. J., Learning internal representations by error propagation in parallel distributed processing, MIT Press: Cambridge, (1985), pp. 318-362.

Salchenberger, L. M., Cinar, E. M. and Lash, N. A., "Neural networks: a new tool for predicting thrift failures," Decision Sciences, Vol. 23, No. 4 (1992), pp. 899-916.

Sanchez, M. S. and Sarabia, L. A. "Efficiency of multi-layered feed-forward neural networks on classification in relation to linear discriminant analysis, quadratic discriminant analysis and regularized discriminant analysis," Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, (1995), pp. 287-303.

Sharma, S., Applied Multivariate Techniques, Wiley: New York (1996).

SPSS 1997 – Statistic Modeling for Windows 95/98/NT, SPSS Inc.: New York (1998).

Stewart, T. A., Intellectual Capital: The New Wealth of Organizations, Bantam Doubleday Dell Publishing Group, Inc.: New York, (1997).

Sung, T.K., Chang, N., Lee, G. "Dynamics of modeling in data mining; interpretive approach to bankruptcy prediction," Journal of Management Information Systems, Vol. 16, No. 1 (1999), pp. 63-85.

Sveiby, K. E., The New Organizational Wealth-Managing and Measuring Knowledge-Based Assets, Big Apple Tuttle-Mori Agency, Incm Co.: New York (1997).

Trevino, L.J., Daniels, J.D. "FDI theory and foreign direct investment in the United States: a comparison of investors and non-investors," International Business Review, Vol.4, No. 2 (1995), pp. 177-194.

Vellido, A., Lisboa, P. J. G. and Vaughan, J., "Neural networks in business: a survey of applications (1992-1998)," Expert Systems With Applications, Vol. 17 (1999), pp. 51-70.

Zhang, G., Patuwo, B. E. and Hu, M. Y., "Forecasting with artificial neural networks: the state of the art," International Journal of Forecasting, Vol. 14, No. 1 (1998), pp. 35-62.

臺灣大學學術期刊資料庫

附　錄

附錄 A　研究企業樣本總表

危機企業			配對正常企業	選取時間
企業名稱	危機發生時間	危機類別	企業名稱	
味王	89.07.25	全額交割股	愛之味	88.09-89.06
益華	89.03.23	全額交割股	福壽	88.03-88.12
源益	89.11.06	全額交割股	卜蜂	88.12-89.09
順大裕	87.12.24	全額交割股	味全	86.12-87.09
福懋油脂	89.09.11	全額交割股	天仁	88.09-89.06
立大	88.09.08	全額交割股	泰山	87.09-88.06
台芳	87.11.20	暫停交易	聯華食品	86.12-87.09
聯成食品	87.11.20	暫停交易	尚德	86.12-87.09
大業	88.06.14	全額交割股	楠梓電子	87.06-88.03
中強	88.07.16	全額交割股	金寶	87.09-88.06
廣宇	87.11.09	暫停交易	智邦	86.12-87.09
國豐	89.10.09	下市	致伸	88.12-89.09
合泰	88.12.28	下市	矽統	87.12-88.09
環電	88.02.20	全額交割股	聯強	87.03-87.12
楊鐵	89.09.30	下市	元富	88.09-89.06
台光	88.02.24	全額交割股	中國電器	87.03-87.12
大剛	88.02.06	全額交割股	中鋼構	87.03-87.12
友力	88.02.06	全額交割股	春雨	87.03-87.12
彥武	89.11.09	下市	春源	88.12-89.09
名佳利	87.11.23	暫停交易	聚亨	86.12-87.09
峰安	88.05.10	全額交割股	燁輝	87.06-88.03
紐新	88.09.20	暫停交易	豐興	87.09-88.06
國揚	87.11.20	暫停交易	國建	86.12-87.09
宏福	87.11.20	暫停交易	國產	86.12-87.09
皇普	88.12.13	暫停交易	宏璟	87.12-88.09
仁翔	87.12.30	暫停交易	新建	86.12-87.09
大穎	88.09.08	全額交割股	台聚	87.09-88.06
延穎	88.09.08	全額交割股	台苯	87.09-88.06
新燕	87.11.20	暫停交易	廣豐	86.12-87.09
金緯	88.01.20	全額交割股	新藝	87.03-87.12
三富	86.11.10	全額交割股	和泰	85.12-86.09
國產車	87.11.17	全額交割股	裕隆	86.12-87.09
美式	88.02.01	全額交割股	優美	87.03-87.12
東隆	88.07.22	全額交割股	偉聯	87.09-88.06
國賓瓷	88.09.08	全額交割股	中釉	87.09-88.06

臺灣學術期刊資料庫

附錄 B　研究變數總表

指標類別	序號	變數名稱	計算公式
財務指標	X1	流動比率	流動資產/流動負債*100
	X2	速動比率	(流動資產-存貨-預付款項-其他流動資產)/流動負債*100
	X3	負債比率	負債總額/資產總額*100
	X4	長期資金適合度	(淨值+長期負債)/固定資產*100
	X5	借款依存度	長短期借款/淨值*100
	X6	利息保障倍數	所得稅及利息費用前純益/本期利息支出
	X7	總資產週轉率(次)	營業收入淨額/平均資產總額
	X8	應收帳款週轉率(次)	營業收入淨額/平均(應收帳款及票據+應收票據貼現)
	X9	存貨週轉率(次)	營業成本/平均存貨
	X10	固定資產週轉率(次)	營業收入淨額/平均固定資產
	X11	淨值週轉率(次)	營業收入淨額/平均淨值
	X12	資產報酬率(A)%	(稅後淨利+利息支出*(1-25%))/平均資產總額*100
	X13	淨值報酬率—稅後	稅後淨利/平均淨值*100
	X14	營業利益率	營業利益/營業收入淨額*100
	X15	稅前淨利率	稅前淨利/營業收入淨額*100
	X16	稅後淨利率	稅後淨利/營業收入淨額*100
	X17	每股盈餘	按當期之加權平均股數計算
	X18	每股營業額(元)	營業收入淨額/(普通股股本+特別股股本+增資準備)
	X19	營收成長率	(營業收入淨額-lag 營業收入淨額)/ABS(lag 營業收入淨額)*100
	X20	營業利益成長率	(營業利益-lag 營業利益)/ABS(lag 營業利益)*100
	X21	稅前淨利成長率	稅前淨利增減額/ABS(去年同期稅前淨利)
	X22	稅後淨利成長率	(稅後淨利-lag 稅後淨利)/ABS(lag 稅後淨利)*100
	X23	總資產成長率	總資產增減額/ABS(去年同期總資產)
	X24	淨值成長率	(淨值/lag 淨值-1)*100
	X25	固定資產成長率	(折舊性資產指標/lag 折舊性資產-1)*100
	X26	每股現金流量	(來自營業現金流量-特別股股息)/加權平均股本*10
	X27	現金流量比率	來自營業現金流量/流動負債*100
智慧資本指標	X28	每人營收	營業收入/員工人數
	X29	每人營業利益	營業利益/員工人數
	X30	每人配備率	固定資產/員工人數
	X31	每人附加價值	營業毛利/員工人數
	X32	人力資產報酬率	稅前息前淨利/員工人數
	X33	銷售費用佔營收淨額	銷售費用/營業收入淨額*100
	X34	管理費用佔營收淨額	管理費用/營業收入淨額*100

臺灣大學學術期刊資料庫