

中文摘要

論文名稱：運用 DEA 標竿模式建構企業危機診斷模型

頁數：53 頁

校所別：私立東海大學 經濟學系研究所

畢業時間：九十三年學年度第二學期

學位：碩士

研究生：廖子權

指導教授：陳文典

關鍵詞：資料包絡分析、企業危機診斷、智慧資本、財務比率、集群

企業財務危機的發生不僅直接影響公司利害關係人之權益，並且整個社會也會遭受損害，因而建立一個企業危機診斷模型，用以偵測危機發生之警訊以儘早採取措施予以因應，實有必要。隨著知識經濟時代的來臨，促使企業的競爭優勢不再只來至傳統的有形資產，還必需考量企業的無形資產，因而智慧資本指標的加入將是較為完善的診斷模型。故本研究為整合傳統財務指標與智慧資本指標，利用多變量逐步鑑別過程挑選重要變數，並配合 DEA 標竿模式建構整合型態的企業危機診斷模型。判別方法是利用 DEA 包絡資料的特性建立集群關係，並用距離觀點將資料予以歸類判別。為了說明模式的有效性，我們與多變量鑑別分析及類神經網路模式作比較，結果顯示單純財務指標方面：類神經網路表現最好正確率達 83.33%，DEA 模式與多變量鑑別分析有 80% 的正確率。而在加入智慧資本指標後 DEA 模式正確率提高至 86% 為最高，並且在整體鑑別力上 DEA 模式與類神經模式都有明顯的提高。因此，智慧資本指標的加入的確可以使誤判的機會降低。而在篩選重要變數方面：負債比率、長期資金適合度、每人配備率為其重要指標。本研究希望藉由如此整合模式的分析找出一個良好且完整的企業危機診斷模型，以作為決策者參考之依據。

英文摘要

KEYWORDS : DEA, Financial crisis screening, Intellectual property, Financial factors, Grouping method.

In a financial crisis, not only will the investors and shareholders of an enterprise suffer but the entire nation's economy will also face severe damage. To minimize the impact of such a disaster, it is useful for one to look at and study economic data and models.

One such model is the Data Envelopment Analysis (DEA) which can be used to diagnose a company's distress signals and trends. This is a necessary move as we can detect the problems and solve them in advance. In the current economic climate, a company's competitive power is not only based on the tangible assets it possesses but also its intangible assets (e.g. intellectual property). Any model to be used must therefore include both tangible and intangible assets in order to attain better and more accurate analysis.

The DEA's analysis uses a grouping method to categorize available data and plot them into analytical charts. To elaborate more of the integrated DEA model's functionality, we can compare it with the performance and results of other models. Comparative studies have shown that in simple financial data and information, the accuracy for Artificial Neural Networks (ANNs) is 83.33%, while the integrated DEA model and Multivariable have only 80% accuracy. The accuracy of the DEA model increases to 86% (the highest) once the intellectual property index is added. In addition the overall analytical performance is also enhanced and the probability of error is also reduced.

This evaluation intends to find a complete Financial Crisis Screening Model which can provide the necessary data for analysis to investors, management and government bodies for their decision-making process. We also study the feasibility of DEA model application to the Enterprise Distress Diagnosis.

誌謝

時間過得真的很快，一轉眼，研究所已經畢業了，隨著論文的結束，也告別了學生的生活，在東海裡，交了許多知心的朋友，也有許多美好的回憶，而這一切的一切都要感謝許多師長、家人、同學、好友們在子權身邊的支持與鼓勵。

這篇論文的完成，真的要感謝指導教授陳文典老師一路上的指導，老師總是讓學生有很大的發揮空間，也尊重每位學生的意見。除此之外，老師的細心，讓我瞭解到做事的嚴謹與細心的重要，真的很謝謝陳老師。還有張東生老師教導我們 DEA 的用心，並且給我論文一個明確的方向。還有口試委員，張東生老師與廖國宏老師在百忙之中給予學生寶貴的建議與指正，使得研究內容更充實更完整。

另外，我還要感謝許多人的協助，尤其是子毅，即使課業再忙，總是不分晝夜的教我、幫我；還有雅菁，台中的日子謝謝你的照顧，立均、子雄你們的熱心總是幫大家解決不少疑難雜事；曜竹、宜帆你們讓這兩年歡笑不斷；政偉、忠哥、俊偉、玫芳我永遠都不會忘了你們的。謝謝你們了。

最後，要感謝的是，我的爸爸與媽媽，總是默默支持我所做的任何決定，謹以此論文獻給我所摯愛的家人與朋友。

子權謹誌

私立東海大學經濟學系
中華民國九十三年六月

目錄

中文摘要.....	I
英文摘要.....	II
誌謝.....	III
目錄.....	IV
圖目錄.....	V
表目錄.....	VI
第一章 緒論.....	1
第一節 研究動機與目的.....	1
第二節 研究流程.....	3
第二章 文獻回顧.....	5
第一節 企業危機.....	5
第二節 智慧資本.....	6
第三節 企業危機診斷模型.....	8
第三章 研究方法.....	17
第一節 DEA 基本理論.....	17
第二節 DEA 標竿模式區別企業危機之程序.....	24
第四章 實證結果分析.....	30
第一節 資料來源與變數介紹.....	30
第二節 財務指標對企業危機之影響.....	32
第三節 加入智慧資本指標對企業危機影響之實證分析.....	38
第四節 本章小結.....	42
第五章 結論與建議.....	44
第一節 研究結果.....	44
第二節 研究限制.....	45
第三節 後續研究建議.....	46
附錄一 樣本公司一覽表.....	48
參考文獻.....	49

圖目錄

圖 1-1	研究流程	4
圖 2-1	Bontis (1999) 智慧資本概念	7
圖 2-2	倒傳遞類神經網路結構圖	12
圖 2-3	神經元之構造	12
圖 3-1	Farrell 生產效率之衡量	19
圖 3-2	以生產前緣—等產量線衡量相對效率	22
圖 3-3	以產品轉換曲線衡量相對效率	24
圖 3-4	建立最有效率的包絡面	25
圖 3-5	建立最沒效率的包絡面	26
圖 3-6	建立集群關係圖	26
圖 3-7	集群判別識意圖	28
圖 4-1	危機公司判別函數	35
圖 4-2	正常公司判別函數	36
圖 4-4	{2-4-1} 模式訓練樣本之 RMSE 趨勢	38
圖 4-5	危機公司 (加入智慧資本指標) 分佈函數圖	39
圖 4-6	正常公司 (加入智慧資本指標) 分佈函數圖	39
圖 4-7	{3-6-1} 模式 (加入智慧資本指標) 訓練樣本之 RMSE 趨勢	41
圖 4-8	茂矽股價走勢 K 線圖 (月)	43

表目錄

表 2-2	Stewart (1997) 智慧資本衡量指標	6
表 4-1	訓練樣本找出最有效率與最沒效率之公司一覽表	34
表 4-2	DEA 判別診斷結果	34
表 4-3	分類函數係數矩陣	35
表 4-4	Fisher's 鑑別結果	36
表 4-5	類神經鑑別結果	37
表 4-6	{2-4-1}網路模式的訓練樣本結構矩陣.....	37
表 4-7	加入智慧資本 DEA 鑑別結果	38
表 4-8	分類函數(加入智慧資本指標)係數矩陣	39
表 4-9	加入智慧資本 Fisher's 鑑別結果	40
表 4-10	加入智慧資本類神經鑑別結果	40
表 4-11	{3-6-1}網路模式的訓練樣本結構矩陣(加入智慧資本).....	41
表 5-1	財務指標鑑別結果比較	44
表 5-2	加入智慧資本指標鑑別結果比較	45

第一章 緒論

第一節 研究動機與目的

近年來，企業經營環境隨著國際化與資訊全球化時代的來臨而有許多重大的轉變。許多企業爲了因應時代的改變，紛紛尋求不同的因應對策，然而在面臨改變的同時，或許存在許多不安及不確定的因素，因而發生企業危機。基本上，發生企業危機的原因可能包括景氣循環、管理不善、環境變遷，或者突發事件等，而企業危機的發生不僅會造成投資人的損失，更可能引起上下游廠商連鎖的危機，員工也可能因此失業造成更大的社會成本。若企業管理者能及早發現這些風險警訊或問題所在，即可盡速採取因應措施提早預防；對投資者而言，也可有效的避開風險大的企業，做好投資標的的選擇與評估。由此可見企業危機診斷模型的建構實有其必要性。

再者，隨著知識經濟的來臨，促使企業的競爭優勢不在只是源於傳統的有形資產，還必須考量企業的無形資產部分，使得智慧資本所扮演的重要性與日俱增。換言之，企業本身仍單純的使用傳統財務比率對其價值作認定與評價時，將無法完整描述整個企業的真实價值，因此將智慧資本指標變數納入模型中一併探討，將是比較完整且健全的企業診斷模型。

在建構企業危機診斷模型中使用的方法大致可分爲兩大類，一爲有母數的統計分析方法，另一種則是無母數分析模式。在有母數的統計方法中，最常被使用的以羅吉斯迴歸（logistic regression）及鑑別分析（discriminant analysis）最常被討論，前者與傳統迴歸方法性質近似，主要差別在於被解釋變數爲 0,1 的二元屬性變數，並非量化的屬值變數。而其使用時必須符合資料爲羅吉斯分配、變數間也須獨立避免共線性問題等限制；後者則強調資料變數間須有多變量常態的性質，並且在不同群體中須有相同的共變異數矩陣，因而在實用性方面也相對受到限制。此外，過去研究受限於財務比率具有大量的共線性的問題，以及時間序列上自我相關的情況，因此在分析與預測上，有母數的方法可能較無

法掌握真實資料的特性。也因如此，許多人工智慧及無母數的方法逐漸被應用於實證上的分析，以強化模型的建構能力。如類神經網路（artificial neural networks, ANNs）、分類迴歸樹（classification and regression trees, CART）以及資料包絡分析（data envelopment analysis, DEA）等，許多歸類與判別的方法。

在人工智慧方法中，類神經網路模式是最常被討論與運用的一種分析技術。經由模擬生物神經系統而發展出的方法，擁有平行處理、快速修補資訊以及從錯誤中學習並改善的辨認與處理能力。但由於沒有統計理論中完善的分配假設以及在計算處理上的透明化，因此類神經也常被統計學家認為是一黑盒子，並且類神經的隱藏層數、學習率的設定也是需要不斷嘗試以尋找出最好的模式。並且在收斂速度上有時也會出現難以收斂的結果，所以在時間上的成本也是一項重要的考慮。分類決策樹雖然可以將資料完善的以樹狀分枝表現，具有視覺化與容易解釋的特色，但其枝葉的修剪過程與樹狀圖的分支要多細微等問題，多少具有主觀上的認定。

而本文研究方法以資料包絡分析來進行，資料包絡分析是以線性規劃的方式，將資料特性充分完善的包絡，屬於一種有範圍（bound）的分析方法。並且具有變數權重由模型自行決定，免除人為主觀的認定問題。再者由 DEA 的分析中可以找出相對最有效率的決策單位（decision making units, DMU），並且對沒效率之 DMU 作一改善的動作，給予決策者有效的建議與方向。由於 DEA 分析條件並不像統計方法一樣，必須假設分配的型態、群體間共變異數必須相等、殘差項必須符合白噪音等一些限制，使得 DEA 模式更具有彈性的來分析實務性資料，況且 DEA 模式也無人工智慧方法中常有主觀參數設定的問題。換言之，DEA 模式是可以依據資料的分布情況，考慮所有樣本資訊並且在較為寬鬆的假設條件下，而進行資料分析的一種方法。

本研究所建立的危機診斷模型，除了考量傳統財務指標外，另納入了智慧資本指標作為解釋變數，而研究期間採用危機發生前一年的資料，透過多變量逐步鑑別過程篩選重要變數再由 DEA 模式進行分析，希望藉由如此整合模式

的分析以找出一個良好且完整的企業危機診斷模式，以作為企業管理人員、投資人、債權人以及政府機關決策時之參考依據。

第二節 研究流程

本篇論文共分爲五章：第一章爲緒論，說明本章的研究動機、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、以及企業危機診斷模型的分析工具之相關文獻；第三章則爲研究方法，說明研究的分析方法與過程；第四章則爲實證結果與分析，包括單純財務比率指標的分析以及加入智慧資本指標後的結果，並且與多變量鑑別分析及整合型類神經網路進行比較。最後，第五部分則爲本研究的結論與建議。而本研究之流程繪製如圖 1-1 所示。

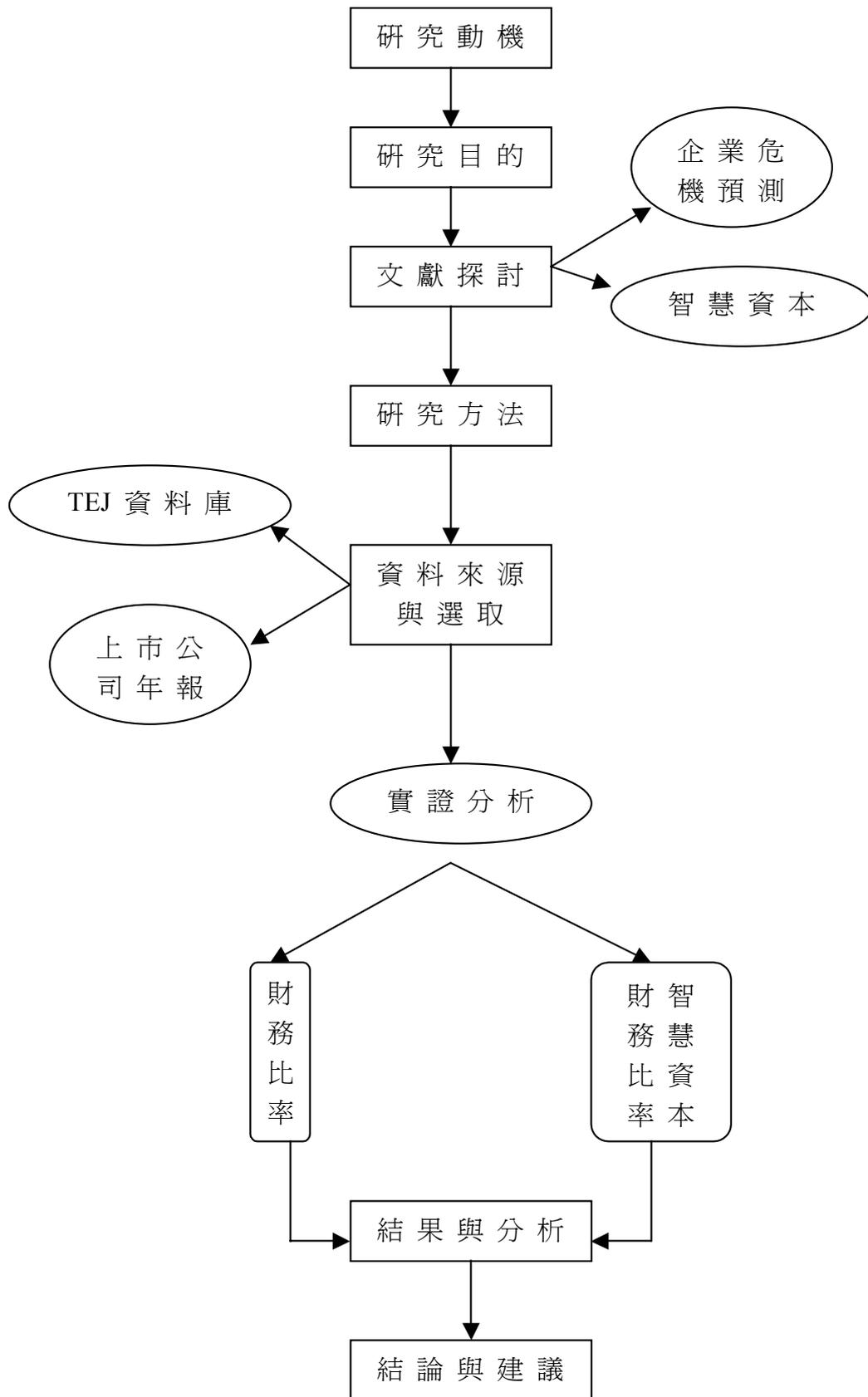


圖 1-1 研究流程

第二章 文獻回顧

第一節 企業危機

有關企業危機之定義雖然眾說紛紜，但一般而言可以分為狹義與廣義的說法，狹義的定義為失敗（failure）、破產（bankruptcy）與倒閉（shut-down）；廣義的定義包含衰退（decline）、危機（crisis）與艱困（difficulty）等。一般而言當一個企業發生失敗總會經歷一連串的過程，可能原因其實大部分都是可跡可循的。例如：一開始可能由於現金流動性的問題，繼而引發了債務上的無法履行，債務人與投資人缺乏信心使得負債與權益的變動，接著可能面臨下市下櫃甚至重整或清算的危機，最終導致倒閉破產。企業危機 Beaver（1966）首先做出明確定義：即企業宣告破產、公司債違約（bond default）、銀行透支（over-drawing bank account）或者未付優先股股息（nonpayment of preferred stock dividend）時，稱此為企業失敗。而 Deakin（1972）則認為「當企業經歷過倒閉、無償債能力或清算時即視為失敗公司」Foster（1978）認為企業失敗是一連串的過程，產品銷售的下降、債務的拖延償還、公司債的違約、宣告破產等連續的狀態。Altman（1983）則認為實際的投資報酬率遠低於過去或當時有類似的投資報酬率，而出現虧損的狀態。Lau（1987）採用五個連續的階段來描述公司財務的狀況，並估算某一企業進入某一狀態之可能發生機率。Ward and Foster（1997）則已無法清償債務作為企業財務危機的定義。國內相關文獻中，陳肇榮（1983）定義企業失敗為營運資金短缺，對短期債務的清償有明顯的困難，而自有資金又相對不足，使得短期內無法充分改善。然而在實證分析上，由於台灣並沒有完善的企業破產資料，因此許多學者研究是採取法律上的相關定義，以企業遭受變更交易、停止買賣、終止上市或被裁定重整，以及宣布破產時，作為企業失敗之對象，如潘玉葉（1990）、李洪慧（1998）、林文修（2000）、簡德年（2001）等。而本文也是以經由證券交易所呈請主管機關核准停止買賣、終止上市或變更交易方式為全額交割股之公司，定義為危機公司。

第二節 智慧資本

「智慧資本」此一名詞首先由經濟學家 Galbraith (1969) 所提出的概念，認為智慧資本是運用腦力的行為，而不單是知識和純粹的智力。此外，也認為智慧資本可用來解釋企業市場價值與帳面價值之間的差距。Edvinsson and Malone (1997) 定義智慧資本是藉由知識、經驗、顧客關係、創新能力、專業技能的種種表現，進而使得企業具有優勢的競爭能力。Stewart (1997) 認為是每個人與團隊為公司帶來競爭優勢，包括一切知識與能力的總和。於是凡能夠用來創造財富的知識、技術、資訊、專利、經驗、團隊溝通機制、組織學習能力、顧客關係、品牌地位等，都是一種智慧材料，因而定義智慧資本為智慧材料 (intellectual materials)，這與一般企業所熟知的土地、廠房、機器、現金等有形資產有很大的差別性。Stewart 的智慧資本可歸納為表 2-2 所示。

表 2-2 Stewart (1997) 智慧資本衡量指標

智慧資本衡量指標		
人力資本	結構資本	顧客資本
1、創新：新產品或新服務的銷售額	1、流動資本週轉率	1、顧客滿意度
2、員工滿意度	2、新產品與服務上市時間	2、顧客忠誠度 (留滯來往年資)
3、員工年資	3、營收/銷售費用	3、續訂購率
4、專業員工年資流動率	4、營收/管理費用	4、市場佔有率
5、附加價值/專業員工	5、營收/銷館費用	
6、附加價值/員工數		
7、經驗兩年內新人比率		
8、經理人數		

Ulrich (1998) 則定義智慧資本為能力和承諾的乘積 (intellectual capital = competence × commitment)，就是員工對於事情的看法與做法，以及組織如何創造政策與系統，來有效的運用於工作之中。Bontis (1999) 將智慧資本加以概念化 (請參見圖 2.1)，認為資訊只是投入的原料而知識才是最終的產出，

因而，智慧資本是在追求有效的利用知識而非資訊。

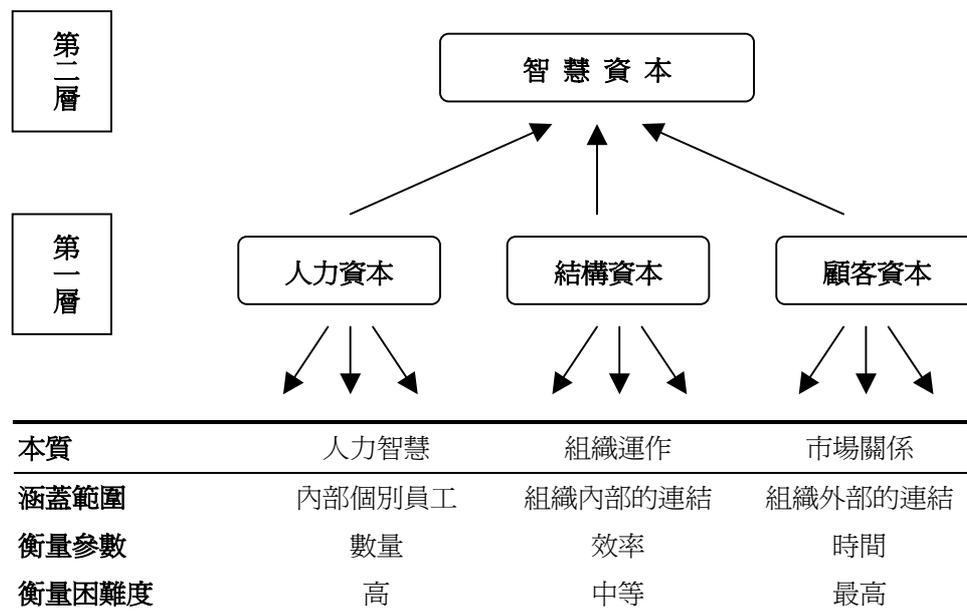


圖 2-1 Bontis (1999) 智慧資本概念

在智慧資本的分類與衡量上已有許多學者提出，大致組成的要素可以區分為人力資本 (human capital)、關係資本 (relationship capital) 與結構資本 (structure capital) 等三項主要構面。人力資本方面因為它是企業成長、創新與進步的起源，並且伴隨著知識經濟的來臨，企業無形資產價值是由專業知識所創造來的，也因此有著一句話「員工是公司最重要的資產」，所以如何開創、善用、衡量人力資本，成爲一個重要的課題。關係資本主要是指企業與市場通路、顧客、上下游廠商的互動關係，以及對產業、政府與整個大環境的健全認知。結構資本爲組織中的機制與結構，其主成分子包括創新、流程與組織化三種資本的組合。用來支援員工去尋求最佳的智慧表現，並將個人的 know-how 轉爲組織的資產，讓公司更有效率且更具競爭力，進而提高整體企業的績效。在國內學者方面陳玉玲 (1999) 採取個案分析方法探討無形資本項目間的互動關係，最後歸納出四種人力資本蓄積模式：替代模式、外顯模式、內化模式與合作模式。林怡芳 (2001) 以智慧資本的角度出發探討市價淨值差異的因素，結果指出支持

內部結構構面的假說，以及支持員工勝任能力構面的假說。

由以上的文獻可知，知識經濟時代的來臨，促使企業的競爭優勢不在只是源於傳統的有形資產，還必須考量企業的無形資產部分，使得智慧資本所扮演的重要性與日俱增。換言之，企業本身仍單純的使用傳統財務比率對其價值作認定與評價時，將無法完整描述整個企業的真正價值，因此將智慧資本指標變數納入模型中一併探討，將是比較完整且健全的企業診斷模型。

第三節 企業危機診斷模型

自 Beaver (1966) 提出單變量統計分析法作為企業危機預測模型之後，展開了一股研究熱潮。隨著統計方法的成熟與發展，以及人工智慧、無母數方法的精進，為企業危診斷機模型領域中帶來更多更新的發展，本節將對這些分析工具作一個簡單的介紹。

(一) 單變量分析法

由 Beaver (1966) 首度將統計方法用以研究公司失敗問題，其使用的計量方法是二分類檢定法 (dichotomous classification test)，依造不同年度將各樣本企業的財務比率由小到大排序，從中去尋找一的分界點，使得分類錯誤的百分比達到最小，亦即為無母數的 Mann-Whitney-Wilcoxon 檢定法。由於使用單一財務比率區分失敗與正常公司，不免因為不同的財務比率在預測方向及預測能力上會有差異，甚至可能產生互相矛盾的結果，而無法完整的描繪企業多元財務比率之間的關係與特性，所以往後的學者多採用多變量的分析方式。再者，對資料的選取方面 Beaver 採用以正常公司配對失敗公司的抽樣模式，其配對的依據視產業與規模來進行配對，此一配對研究法也奠定了往後研究者在處理資料上一個依據與方法。

(二) 多變量分析法 (鑑別分析)

鑑別分析為分類問題上最常應用的統計技術之一，其主要之原理是藉由組

間差異平方和相對於組內差異平方和之比值為最大時所找出的最佳線性組合。其實施的程序是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能力，最後再根據新受測樣本預測變數的數值，將該受測樣本分派到其所應歸屬的群體當中（Johnson and Wichern, 1998）。Altman（1968）為首位使用多變量鑑別分析（multiple discriminant analysis, MDA）來探討企業財務危機預測問題，Altman 以 1946 至 1965 年間 33 家破產公司為樣本，並採用 Beaver 的配對樣本法，按造公司規模大小及產業類別隨機抽取 33 家正常公司共計 66 個樣本，再以獲利力、流動性、活動力、償債能力及財務槓桿五個類別 22 個財務比率，篩選出五個重要變數的財務指標，建立一個 Z-score 模型：

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5$$

其中， X_1 ：營運資金／總資產

X_2 ：保留盈餘／總資產

X_3 ：稅前與息前盈餘／總資產

X_4 ：股東權益市價／總負債帳面價值

X_5 ：銷貨淨額／總資產

相同的使用二分類方法，找出模型的實質分裂點（cutoff point）在 2.675，將樣本代入此鑑別函數檢測之 Z-score 值如果小於 2.675，則判定為失敗公司；反之則列為正常公司。研究結果指出，此模型對企業破產預測只在短期較有效果，失敗前一年的正確率達 95%，失敗前兩年則降至 83%，超過二年以上此模型便不適用。主要原因在於 Z 值為一線性組合之綜合指標，並沒有考慮到總體環境變化的影響。Altman et al.（1977）針對 Altman（1968）的模式進行修正，提出一個「新 Zeta 模式」，對於不同期間而導致差異的情形，認為是因為時間與環境的改變而使模型受到影響，必須再調整其中的解釋變數，且預測模型也可能因為使用不同期間的財務報表而造成差異。陳肇榮（1983）

以民國 67 年至 69 年間，國內 20 組財務危機公司配對正常公司為樣本，分別採用單變量及多變量之分析方法來建立鑑別模型。研究結果發現：單變量以「營運資金淨額/總資產」為最佳指標；而在多變量中則以「速動比率」、「營運資金百分比」、「固定資產/淨值」、「應收帳款週轉天數」及「現金流入/現金流出」所組成之線性區別函數為最佳，其鑑別率均達 75% 以上。

然而使用多變量鑑別分析方法建立財務預測模型時，必須滿足多變量統計模型的基本假設，如變數間必須符合多變量常態分配（multivariate normal distribution）、群體間共變異數（covariance）矩陣必須相同等假設，因此模式將局限於基本假設之下才能符合估計的有效性，然而在現實資料收集上，資料本身通常呈現著共變異數不相等的現象，更有絕大部分不符合常態分配的基本假設，所以在多變量模式的假設限制下，將無法完善的對資料進行分類預測。換言之，當資料不符合模式中的基本假設時，所分析出來的結果將會導致錯誤的判斷。

（三）非線性迴歸方法

在非線性迴歸方法中，以 Probit 和 Logit 二種模型最被廣泛使用。這兩種模型均為屬質因變數迴歸模型（qualitative dependent variable regression model），其中 Probit 模型是假設事件發生的機率符合標準常態分配，而 Logit 模型則是假設事件發生機率為 logistic 分配。因為 Probit 模型必須符合標準常態分配的假設，因此在理論或實務上較少人使用，故後來學者多以 Logit 模型作為企業財務危機鑑別之模型。

Ohlson（1980）首先採用 Logit 模型預測公司財務危機，以 1970 年至 1976 年間 105 家破產公司與 2058 家正常公司為樣本，並用九個財務比率來估計三個模型。結果發現危機發生的機率與流動性、財務結構、經營績效及企業規模等四個因素最有相關。Flagg et al.（1991）則是採取 1975 年至 1981 年間 202 家已失敗的公司為對象，包含了 26 家在實驗期間仍然處於倒閉的公

司，以及 176 家最後恢復為正常的公司，並使用四種可能導致失敗的事件以及六項財務比率為變數，以 Logit 模型分析之，試圖預測已失敗的公司最終是否走向倒閉破產。

然而 Logit 模型與傳統迴歸方法性質近似，主要差別在於因變數為 0,1 的二分變數，並非量化的連續變數。而在假設條件上必須符合資料為羅吉斯分配、變數間避免共線性問題等限制，也因如此，當現實資料不符合上述限制時，也將無法完善的對資料進行分類預測。簡單來說，當資料不符合模式中的基本假設時，所分析出來的結果也將會導致錯誤的判斷。

相較於統計模式，類神經網路、CART 及 DEA-DA 等無母數分析工具，因為不需要傳統統計方法的許多前提假設，較符合目前複雜多元的社會問題本質，以下就針對類神經網路、CART 及 DEA-DA 進行介紹。

（四）類神經網路（ANNs）

類神經網路是目前發展極為迅速的資料分析方法，想法源於模仿生物神經網路的學習機制。一般來說，類神經網路與傳統統計方法上最大不同點在於它不需指定特定的函數形式（function form），此外，他在進行計算時具有平行的處理能力，所謂的平行的處理能力就是各各神經元皆有獨立處理資料的能力，因此資料在網路中是在同一時段以平行的方式被處理。換句話說，一個神經網路處理問題的時間，取決於資料從輸入到輸出間經過神經元的數目，而非問題的複雜度與困難度；再者類神經網路也具有學習能力、容錯能力與高記憶容量等特色。也因如此，類神經網路是人工智慧工具中最常被使用的技術。其運作過程可分為二個階段：

- （1）學習過程（learning）：網路依學習演算法，從訓練樣本中學習以調整網路連結加權值的過程。
- （2）回想過程（recalling）：在回想過程中，由於神經元間的加權值已在訓練結束時確定，因此，只需將測試樣本的資料，轉換為網路的輸入樣本，經

由加權值的矩陣運算，即可快速推測出答案。

一般而言，類神經網路有許多不同的網路模式，其中以倒傳遞類神經網路 (back-propagation network , BPN) 為最受廣泛運用的模式之一。其網路基本架構包含三層：輸入層 (input layer)、隱藏層 (hidden layer)、輸出層 (output layer)。在輸入層的部份，神經元的數目即為我們欲輸入的變數個數；隱藏層之數目可以是一層或更多層，用以處理輸入層送來的資料；而輸出層中神經元的輸出結果則為網路最後的輸出值。其中倒傳遞類神經網路結構圖與神經元的構造，以圖 2-2 與圖 2-3 所示：

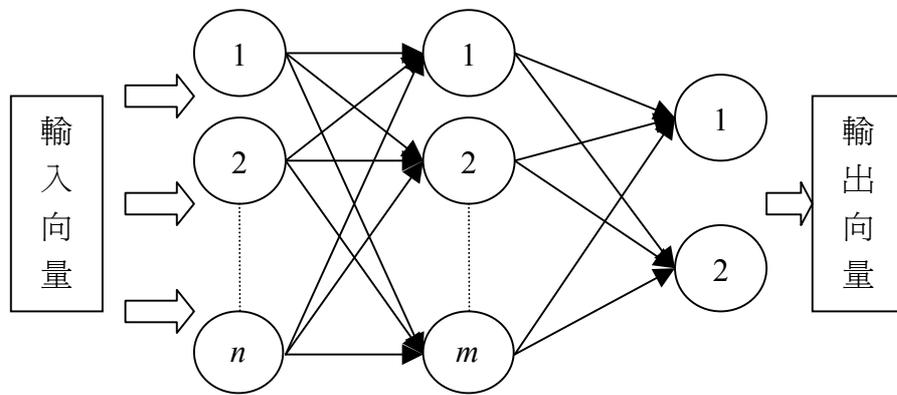


圖 2-2 倒傳遞類神經網路結構圖

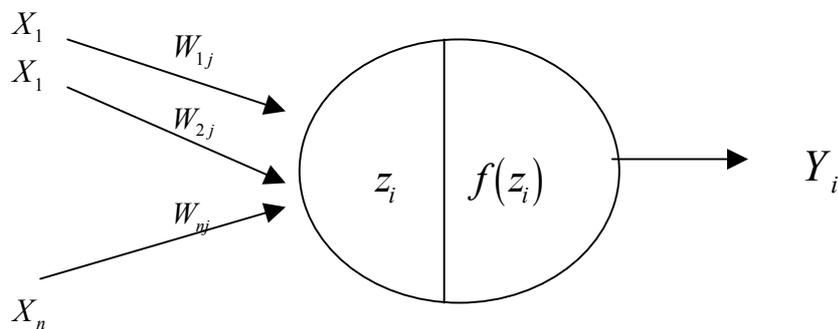


圖 2-3 神經元之構造

在圖 2-2 中，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。而圖 2-3 中每一條連接鍵均含有一個相對應之權數 (weight)，它代表著輸入訊息的重要程度。倒傳遞類神經網路是隸屬於監督式學習 (supervised learning) 網路模式的一種，其資料是以順向 (forward) 之方式向前傳遞。而所謂監督式學習即在降低網路目標輸出值與推論輸出值之差距。最常用的訓練過程則是最陡坡降法 (gradient steepest descent method)，它是用來調整權數變動的幅度 (ΔW_{ij})，其方程式為 $\Delta W_{ij} = -\eta(\partial E / \partial W_{ij})$ ，其中 η 為學習率；而誤差函數 $E = \frac{1}{2} \sum (T_j - Y_j)^2$ ， T_j 表實際值； Y_j 表網路輸出值。

在企業破產預測預預的研究方面，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進行分析，並比較該模型與線性鑑別分析 (linear discriminant analysis, LDA) 的預測能力，研究結果發現危機發生的前三年，失敗公司與正常公司的財務比率有明顯差距，且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 1000 家的義大利公司為樣本，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%，並且建議將此兩種方法加以整合以增強預測能力。此外 Karels and Prakash (1987)、Fletcher and Goss (1993)、Wilson and Sharda (1994) 等學者，均也利用類神經網路於破產預測的研究。國內學者方面，如蔡秋田 (1995)、施能仁與方南芳 (1997)、陳俊呈 (1999) 等也以類神經網路模式運用於企業危機之預測。林文修 (2000) 採用了遺傳演算法與類神經網路結合的「演化式類神經網路」；簡德年 (2001) 則是結合分類迴歸樹與類神經網路及結合鑑別分析與類神經網路兩種診斷模式分別進行模型建構與分析。

然而在類神經網路的輸入變數選取上，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，目前為止尚無特定的方法可供使用。另一方面，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時間；過少的神經元數目則使得網路模式無法完整地描述出輸入和輸出變數間的關係，而達不到預期的效果。Davies（1994）認為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。此外，在學習率（learning rate）方面，通常太大或太小對網路收斂性質均不利，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，易使解值落入區域最佳解而非全域最佳解。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效果（Freeman and Skapura,1992）。

整體而言，到目前為止尚未有一個公認一致的網路架構方法，而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。根據上述，我們可以了解倒傳遞類神經網路並無法判斷最佳的輸入變數選取、隱藏層的層數與學習率等人工設定上的問題。且必須透過試誤法才能達成較佳的滿意解，而非最佳解。其中，若變數之間呈現高複雜度時，傳遞類神經網路必須花費很長的時間才可能趨近誤差收斂，因此造成時間成本的浪費。

（五）分類決策樹（CART）模式

CART 是由 Breiman 等人在 1984 年所發展出來的一種演算法的技巧，其基本原理乃是使用二元分割過程來分析龐大的資料集：透過遞迴（recursive）的過程，CART 會依照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，並將其劃分程序彙整成一連串的規則（rule）。在使用決策樹分法進行分析時，其主要的優點在於能夠透過樹狀圖的方式，將資料分析的結果完整的呈現出來，因此在資料探勘的過程中決策樹具有視覺化與容易解釋的特色。簡德年（2001）使用整合分類迴歸樹之類神經網路模式所求得的結果

顯示，屬於高知識密集的電子資訊相關產業，在企業經常失敗的原因中，除了傳統的財務構面指標外，亦受到智慧資本構面指標的影響。陳淑萍（2002）以 1997 年第三季到 1998 年第四季宣布破產的公司當成是危機的樣本，而從同時期的資料中尋找 52 家財務正常公司當成配對樣本，採其前五季財務報表資料，共計 520 筆資料。並運用因素分析及資料探勘技術之決策樹分類技術，其結果未經因素分析的 CART 正確率達 83.65% 而在整合模式中最高可達 90.192%。

然而分類決策樹雖然可以將資料完善的以樹狀分枝表現，但其枝葉的修剪與樹狀圖的分支要多細微才能完善的表達欲分析的問題，因為當分支過於稀少時將無法完善描述真實結果，預測上當然也會較不準確；反之，過多的分支雖然可以較清楚的描述問題，但卻造成解釋上的複雜與時間上的花費，使得分類決策樹原有的優點卻變成了缺點。因此在參數的設定上難免又陷於主觀上的認定問題。

（六）DEA-DA 模式

DEA-DA 也就是將 DEA 應用於判別分析（discriminant analysis）上，是近年來才發展的一個領域。主要的學者有 Retzaff-Roberts（1996）、Sinuary-Stern、Friedman（1998）與 Sueyoshi（2003），是利用線性規劃的方式進行判別分析。主要以修改目標式與限制式的方法進行集群的歸類與鑑別。在此以 Sueyoshi（2003）所建構的模型說明之，以下為其線性規劃方程式

$$\begin{aligned}
 & \text{Min} \sum_{j \in G_1} y_j + \sum_{j \in G_2} y_j \\
 & \text{s.t.} \sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij} + M y_j \geq c, \quad j \in G_1 \\
 & \quad \sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij} + M y_j \geq c - \varepsilon, \quad j \in G_2 \\
 & \quad \sum_{i=1}^m |\lambda_i| = 1 \quad y_j \in \{0,1\}, j = 1, \dots, n \\
 & \quad c, \lambda_i, i = 1, \dots, m, \text{ 無正負限制}
 \end{aligned}$$

G_1, G_2 分別為兩個集群，前者歸屬於正常公司，後者為破產公司所組成。共有 n 家公司、 m 個財務指標、 ε 為一很小的數，而 Z_{ij} 代表第 j 個公司在第 i 個指標的觀測值，則 $\sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij}$ 即為一判定函數，其中 λ_i 為權重。如此線性規劃的想法是希望尋找一組適當的權重 λ_i (且此權重並無正負號之限制) 以及一個門檻值 c ，用以判斷正常或破產公司。如果判別函數值滿足 $\sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij} \geq c$ 則被歸類屬於正常公司，反之則歸屬於破產公司，而建構時希望所挑選的 λ_i 與 c 值所造成的誤判次數最少。資料樣本的選擇由 Fortune500 大企業名冊中挑選 20 家正常公司，再自破產公司全球資料庫選出 11 家破產公司，進行鑑別分析。得到門檻值為 0.17916 與目標函數值 6，也就是出現 6 家誤判的結果其正確率為 80.645%。

由於 DEA 在使用上限制較少，並無統計方法中需要假設分配、要求共變異矩陣相同、殘差項的設定以及共線性問題等。也無人工智慧中參數上主觀認定的問題、收斂速度的時間成本、以及易陷入區域最佳解的困擾。因此，在限制上與實用性皆有明顯的優勢。然而本論文的研究並無複雜的修改目標式以及限制式，而是使用簡單的 CCR (Charnes, Cooper, and Rhodes(1978)) 模型，並依集群觀念包絡資料進行判別的。實際應用過程將於第三章詳細說明。並且於實證部份加以佐證，實證方面也進行了與其他常用的模式 (多變量鑑別分析、類神經網路) 相互比較，已說明其結果的比較與分析。

第三章 研究方法

本研究方法首先使用多變量統計分析中逐步鑑別過程，來達到縮減變數並找出重要的解釋變數，再利用 DEA 找出最有效率與最沒效率的公司，最後使用集群的觀念，跳脫以往判別群組分析中常會去找出一個判別函數，以往的過程如同在交集的部份畫上一刀，以之作為判斷的依據。而如今我們是單純的使用集群的觀念以及距離的衡量來判定該公司屬於破產或正常之公司。詳細分析方法將於以下三小節說明，第一節將說明 DEA 之概念、起源與發展；第二節則為 DEA 模式的探討；第三節說明如何進行判別分析的過程。

第一節 DEA 基本理論

(一) DEA 之概念

資料包絡分析之效率評估模式的概念，本質上是一種數學規劃模式，利用觀察而得的資料，計算出各 DMU 之相對效率。並使用包絡 (envelope) 觀念將所有 DMU 的投入及產出項投射於超平面 (hyper-plane) 的空間中，以尋找出最高產出或最低投入的邊界。凡落在邊上的 DMU 即稱為具有相對效率，不在邊界的 DMU 則被視為不具有相對效率，進而可以提供無效率 DMU 改善的方向與決定組織內資源分配的參考。再者，DEA 模式是利用邊界方式將觀測值予以包絡的無母數分析法，此分析方法與柏拉圖最適法 (Pareto Optimality) 具有相同的原理，所謂的柏拉圖最適法就是資源不管再怎麼重新配置使用，都沒有辦法使某些經濟個體獲得更高的利益，且同時也不損及其他經濟個體的利益。因為各個 DMU 計算出來的相對效率，是一種互相比較的結果，亦可說是無任何的 DMU 可在不損及其他 DMU 的情況下增加另一 DMU 的利益。因此 DEA 不僅能找出各 DMU 的效率值，還能指出各個 DMU 應該如何調整其投入與產出項的組合，以達到改善的目的。Lewin and Minton(1986)認為 DEA

模式是一良好的評估模式，因為此模式具有以下六項特性：（1）DEA 極易處理多項投入、多項產出的問題，而無須面臨預設函數之認定及參數估計之困難，在實用上較為可行；（2）不受不同計量單位之影響；（3）以 DEA 評估效率的結果係一綜合指標，此綜合指標適可描述經濟學上總生產要素生產力之概念；（4）DEA 模式中的權重係由數學規劃所產生，無人為主觀的成分在內，因而能滿足立足點的公平原則；（5）DEA 方法不僅可以處理比率尺度資料，亦可處理順序尺度資料，使其在資料處理上較具彈性；（6）評估結果對資源使用狀況可得到較多的訊息，以提供決策者從事政策擬定時之參考。

（二）DEA 評估模式之起源與發展

Farrel（1957）發表“ The Measure of Productive Efficient ”首先在文中提出以等產量曲線衡量技術效率、分配效率，並建立數學規劃模式為衡量效率之理論基礎。Farrell 將總放率（Overall Efficiency）分成兩種：其一是技術效率（Technical Efficiency），另一種是配置放率（Allocative Efficiency），亦稱為價格效率（Price Efficiency），前者是在既定的投入下，求得極大產出的能力，或是在既定產出下，盡量使投入達到最少。後者則是在既定投入、產出價格下，於投入產出組合間求取最適比例的能力。如圖 3-1 所示，假設使用兩種投入 X_1 、 X_2 生產一種產品 Y ， AA' 為等產量曲線，代表生產一單位 Y 所需 X_1 、 X_2 之最小可能組合，則實際生產組合必落在 AA' 曲線的右上方，因而可以 OC/OB 來表示 B 點的技術效率。又假設 PP' 為最小成本線，其斜率代表投入 X_1 、 X_2 之相對價格比，則可定義 B 點的配置效率或價格效率為 OD/OB ，其總效率 = 技術效率 × 配置效率（價格效率）；即 $OD/OB = OC/OB \times OD/OB$ 。

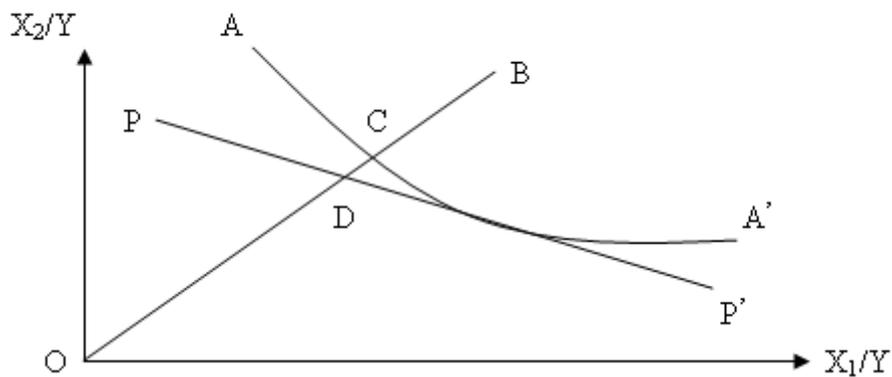


圖 3-1 Farrell 生產效率之衡量

根據 Farrel(1957)提出的模式後，再由 Charnes, Cooper, and Rhodes(1978)將 Farrel 的觀念擴展於多投入、多產出的狀況，並建立線性規劃模式為 CCR 模式，以解決固定規模效率之計算，從此將此方法命名為 DEA。後續亦有許多學者對不同生產技術性質，如凸性 (convexity)、自由處置性 (free disposability)、規模報酬 (return to scale) 等方面進行改良，Charnes (1985) 提出視窗分析 (window analysis) 彌補了當 DMU 太少時，而無法有效執行傳統 DEA 模式的不足，同時也可比較不同時期受評估單位的相對效率等時間層面的問題。而使用 DEA 運用於判別分析則是近期才被應用的一個新的領域稱為 DEA-DA，這方面的學者主要有 Retzlaff-Roberts (1996)、Sinuary-Stern 與 Friedman (1998)、Sueyoshi (2003) 分析主要著重於目標式與限制式的改變。然而本研究使用較為簡單的 CCR 模式加上集群的觀念，試圖應用於判別集群分類的問題。因此，在此介紹 CCR 模式。

(三) CCR 模式

CCR 模式其評估的方法是對各個組織單位進行評估，將這些接受評估的各項產出與投入的因子分別以線性組合的比值為其效率值，同時定義最大效率值為 1，代表有效率的單位；反之，則為無效率的單位。討論上可分為投入導向與產出導向兩個角度：投入導向則是由投入的角度探討效率問題，以目前的產出水準下應使用多少之投入方屬效率，而此概念可以用不同之模式表達，所

提供之資訊也不盡相同，可分為比率形式、原問題（primal）與對偶問題（dual problem）其數學式如下：

1、投入導向—比率形式（ratio form）：

$$\begin{aligned}
 & \text{Max} \frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rk}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{ik}} = E_k \\
 & \text{s.t.} \frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{ij}} \leq 1, \quad j = 1, \dots, n \\
 & u_r, v_i \geq \varepsilon > 0, \quad r = 1, \dots, s, \quad i = 1, \dots, m
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

其中 u_r, v_i 分別代表第 r 個產出項與第 i 個投入項之權重， n 為受評估單位的個數， m 為投入因子之個數， r 為產出項之個數， ε 為一極小之正值。（3.1）式之效率值是在相同產出水準下，比較投入資源之使用效率，因而稱之為投入導向效率（input-based efficiency）。此模式為比率型態，是由產出的加權組合除以投入的加權組合，而權重則由模式所決定，也就是說將權重視為未知，排除權重主觀認定的問題。並且將產出除以投入之比值限制在 1 以內，以滿足效率的定義。當決策單位之效率值為 1 時，稱為相對其他決策單位有效率，小於 1 時稱為相對無效率。

2、投入導向—原問題（primal）：

由於比率形式的目標函數為分數線性規劃型式，除了運算不易外，且有無窮解之問題，因此將此模式經由固定分母之值予以轉換成線性規劃之模式，也就是將分母設限為 1，形成投入導向之原問題（primal）如下所示：

$$\begin{aligned}
 & \text{Max} \frac{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rk}}{\sum_{i=1}^m v_i X_{ik}} = E_k \\
 & \text{s.t.} \sum_{i=1}^m v_i X_{ik} = 1 \\
 & \sum_{r=1}^s u_r Y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i X_{ij} \leq 0, \quad j = 1, \dots, n \\
 & u_r, v_i \geq \varepsilon > 0, \quad r = 1, \dots, s, \quad i = 1, \dots, m
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

如此的轉換除了運算變的容易且不會出現多重解的問題，而這兩模式之最佳目標函數值也相同，但所求得的權重解 u_r^*, v_i^* 並不盡相同，主要是由於多重解的關係，但可以確定的是兩者之間存在一個比率上的關係。

3、投入導向－對偶問題（dual problem）：

任何一個線性規劃之問題均存在有一對偶問題，兩者除了最佳目標函數值相同外，還具有許多性質例如差額互補性（complementary slackness condition）也因此我們可以改寫線性規劃型式成為其對偶問題的型式：

$$\begin{aligned}
 \text{Min } h_k &= \theta - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \right) \\
 \text{s.t. } \sum_{j=1}^n \lambda_j X_{ij} - \theta X_{ik} + s_i^- &= 0, \quad i=1, \dots, m \\
 \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_{rj} - s_r^+ &= Y_{rk}, \quad r=1, \dots, s \\
 \lambda_j, s_i^-, s_r^+ &\geq 0, \quad j=1, \dots, n, \quad i=1, \dots, m, \quad r=1, \dots, s \\
 \theta &\text{ 無正負限制}
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

式中 s_i^-, s_r^+ 分別為差額變數（slack）與超額變數（surplus），是線性規劃中將不等式轉為等式常用的變數。一個受評估單位如果具有相對有效率的話，其充分必要條件是 $\theta^* = 1$ 且 $s_i^{-*} = s_r^{+*} = 0$ ，此時此單位位於效率前緣上。簡單的來說，線性規劃型式可說是一種輻射狀的調整，而對偶問題則是上下左右的調整方式。從（3.3）式之限制式顯示無效率之單位欲達到最適境界之效率目標，需作以下的調整：

$$\begin{aligned}
 \Delta X_{ik} &= X_{ik} - (\theta^* X_{ik} - s_i^{-*}), \quad i=1, \dots, m \\
 \Delta Y_{rk} &= (Y_{rk} + s_r^{+*}), \quad r=1, \dots, s
 \end{aligned}$$

即減少投入 ΔX_{ik} 及增加產出 $\Delta Y_{rk} = s_r^{+*}$ 可以達到有效率。所以當效率值小於 1 時，則可依其改進方向進行效率的改善。其投入導向之圖形在二維座標

中可以表示如圖 3-2 所示

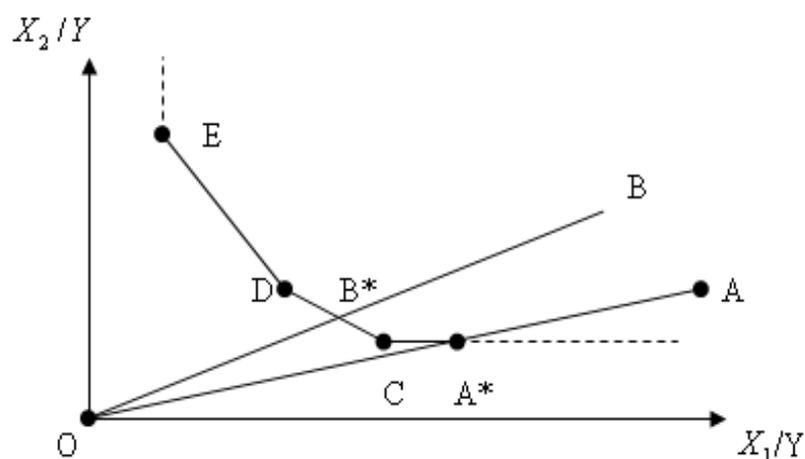


圖 3-2 以生產前緣一等產量線衡量相對效率

X_1, X_2 代表投入、 Y 代表產出，其中的 $C、D、E$ 代表有效率的點， B^* 與 A^* 分別代表 A 與 B 投影到包絡面的點，整體圖形一定是一個類似凸向原點的圖形。

效率的衡量係在相同產出水準下，比較投入資源的使用情形，因而稱為投入導向效率，若在相同投入水準下比較產出多寡的情形，則稱之為產出導向效率。相同的也有比率型式、原問題與對偶問題的模式，如下所示：

4、產出導向—比率型式 (ratio form)：

$$\begin{aligned} \text{Min } & \frac{\sum_{i=1}^m v_i X_{ik}}{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rk}} = \frac{1}{g_k} \\ \text{s.t. } & \frac{\sum_{i=1}^m v_i X_{ij}}{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rj}} \geq 1, \quad j=1, \dots, n \\ & u_r, v_i \geq \varepsilon > 0, \quad r=1, \dots, s, \quad i=1, \dots, m \end{aligned} \quad (3.4)$$

比較 (3.1) 式與 (3.4) 式，我們不難發現投入導向所求得的目標函數值，恰為產出導向所求得的目標函數之倒數，即投入導向效率 (h_k) = 產出導向效率 (g_k)。

5、產出導向—原問題 (primal)：

由於 (3.4) 式 的目標函數為分數型式，如前所述也有相同之問題（運算不易、多重解），因此我們將其改為線性規劃模式，固定分母之值為 1，形成產出導向之原問題，如下所示：

$$\begin{aligned}
 \text{Min } & \sum_{i=1}^m v_i X_{ik} = \frac{1}{g_k} \\
 \text{s.t. } & \sum_{r=1}^s u_r Y_{rk} = 1 \\
 & \sum_{i=1}^m v_i X_{ij} - \sum_{r=1}^s u_r Y_{rj} \geq 0, \quad j=1, \dots, n \\
 & u_r, v_i \geq \varepsilon > 0, \quad r=1, \dots, m
 \end{aligned} \tag{3.5}$$

6、產出導向一對偶問題（dual problem）

相對投入導向而言我們也可把產出導向改為對偶問題，其模式如下所示：

$$\begin{aligned}
 \text{Min } & \theta + \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m s_i^+ + \sum_{r=1}^s s_r^- \right) = \frac{1}{g_k} \\
 \text{s.t. } & \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_{rj} - \theta Y_{rk} - s_r^- = 0, \quad r=1, \dots, s \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j X_{ij} + s_i^+ = X_{ik}, \quad i=1, \dots, m \\
 & \lambda_j, s_i^-, s_r^+ \geq 0, \quad j=1, \dots, n, \quad i=1, \dots, m, \quad r=1, \dots, s \\
 & \theta \text{ 無正負限制}
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

在模式 3.6 中，若一受評單位達到柏拉圖最適境界，則 $\theta^* = 1$ 且 $s_r^- = s_i^+ = 0$ 。而無效率之單位欲達最適境界之效率目標，需作以下之調整：

$$\begin{aligned}
 \Delta X_{ik} &= X_{ik} - (X_{ik} - s_i^{+*}) \\
 \Delta Y_{rk} &= (\theta^* Y_{rk} + s_r^{-*}) - Y_{rk}
 \end{aligned}$$

其產出導向在二維空間圖形如下所示：

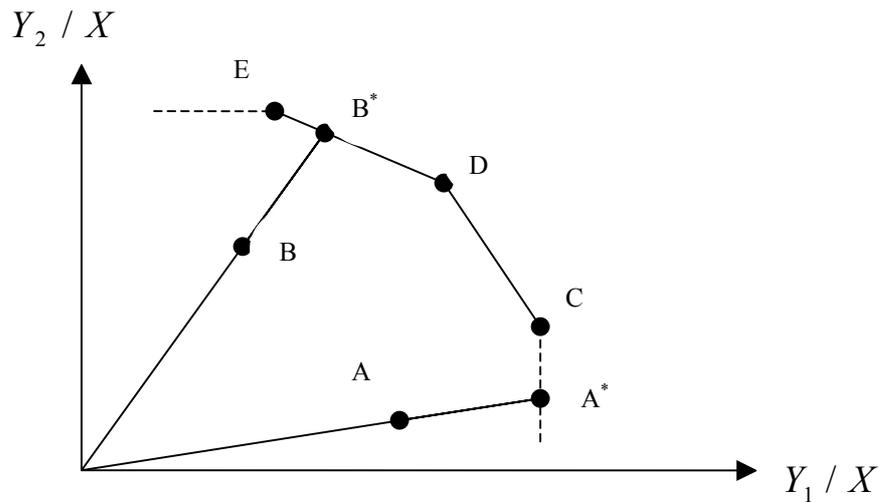


圖 3-3 以產品轉換曲線衡量相對效率

此為相同投入水準下比較產出多寡的情形，則稱之為產出導向效率，可以看出 C、D、E 為效率之點，而 A、B 投射於包絡面於 A*、B*，在此說明一點 A* 雖然效率值也為一，但屬於沒有良好包絡的點，因為相對於 C 而言產出項 Y_2 卻比較多，這也是 DEA 模型中一個問題所在，因為在兩端延長的虛線部份並無法出現弧線的狀態。

我們由以上的模式中，可以發現當投入導向在二維空間中以凸向原點的形態表現（如圖 3-2）；而產出導向則以凹向原點的形態表現（如圖 3-3），這樣的情況給了我們建立集群的想法。並且由於 DEA 是線性規劃的一種方法，所以它能計算出無效率之 DMU 到包絡面的距離，並找出其改善的空間。如此也給了我們作為判別分析中探討交集部分的一個依據。詳細應用於判別分析上的方法於下一節予以說明。

第二節 DEA 標竿模式區別企業危機之程序

首先，我們先利用訓練資料以多變量統計的逐步鑑別過程來篩選重要變數，這些重要變數就是用來描述區別破產與正常公司的重要指標變數。再者，

我們使用 CCR 的模型建立正常公司與破產公司的集群範圍，因為 DEA 的分析是一種屬於有邊界的分析方式，所以我們可以找出這兩個集群中最有效率與最沒效率的包絡面。例如：想尋找正常公司與破產公司中最有效率的包絡面時，並使用未負債比率（ Y_1 ）與長期資金適合度（ Y_2 ）去衡量時，我們將設定一個虛擬投入項（ X ）設定為 1，並使用產出導向之 CCR 模型去建構包絡面，所以我們可以很快的建立正常公司與破產公司最有效率的包絡面如圖 3-4，其中大寫英文字母代表正常公司；小寫英文字母代表破產公司。此模式是以

$$\text{Min} \frac{\sum_{i=1}^m v_i X_{ik}}{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rk}} = \frac{1}{g_k}$$

為其目標式，表示在相同投入下希望產出越多越好而評估出的效率值，其包絡面具有凹向原點的特性。

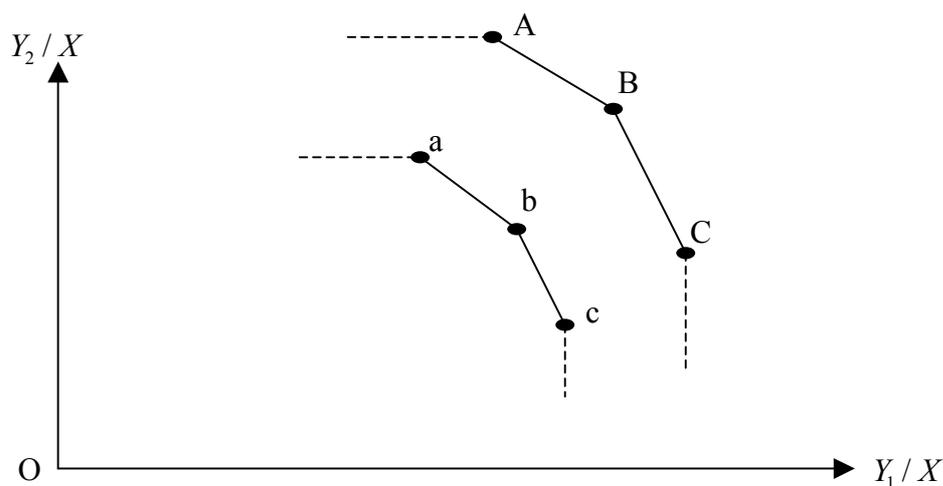


圖 3-4 建立最有效率的包絡面

至於建立最沒效率的包絡面，我們的想法是希望在相同的投入下而產出越

少的情形，其目標式為 $\text{Max} \frac{\sum_{i=1}^m v_i X_{ik}}{\sum_{r=1}^s u_r Y_{rk}} = \frac{1}{g_k}$ 所衡量的效率值，但我們是希望

作出一個凸向原點的包絡面型態。所以我們只需把未負債比率（ Y_1 ）與長期資金適合度（ Y_2 ）和虛擬投入項（ X ）對調，並採用投入導向即可找出其最沒效率的包絡面如圖 3-5，其中大寫英文字母代表正常公司；小寫英文字母代表破

產公司。

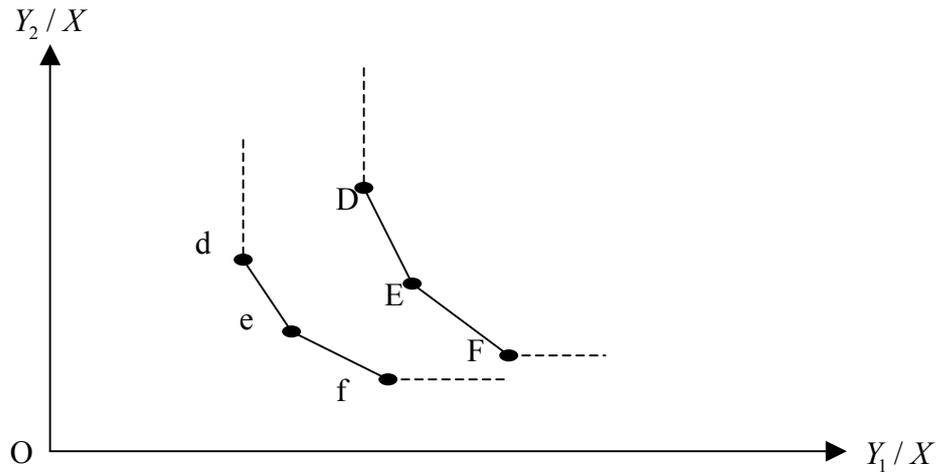


圖 3-5 建立最沒效率的包絡面

因此我們把圖 3-4 與圖 3-5 結合便可建立起正常公司與破產公司的集群關係圖（見圖 3-6）。在此必須強調一點，這些訓練資料是必須具有代表性的，也就是說這些資料是必須能夠描述母體的，也因此訓練資料的好壞所建構出的集群關係圖，勢必對測試資料有其很深的影響力，所以在資料的選取上必須謹慎的處理。

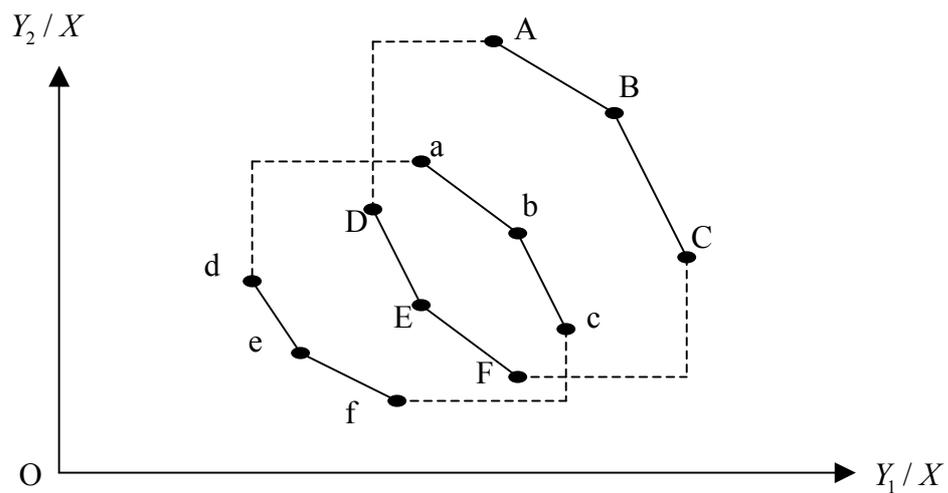


圖 3-6 建立集群關係圖

當我們利用訓練資料建立好的集群後，接著就是把測試資料代入集群的模

型中，用以判斷該筆資料歸屬於哪個集群。至於交集部份，我們知道使用 DEA 的方式可以衡量出該點投射到包絡面的投影點，也就是藉由學習標竿 (benchmark) 來改良其沒效率的因素。因此我們就可算出到包絡面的距離，利用距離的觀點即可很快的判定該點是歸屬於哪個集群。我們將判別的過程以演算法的方式表達，如下所示。

$x_i \equiv$ 受測樣本 ; $\theta_i \equiv$ 受測樣本之效率 ;

$x_{ip}^{*L} \equiv$ 受測樣本投影於最沒效率的正常公司 ;

$x_{iq}^{*H} \equiv$ 受測樣本投影於最有效率的破產公司 ;

$\theta_p^H \equiv$ 最有效率的正常公司 ; $\theta_p^L \equiv$ 最沒效率的正常公司 ;

$\theta_q^H \equiv$ 最有效率的破產公司 ; $\theta_q^L \equiv$ 最沒效率的破產公司 ;

For ($i=1, i \leq n, i=i+1$)

{

If ($\theta_i \geq \theta_p^H$ OR $\theta_i \geq \theta_q^H$)

Then $\theta_i = p$;

Else If ($\theta_i \leq \theta_q^L$ OR $\theta_i \leq \theta_p^L$)

Then $\theta_i = q$;

Else

{

If ($d(x_i, x_{iq}^{*H}) \leq d(x_i, x_{ip}^{*L})$)

Then $x_i = p$;

Else

$x_i = q$;

}

}

由上述演算法當 $\theta_i \geq \theta_p^H$ 表示當受測樣本的效率比正常公司最有效率還要有效率，以及 $\theta_i \geq \theta_q^H$ 表示受測樣本的效率比破產公司最有效率還要有效率，則該受測樣本判定為正常公司。而 $\theta_i \leq \theta_q^L$ 表示當受測樣本的效率比破產公司最沒效率還要沒效率，以及 $\theta_i \leq \theta_p^L$ 表示受測樣本的效率比正常公司最沒效率還要沒效率，則該受測樣本判定為破產公司。其餘的位於交集內的受測樣本，我們採用距離 ($d(x_i, x_{iq}^{*H}), d(x_i, x_{ip}^{*L})$) 的方式來衡量並予以歸類，也就是衡量該受測樣本與該受測樣本投影於破產公司最有效之包絡面的距離及投影於正常公司最沒效率之包絡面的距離大小來判定。

舉例說明假設有 x_1, x_2, x_3 三個受測樣本分別座落於圖 3-7 所示的位子，則可以求算出分別的效率 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ ，並且依效率大小來與包絡面做比較用以判別。以 x_1 而言， $\theta_1 \geq \theta_q^H$ 則判定為正常公司； x_2 則為 $\theta_2 \leq \theta_p^L$ 因此判定為破產公司。 x_3 屬於交集內則以距離的方式衡量之， $d(x_3, x_{3q}^{*H}) \leq d(x_3, x_{3p}^{*L})$ 在圖 3-7 則表示 $d(x_3, a) \leq d(x_3, b)$ 所以 x_3 被判定為正常公司。因此，依據判別的演算過程可以將資料與以歸類進行判別。

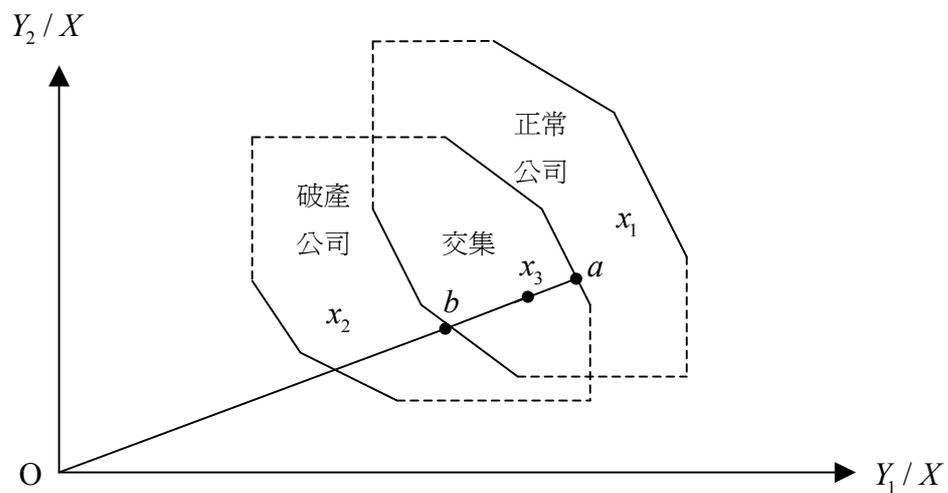


圖 3-7 集群判別識意圖

簡單的來說，我們利用訓練資料建立集群的範圍再把測試資料代入所建構的模型中，利用 DEA 的特性即可判斷該筆測試資料所座落的區域，並可求出相對之距離，如此便可從事判別分析。此方法是單純的利用線性規劃比較大小的方式，並利用集群的觀念，拋開以往找出鑑別函數這種類似一刀劃分之手法。況且 DEA 的分析條件並不像統計方法一般，必須假設多變量常態分配、其各群體間共變異數相等、殘差項必須符合白噪音等一些假設限制，使得 DEA 模式更具彈性的來分析實務性資料；而類神經網路又俗稱黑盒子，其中隱藏層與學習率是需要一直嚐試找出最適當的模組，也因此難免有主觀上的設定，並容易落入區域最佳解的可能性，況且對於複雜性的資料結構而言，類神經需要長時間學習才會形成誤差收斂的結果，而 DEA 可以找出資料結構中的柏拉圖最適解，並且無人工設定之困擾（如權重由模型自行評估而得）。因此 DEA 模式可以避免統計方法中資料結構的限制，以及人工智慧方法上主觀參數設定的問題。換言之，DEA 模式是可以依據資料的分布情況，考慮所有樣本資訊並且無須假設任何的條件之下，而進行資料分析的一種方法。

第四章 實證結果分析

本研究為整合財務指標與智慧資本指標建構而成的企業危機鑑別模型，利用多變量之逐步鑑別過程來篩取出重要變數，再使用 DEA 模式進行資料分析。本章分為四個小節，第一節說明資料來源及變數介紹；第二節為利用財務比率建構企業危機模型並與其他整合判別方法（多變量鑑別分析、類神經網路）比較；第三節則是加入智慧資本後對企業危機模型之影響並與其他整合判別方法（多變量鑑別分析、類神經網路）比較；第四節為本章小結。

第一節 資料來源與變數介紹

本研究之財務危機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。研究期間以民國 86 至 90 年間發生財務危機之 20 家公司，同時採用 Beaver 配對樣本研究方式，採用了同期間相同產業且規模相近的正常公司作為對照樣本，同時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，故擷取了 40 家正常公司，共 60 家上市公司為訓練樣本。並依上述方法再次抽取測試樣本，以民國 90 至 93 年間發生財務危機之 10 家上市公司，以及 20 家正常上市公司作為研究對象。研究樣本的公司產業類別包括食品業、塑膠業、紡織業、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、觀光業以及其他類。將危機企業與正常企業資料彙總於附錄一。資料期間則是採取失敗前一年度的各項比率資料。資料來源為台灣證券交易所網站、財政部證券暨期貨管理委員會全球資訊網、台灣經濟新報資料庫。實證軟體的操作採用 DEA Excel Solver、SPSS 套裝軟體、SPSS_NN 以及 QNET97 做為分析的軟體工具。

研究變數方面，分為財務指標與智慧資本指標兩大類，所採用的變數以及

計算方式如下：

(一)財務指標

1、財務結構分析

$$X_1 : \text{流動比率} = \text{流動資產} / \text{流動負債} * 100$$

$$X_2 : \text{速動比率} = (\text{流動資產} - \text{存貨} - \text{預付款項} - \text{其他流動資產}) / \text{流動負債} * 100$$

$$X_3 : \text{負債比率} = \text{負債總額} / \text{資產總額} * 100$$

$$X_4 : \text{長期資金適合度} = (\text{淨值} + \text{長期負債}) / \text{固定資產} * 100$$

$$X_5 : \text{借款依存度} = \text{長短期借款} / \text{淨值} * 100$$

$$X_6 : \text{利息保障倍數} = \text{所得稅及利息費用前純益} / \text{本期利息支出}$$

2、經營效能分析

$$X_7 : \text{總資產週轉率(次)} = \text{營業收入淨額} / \text{平均資產總額}$$

$$X_8 : \text{應收帳款週轉率(次)} = \text{營業收入淨額} / \text{平均(應收帳款及應收票據貼現)}$$

$$X_9 : \text{存貨週轉率(次)} = \text{營業成本} / \text{平均存貨}$$

$$X_{10} : \text{固定資產週轉率(次)} = \text{營業收入淨額} / \text{平均固定資產}$$

3、營運獲利分析

$$X_{11} : \text{淨值報酬率(稅後)\%} = \text{稅後淨利} / \text{平均淨值} * 100$$

$$X_{12} : \text{資產報酬率\%} = (\text{稅後淨利} + \text{利息支出} * (1 - 25\%)) / \text{平均資產總額} * 100$$

$$X_{13} : \text{每股營業額(元)} = \text{營業收入淨額} / (\text{普通股股本} + \text{特別股股本} + \text{增資準備})$$

$$X_{14} : \text{每股淨值} = \text{淨值} / (\text{普通股股本} + \text{特別股股本} + \text{增資準備})$$

(二)智慧資本指標

$$X_{15} : \text{每人營收} = \text{營業收入} / \text{員工人數}$$

$$X_{16} : \text{每人營業利益} = \text{營業利益} / \text{員工人數}$$

$$X_{17} : \text{每人配備率} = \text{固定資產} / \text{員工人數}$$

$$X_{18} : \text{每人附加價值} = \text{營業毛利} / \text{員工人數}$$

$$X_{19} : \text{銷售費用佔營收淨額} = \text{銷售費用} / \text{營業收入淨額} * 100$$

$$X_{20} : \text{管理費用佔營收淨額} = \text{管理費用} / \text{營業收入淨額} * 100$$

第二節 財務指標對企業危機之影響

在模式建構上面，由於財務比率多有共線性與資料重疊之問題，且過多的變數對 DEA 而言雖然是可行的，但卻容易造成估計出來的效率值具有品質不佳的情況。因此我們採用整合模式（多變量逐步鑑別過程+DEA）的方法，試圖利用多變量逐步鑑別過程找出少數幾個重要解釋變數。換句話說，可以將原有觀察變數的個數予以縮減並進行深入的解析。因此，使用多變量逐步鑑別過程篩選變數結果為單純的財務指標方面有：負債比率、長期資金適合度等兩項財務指標；而加入智慧資本指標下去考量時，重要變數則有：負債比率、長期資金適合度與每人配備率。以下對此三種指標作一描述：

(1) 負債比率 = 負債總額 / 資產總額 × 100 是將負債總額除以資產總額而得來的財務比率，代表企業使用舉債融資的總合程度（包含流動與長期負債），即資產總額有多少比例是由債權資金來支應的。一般而言，負債比率越高表示企業使用舉債融資的程度越高，一但遭逢營收獲利衰退或整體經濟狀況不佳時，容易引起債權人的收縮性用，而出現周轉不靈或違約的風險，容易導致財務危機的發生，所以此比率越高對財務危機之發生具有相當的影響。

(2) 長期資金適合率 = (淨值 + 長期負債) / 固定資產 × 100 此比率亦屬於財務結構方面的指標，為衡量企業資金運用之穩定性。基於經營穩定性的考量，固定資產等長期資金需求，應以權益資金或長期負債來作支應。若當分子大於分母時，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借固定資產所需之資金，此種以短期支應長期的作法，一但遇到整體景氣的衰退或公司的不景氣（如營運不良、業績不佳），而銀行又緊縮銀根的情況下，極易陷入週轉不靈、違約倒閉的風險，因此此項比率也是財務危機發生的重要因素。

(3) 每人配備率 = 固定資產 / 員工人數 這項指標屬於智慧資本中結構資本的項目。結構資本可說是組織中的機制與結構其主成分包括創新、流程以及組織化三種資本的組合。用來支援員工去尋求最佳的智慧表現，使得公司具有更強的

競爭力與提高整體企業的積效。每人配備率是表示每一個員工可以分到、使用多少的固定資產，由於科技的發達、電腦化的普遍，多數企業多以自動化經營方式，因此企業可能不需要像以前那種勞力密集的生產方式，因此技術的進步帶來每人配備率的提高，當此比率越高表示企業的經營方式層次越高，也代表著智慧資本對企業的貢獻越大，故高比率的每人配備率可使得企業發生危機的情況越少。

當我們用訓練樣本找出重要變數對企業危機發生之關係後，我們試圖採用 DEA 建立企業危機判別模型。由於 DEA 模式中對投入項與產出項必須個別具有同向性的要求，簡單來說，也就是在產出固定下，希望投入項是越少越好，且所有投入項必須具有同向性的；反之，在投入固定下，希望的是產出項越多越好，且所有產出項是具有同向性的。也因如此我們必須對負債比率作一調整，我們使用 1 減去負債比率的方式，把此變數定義為未負債比率。接著我們對資料作一轉換

$$X_{ij}^* = \frac{X_{ij} - X_{\min j}}{X_{\max j} - X_{\min j}}$$

X_{ij} = 第 i 家公司第 j 個指標變數

X_{ij}^* = 轉換後新的值

$X_{\max j}$ = 所有公司第 j 個變數中最大的值

$X_{\min j}$ = 所有公司第 j 個變數中最小的值

此一資料轉換可以解決資料尺度方面的問題，並且可以使資料轉為 0~1 之間的數值處理上比較方便。接下來就是分別對正常公司與破產公司找出最有效率與最沒效率之 DMU 如表 4-1 所示。

表 4-1 訓練樣本找出最有效率與最沒效率之公司一覽表

公司	效率	
	最有效率	最沒效率
破產公司	源益、啓阜	中福(86 年度) 太設、華碩
正常公司	金緯	嘉畜、宏洲 春池、京城

在此強調一點，由於測試結果的好壞是基於訓練樣本的代表性，而且我們使用 DEA 包絡資料建立集群，因此對於資料的離群值將會對模型造成很大的的影響力，所以我們只採用全部訓練資料的 95% 作為模型的設立，將 5% 離群值予以排除。所以我們去除破產公司效率最好的公司一家：順大裕、以及正常公司效率最差的兩家：惠勝、瑞利。接著就是把資料代入模型中依據第三章的演算法來判別歸屬的群集。因此，可以找出訓練樣本及測試樣本的判別矩陣如表 4-2。

表 4-2 DEA 判別診斷結果

樣本類型	樣本數	公司類型	判斷結果		正確率
			危機公司	正常公司	
訓練樣本	60	危機公司	20	0	100%
		正常公司	0	40	
測試樣本	30	危機公司	9	1	80%
		正常公司	5	15	

由表 4-2 我們可以看出訓練樣本判別力達 100% 而測試樣本也有 80% 的正確率。在此必須說明一點，由於在訓練樣本中我們已經挑出最有效率與最沒效率的 DMU，以及我們刪除離群值的關係，這些已經是先設定的 DMU 將造成模型判別上的高估，但是訓練樣本的判別力比較沒有貢獻程度，我們主要是要對企業作出預警及預測是否可能發生危機，因此測試樣本的判別力才是我們所關注的。接著我們以相同之樣本採取不同的判別方法比較判別力高低。採

用方法以有母數中常用的多變量鑑別模式，以及無母數中常用的類神經網路鑑別模式，來相互比較。

我們採用多變量中 Fisher's 線性鑑別，找出分類函數係數如表 4-3 所示。判定方法為將測試樣本數值分別代入 0（破產公司）、1（正常公司）所對應之係數值，比較其大小。而其結果以誰大歸類為誰的分類準則，舉例說明如有一家正常公司（春池）其負債比率（%）為 66.5 與長期資金適合率（%）為 209.71，則代入分類函數係數矩陣中其結果為 $0=5.24 > 1=4.61$ 則判定此公司為破產公司，因此該公司（春池）將是一個誤判的值，以此類推即可將所有公司予以判定並歸類，以求算測試鑑別力與整體鑑別力。而圖 4-1 與 4-2 為分布函數的圖形。

表 4-3 分類函數係數矩陣

	被解釋變數	
	0	1
負債比率	.224	.106
長期資金適合度	1.156E-05	1.425E-03
常數	-9.657	-2.741

被解釋變數=0(危機公司)

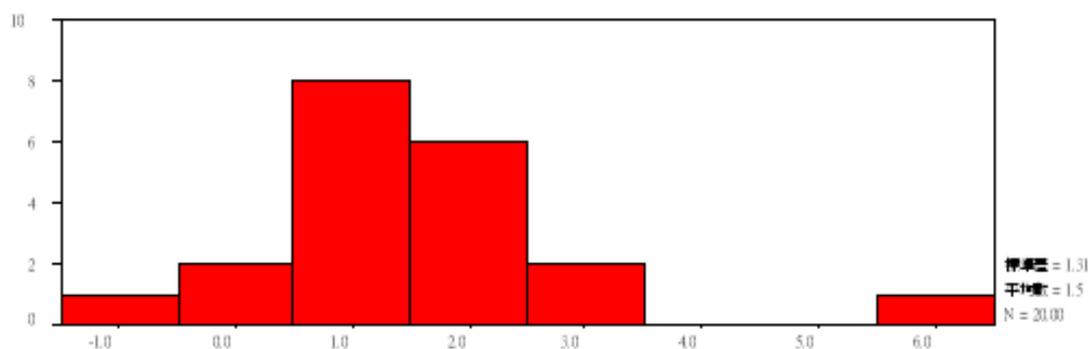


圖 4-1 危機公司判別函數

被解釋變數=1(正常公司)

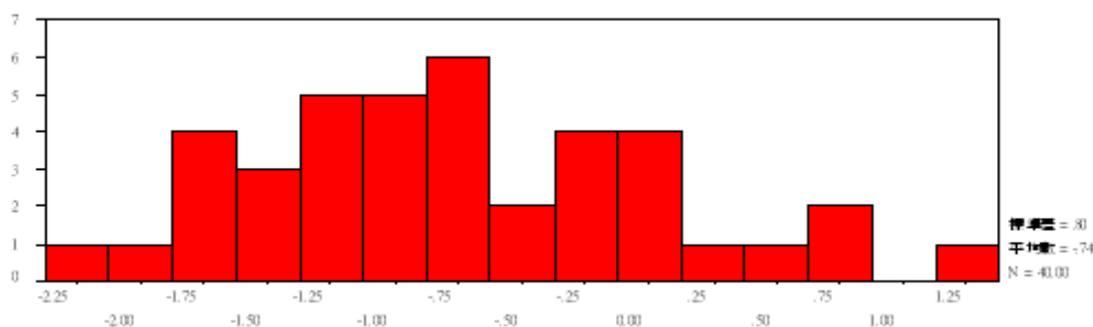


圖 4-2 正常公司判別函數

此 Fisher's 線性鑑別函數圖，是經由資料轉軸後投影於新的轉軸上的資料分佈函數現象，破產公司平均數為 1.5；正常公司的平均數為 -0.74。將此兩個函數圖疊合即可找出判別的依據。因此 Fisher's 鑑別結果如表 4-4 所示：

表 4-4 Fisher's 鑑別結果

樣本類型	樣本數	公司類型	判斷結果		正確率
			危機公司	正常公司	
訓練樣本	60	危機公司	16	4	88.3%
		正常公司	3	37	
測試樣本	30	危機公司	8	2	80%
		正常公司	4	16	

由表 4-4 可知訓練樣本的正確率有 88.3% 而測試樣本與 DEA 模式相同都有 80% 的正確率，但是就矩陣結構來看危機公司判斷成正常公司卻有兩家比 DEA 的一家還要多，因為危機公司判斷成正常公司所需付出的代價遠比正常公司判成危機公司來的高，因此相同具有八成的鑑別力卻有不同的含意存在。

至於整合類神經網路模式建構方面，首先必須設定不同的學習率與隱藏層。隱藏層節點數的設立原則大致從 $2n+1$ (n 表變數個數) 開始設立，而由於輸入層中只有 2 個神經元，因此隱藏層中神經元的測試個數被設定為 4、5、6 之三種組合進行測試；最後在網路的輸出層部分則只包含一個神經元：即正常

與破產之企業。在學習率上的選擇我們主要以 0.3、0.2 及 0.1 等三種組合為網路模式的選擇範圍。最後再以擁有最高訓練資料正確性之網路結構者為最佳的網路模式。其結果於表 4-5

表 4-5 類神經鑑別結果

隱藏層		學習率		
		0.3	0.2	0.1
5	訓練正確率	0.8966	0.9167	0.8824
	測試正確率	0.8	0.8	0.8
4	訓練正確率	0.9333	0.9167	0.92
	測試正確率	0.8333	0.7667	0.7667
6	訓練正確率	0.8929	0.9286	0.8919
	測試正確率	0.8333	0.8	0.7667

表 4-5 為不同神經元及學習率組合下類神經網路判別模式之比較結果。根據表中之數據，可知當網路結構為{2-4-1}：即輸入層包含 2 個神經元；隱藏層為 4 個神經元；輸出層為 1 個神經元及學習率為 0.3 時有最高的訓練資料正確率，其訓練資料正確率為 0.9333，測試資料預測率為 0.8333。圖 4-4 為{2-4-1}網路模式訓練樣本之 RMSE 趨勢圖，可以看出{2-4-1}網路模式已呈現收斂狀態。而由表 4-6 可以看出類神經網路表現略佳，只有 5 家公司歸類錯誤，並從整體鑑別力來看也有 88.33% 的正確率，也比 Fisher's 鑑別還要好。

表 4-6 {2-4-1}網路模式的測試樣本結構矩陣

實際	預測	
	危機公司	正常公司
危機公司	9	1
正常公司	4	16

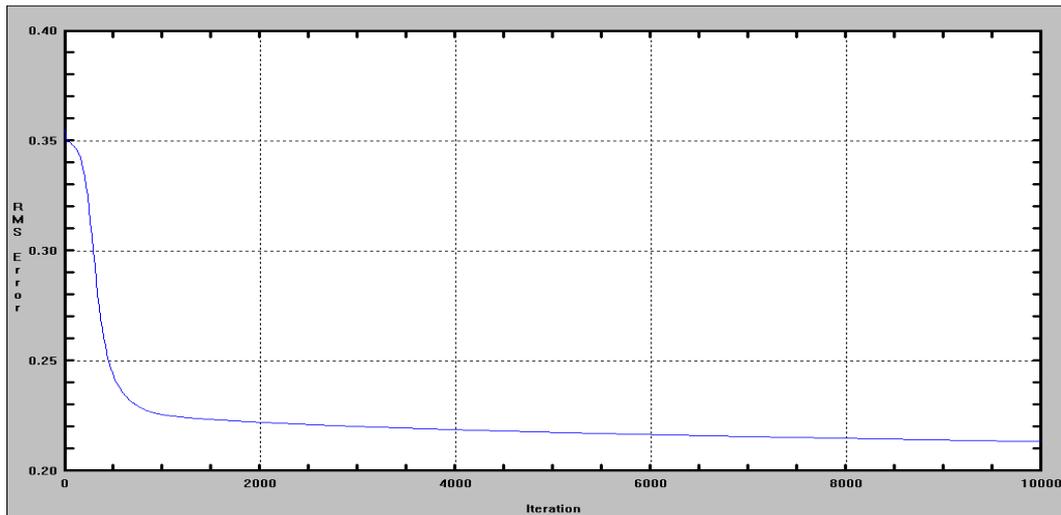


圖 4-4 {2-4-1}模式訓練樣本之 RMSE 趨勢

第三節 加入智慧資本指標對企業危機影響之實證分析

本節研究除了單純的使用財務指標外，另外加入智慧資本指標作為分析的變數，試圖建立一個較完善的整合型 DEA 鑑別模型，並與多變量 Fisher's 鑑別、整合類神經網路相互比較。其 DEA 模式鑑別結果矩陣如表 4-7。

表 4-7 加入智慧資本 DEA 鑑別結果

樣本類型	樣本數	公司類型	判斷結果		正確率
			危機公司	正常公司	
訓練樣本	60	危機公司	20	0	100%
		正常公司	0	40	
測試樣本	30	危機公司	9	1	86%
		正常公司	3	17	

由表 4-7 可以看出加入智慧資本後提高了測試樣本的鑑別力，由 80% 提升至 86% 只出現 4 家公司歸類錯誤。所以智慧資本指標的加入，在此模型下有效的提高鑑別能力。因而衡量企業危機除了傳統之財務指標外加入智慧資本指標的全面性考量，將可造成誤判率的下降，提供企業、投資人、債權人以及政府單位更精確的診斷以作為參考與改進的方向。

而使用變量鑑別分析可以找出 Fisher's 模式鑑別之分類函數係數矩陣如表 4-8 所示。而圖 4-5 與 4-6 分別代表破產公司與正常公司的分布函數圖形。

表 4-8 分類函數（加入智慧資本指標）係數矩陣

	被解釋變數	
	0	1
每人配備率	4.603E-04	4.432E-04
負債比率	.237	.119
長期資金適合度	-1.245E-04	1.294E-03
常數	-9.964	-3.025

被解釋變數=0(危機公司)

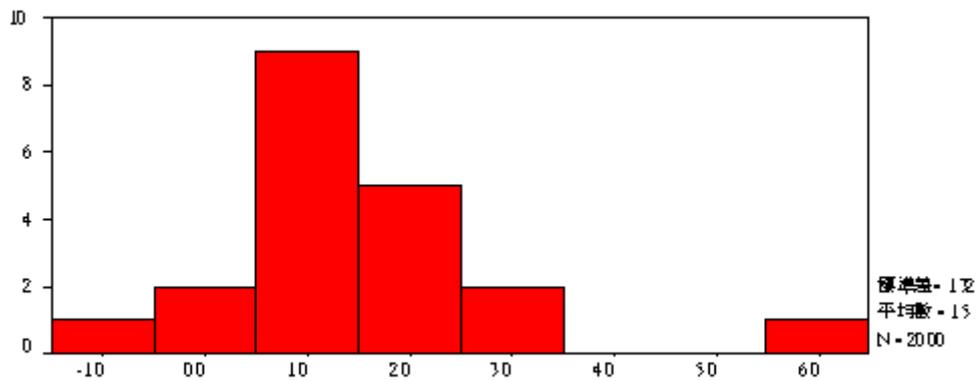


圖 4-5 危機公司（加入智慧資本指標）分佈函數圖

被解釋變數=1(正常公司)

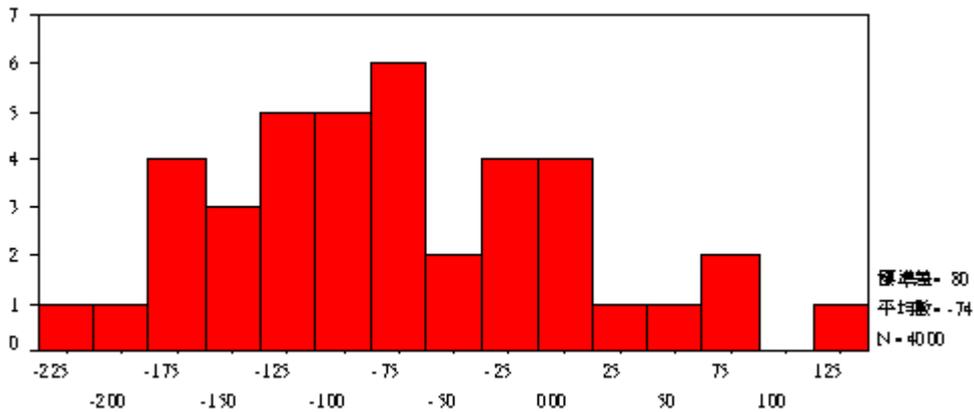


圖 4-6 正常公司（加入智慧資本指標）分佈函數圖

所以多變量 Fisher's 鑑別加入智慧資本結果矩陣如表 4-9 所示。由表 4-9 可知鑑別結果並無改善還是八成的鑑別力，因此智慧資本的加入並無造成誤判率的降低，可能智慧資本項目對此模型的相對影響力較低，所以造成相同的鑑別結果。

表 4-9 加入智慧資本 Fisher's 鑑別結果

樣本類型	樣本數	公司類型	判斷結果		正確率
			危機公司	正常公司	
訓練樣本	60	危機公司	16	4	88.3%
		正常公司	3	37	
測試樣本	30	危機公司	8	2	80%
		正常公司	4	16	

類神經網路方面，隱藏層節點數的設立原則大致從 $2n+1$ (n 表變數個數) 開始設立，所以在加入智慧資本指標後輸入層中變為 3 個神經元，因此隱藏層中神經元的測試個數被設定為 6、7、8 之三種組合進行模式的訓練，最後在網路的輸出層部分一樣只包含一個神經元：即正常與破產之企業；至於學習率方面考慮 0.1、0.2、0.3 的組合，來建立整合型態類神經鑑別模式。其鑑別結果如表 4-10 所示。

表 4-10 加入智慧資本類神經鑑別結果

隱藏層		學習率		
		0.3	0.2	0.1
7	訓練正確率	0.8571	0.9714	0.9714
	測試正確率	0.7667	0.7667	0.8
6	訓練正確率	0.9133	1	0.8846
	測試正確率	0.7667	0.8333	0.8
8	訓練正確率	0.9643	0.9118	0.9744
	測試正確率	0.7667	0.7667	0.8

根據表中之數據，可知當網路結構為{3-6-1}：即輸入層包含 3 個神經元；隱藏層為 6 個神經元；輸出層為 1 個神經元及學習率為 0.2 時有最高的訓練資料正確率，其訓練資料正確率為 1，測試資料預測率為 0.8333。圖 4-7 則為 {3-6-1}網路模式訓練樣本之 RMSE 趨勢圖，由圖形可以看出{3-6-1}網路模式也已呈現收斂狀態。

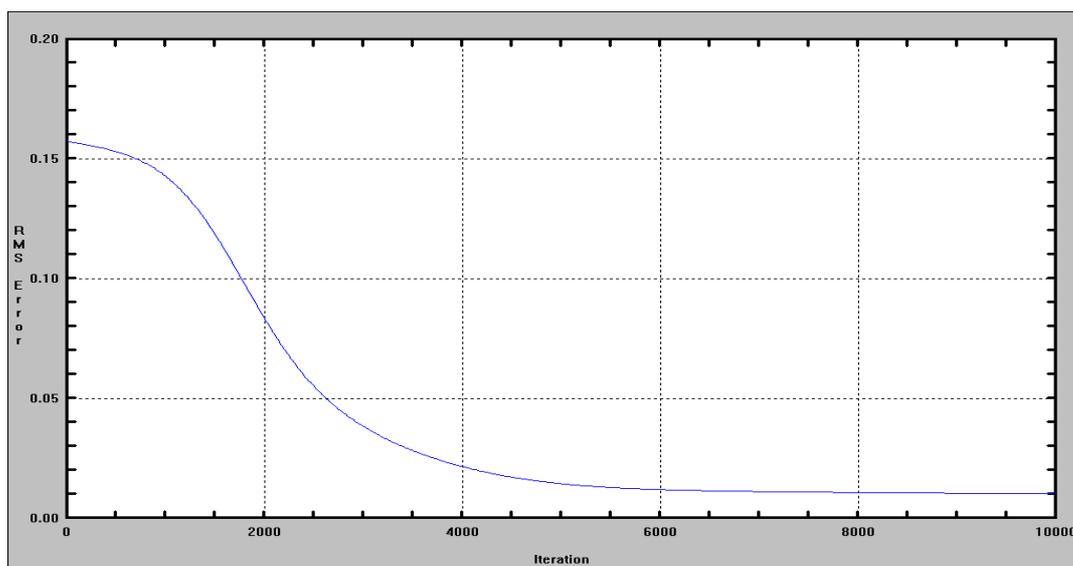


圖 4-7 {3-6-1}模式（加入智慧資本指標）訓練樣本之 RMSE 趨勢

加入智慧資本後{3-6-1}模式鑑別結果雖然在測試樣本上無增加，相同為 83.33%的正確率，但整理鑑別力上達 91.66% 比原先的 88.33% 稍有提高，因此智慧資本的加入也提高了模型的整體鑑別力。表 4-11 為{3-6-1}網路模式的測試樣本結構矩陣。

表 4-11 {3-6-1}網路模式的測試樣本結構矩陣(加入智慧資本)

實際	預測	
	危機公司	正常公司
危機公司	9	1
正常公司	4	16

第四節 本章小結

在單一使用財務比率衡量企業危機鑑別之模型，我們可以發現 DEA 模式與 Fisher's 鑑別相同都具有八成的正確率，而類神經網路表現較佳有著 83.33% 的正確率；也就是說 DEA 模式與 Fisher's 鑑別判斷錯誤有 6 家而類神經網路只有 5 家判斷錯誤。但就判斷錯誤的成本來看 DEA 模式比 Fisher's 鑑別來的好，因為當危機公司判斷成正常公司所造成之成本與傷害，遠比正常公司判成危機公司來的大；因此型一誤差（危機公司判斷成正常公司）遠比型二誤差（正常公司判成危機公司）來的受人關心與重要。而就整體鑑別力而言，以 DEA 模式的 90% 最高，再來則是類神經網路的 88.33%，最差的 Fisher's 鑑別為 84.165%。然而遭到誤判的公司在三種不同模式下，卻發現一個有趣的現象，則是誤判公司幾乎一模依樣，其誤判公司有危機類型的久津、凱聚、茂矽（只有 DEA 出現誤判）；正常公司的味全、惠勝、京城、春池。我們可以看出京城（88 年度）、春池（87 年度）已經是訓練樣本中最差的公司了，然而在 91 年度時其財務狀況也並無好轉，因此很容易判成危機公司。並且進年來房地產的不景氣，造成許多房子建好了卻賣不出去的窘境，或者低價的銷售，使得營建類公司財務吃緊。至於食品業中表現不錯的味全竟然也出現誤判的情形，我們提出的解釋是由於 SRSS 疫情的突發因素，致使在重要指標上表現不佳。而惠勝的情況，從其股價的表現即可看出，雖然未遭逢全額交割的命運，但有如水餃股般表現的確很容易誤判成爲危機公司。而近來在股市與業界最引人討論的茂矽危機事件，從其股價走勢圖 4-8 可以看出，一路往下殺的股價表現，不只公司受創慘重，投資人更可說是血本無歸。在這一連串的危機過程中，茂矽成爲國內第一家公司債違約的 DRAM 業者。並從無力清償到期公司債、決定更換會計師，一直到證期會命令停止交易，遠因是起源於國際 DRAM 價格波動太大所致。當年茂矽積極擴充其資本額高達 323 億元的擴充案，而之後卻面臨資金吃緊，又以轉投資股票抵押借款，但無異飲鴆止渴，還是發生財務危機面臨

全額交割、停止交易的危機。由茂矽地雷債事件的發生，促使投資人與銀行團更加注意到國內企業的債信風險，這也突顯了在全球電子業者產能過剩、獲利受到壓縮的情形下，台灣電子業者的籌資與償債能力受到最大的影響。由此危機事件更加說明了負債比率的重要性，投資人在衡量公司債信問題時，應更加深入了解。

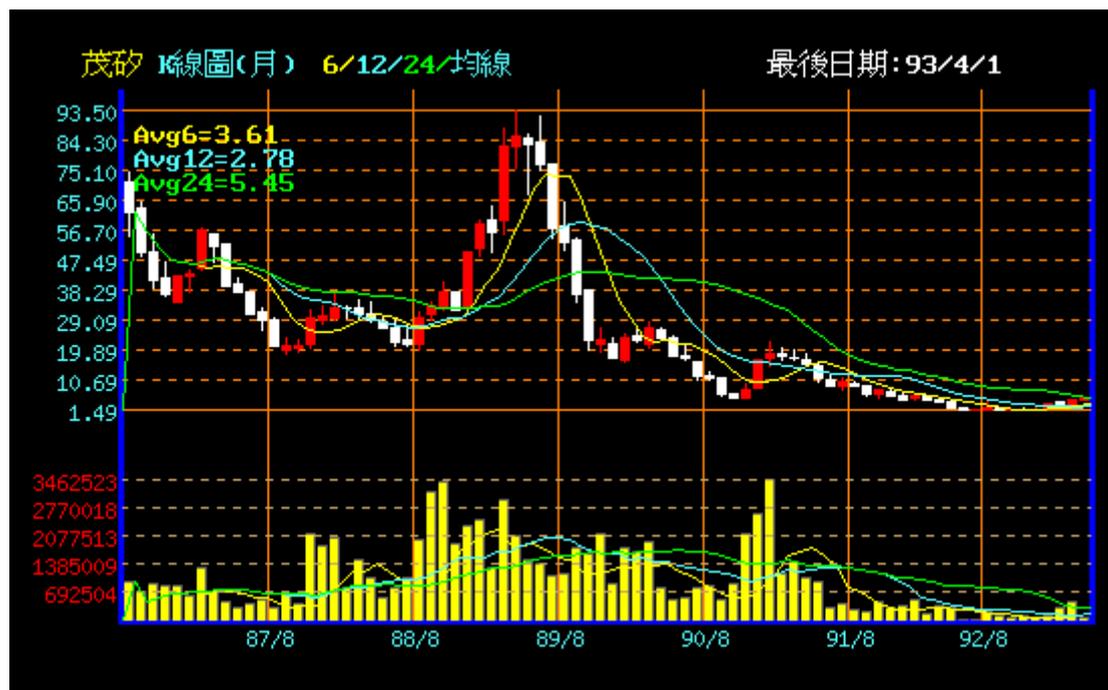


圖 4-8 茂矽股價走勢 K 線圖（月）

然而在加入智慧資本對企業危機鑑別之模型，以 DEA 模式的 86% 最高，類神經網路的 83.33% 居次，而 Fisher's 鑑別的 80% 最差。而整體鑑別方面的表現以 DEA 模式的 93% 最高，類神經網路的 91.66% 居次，而 Fisher's 鑑別的 84.165% 表現最差。大致而言加入智慧資本對鑑別力的提升是有幫助的。隨著知識經濟的來臨，智慧資本可說是企業的一大生存要件，也是提高競爭力的重要來源，因此加入智慧資本的全面性考量，的確是可以建立一個較為正確的鑑別模式。

第五章 結論與建議

企業財務危機的發生不僅直接影響公司利害關係人之權益，並且整個社會也會遭受損害，因而建立一個企業危機診斷模型，用以偵測危機發生之警訊以儘早採取措施予以因應，實有必要。而隨著知識經濟時代的來臨，促使企業的競爭優勢不再只來自傳統的有形資產，還必需考量企業的無形資產，使得智慧資本所扮演的重要性與日俱增。在評估企業經營良窳時，便不可忽視此種轉變。本研究整合傳統財務比率指標與智慧資本指標，利用多變量逐步鑑別過程配合 DEA 模式建構整合型態的企業財務危機判別模型，茲將相關研究結果、研究限制及後續研究建議整理如下。

第一節 研究結果

單純的使用財務指標時重要變數有：負債比率、長期資金適合度等兩項重要變數。我們依此兩項指標對不同方法進行比較，其結果如下表 5-1 所示

表 5-1 財務指標鑑別結果比較

鑑別方法	測試鑑別力	整體鑑別力
DEA 模式	80%	90%
Fisher's 模式	80%	84.165%
類神經網路模式	83.33%	88.33%

由表 5-1 我們可以發現在測試鑑別力方面類神經有最好的表現，只出現 5 個誤判值其正確率達 83.33%。而 DEA 與 Fisher's 模式具有相同的 80% 正確率，但就型一誤差（危機公司誤判成正常公司）而言，DEA 模式只出現一家的誤判值而 Fisher's 模式出現兩家的誤判值。就整體鑑別力而言，DEA 模式具有最高之正確率 90%，類神經網路模式居次 88.33%，而 Fisher's 模式的 84.165% 最差。

而加入智慧資本指標後的重要變數有：負債比率、長期資金適合度及每人

配備率等三項財務指標。我們依此三項指標對不同方法進行比較，其結果如表 5-2 所示。由表 5-2 我們可以發現在測試鑑別力方面 DEA 模式有最好的表現，只出現 4 個誤判值其正確率達 86%。類神經網路的 83.33% 居次，而 Fisher's 鑑別的 80% 最差。至於而整體鑑別方面的表現以 DEA 模式的 93% 最高，類神經網路的 91.66% 居次，而 Fisher's 鑑別的 84.165% 表現最差。

表 5-2 加入智慧資本指標鑑別結果比較

鑑別方法	測試鑑別力	整體鑑別力
DEA 模式	86%	93%
Fisher's 模式	80%	84.165%
類神經網路模式	83.33%	91.66%

由以上結論可以得知，加入智慧資本指標衡量企業危機模型時，有較好的表現；也就是說，出現誤判的公司變少了，因此也說明了智慧資本的重要性，在衡量企業價值時將是一項不可忽視的重要指標。再者，本研究嘗試使用 DEA 中 CCR 模式進行鑑別，用簡單的集群觀念加上 DEA 包絡資料的特性，來從事鑑別的問題與研究，這是一項既創新又有趣的方向，更是本文最重要的一個重點。

第二節 研究限制

- 一. 限於產業類別公司數目的多寡不一，本研究採用 1 家危機公司配對 2 家正常公司的樣本選取方式，並且資料只限制於上市公司，故可能造成選樣上的偏頗。
- 二. 在樣本公司及財務比率指標的挑選上，受限於資料之完整取得及比率計算上之限制（分母不能為零），去除了許多樣本公司及參考指標，可能對研究結果造成影響。
- 三. 因智慧資本為無形資產，實證上必須尋求替代的相關量化指標加以評估，又

受限於取得公司之公開說明書及年報等相關資料的時間限制，故我們對所有變數接採用年度資料，可能無法及時掌握公司經營狀況的變化，造成預警上的不健全。

- 四. 由於本研究方法採用 DEA 模式中的 CCR 模型，故權重方面也必須是正號以及投入與產出項須具有同向性等要求。
- 五. 對於包絡面的呈現並非完整的圓滑弧線形狀，如果出現太多的無良好包絡點，將會造成模式的不良。
- 六. 由於測試樣本是基於訓練樣本的好壞而建立的模型，因而訓練樣本的代表性極為重要，所以選取樣本必須慎重考量。

第三節 後續研究建議

- 一. 研究樣本的選擇採用 1：2（危機公司：正常公司）的配對選取法則，亦可改採不同配對比率進行研究。並且資料皆屬上市公司，亦可加入上櫃公司以增加資料樣本點進行研究與探討。
- 二. 在智慧資本變數選取上，可繼續尋求更多的相關變數，以及突破資料年限上的限制，應可改善模型的預測能力
- 三. 本研究只採用年度資料，當然亦可採用季報資料，分析時間方面等問題予以更完善的預警模型。
- 四. 本文以集群概念跳脫以往尋求鑑別函數之想法，而採用 DEA 之 CCR 模式包絡資料建立集群是一新的嘗試，然而對 CCR 之缺失已有許多學者進行改良，因此後續可以對權重、變數同向性方面等技術層面進行研究與探討。
- 五. 本文鑑別危機公司與正常公司屬於二分法的分類模式，因而只需建立兩個集群便可探討其交集部分並予以歸類；但面臨 3 種以上之分類判別時，交集部分也將更形複雜，這也是後續可發展的地方。

六. 在相關模式的建構上可嘗試採用更多的方法，如邏輯式迴歸、時間數列等有母數之方法以及 CART、MARS、小波理論等無母數之方法或整合型態的研究。

附錄一 樣本公司一覽表

	產業別	公司簡稱	上市日	全額交割日	配對公司
訓練樣本	食品業	益華	57/8/1	89/3/23	聯華,黑松
	食品業	源益	81/3/18	89/11/6	惠勝,聯華食品
	塑膠業	大穎	85/3/4	88/9/8	台聚,聯成
	紡織業	福昌	68/8/25	86/5/10	宏洲,中福
	紡織業	新燕	71/2/25	90/5/8	廣豐,嘉畜
	紡織業	金緯	85/1/15	88/1/20	中福,偉全
	紡織業	瑞圓	81/4/8	88/5/19	宏洲,福益
	電線電纜業	台一	84/10/20	91/1/7	瑞利,華城
	鋼鐵金屬業	友力	76/11/18	88/2/6	春雨,中鋼構
	鋼鐵金屬業	名佳利	81/6/12	90/3/26	嘉益,聚亨
	鋼鐵金屬業	桂宏	82/2/18	89/9/18	嘉益,聚亨
	運輸工具業	國產車	85/1/6	88/6/22	裕隆,中華
	資訊電子業	誠洲	76/10/9	90/8/2	技嘉,華碩
	資訊電子業	中強	80/8/31	88/9/27	聯強,震旦行
	營建業	啓阜	83/10/1	88/11/8	新建,春池
	營建業	仁翔	84/4/17	89/2/19	京城,達欣工程
	營建業	尖美	84/10/30	89/5/25	寶祥,太設
	觀光業	華國	61/10/31	89/9/18	萬企,第一店
	其他	美式	81/8/20	88/2/1	優美,福興
	其他	順大裕	81/6/27	87/12/24	味全,嘉化食
測試樣本	食品業	中日	68/6/6	92/9/8	聯華食品,黑松
	食品業	久津	80/11/23	92/3/12	味全,惠勝
	紡織業	裕豐	77/12/15	90/11/7	偉全,廣豐
	電線電纜業	太電	52/8/15	92/5/8	瑞利,華城
	玻璃陶瓷業	凱聚	78/10/20	92/6/20	羅馬,中釉
	資訊電子業	佳錄	80/6/24	92/7/7	聯強,震旦行
	資訊電子業	茂矽	84/9/19	92/5/5	技嘉,華碩
	資訊電子業	南方	90/4/2	92/3/26	旭麗,致福
	營建業	太設	69/2/2	92/5/8	春池,國建
	營建業	皇普	84/3/10	92/5/8	達欣工程,京城

參考文獻

中文部分

- [1] 李洪慧，「動態化財務預警模型之研究－以證券經紀商為例」，東吳大學企業管理研究所未出版碩士論文，民國87年。
- [2] 林文修，「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，民國89年。
- [3] 施能仁與方南芳，「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，民國88年，247 期，34-80 頁。
- [4] 高強、黃旭男、Toshiyuki Sueyoshi，管理績效評估資料包絡分析法，華泰書局，台北，民國92年。
- [5] 陳順宇，多變量分析，華泰書局，台北，民國89 年7月第二版。
- [6] 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未出版博士論文，民國72年。
- [7] 陳俊呈，「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，民國88年。
- [8] 陳淑萍，「資料探勘應用於財務危機預警模式之研究」，銘傳大學資訊管理研究所未出版碩士論文，民國92年。
- [9] 陳玉玲，「組織內人力資本的蓄積－智慧資本管理的觀點」，中央大學人力資源管理研究所未出版碩士論文，民國88年。
- [10] 陳怡萍，「整合財務指標與智慧資本指標衡量企業經營績效-以台灣地區IC產業為例」，輔仁大學金融研究所碩士論文，民國90年。
- [11] 蔡秋田，「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，民國84年。
- [12] 潘玉葉，「台灣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，民國79年。

- [13] 簡德年，「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出版碩士論文，民國90年。

英文部分

- [1] Altman, E. I., "Financial ratios discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy," *Journal of Finance*, Vol. 23 , 1968, pp. 589-609.
- [2] 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*, Vol.1, June, 1977, pp.29-54.
- [3] Altman, E. I., "Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy", New York: John Wiley and Sons, 1983.
- [4] 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.
- [5] Beaver, W. H., "Financial Ratios and Predictors of Failure," *Empirical Research in Accounting; Selected studies, Supplement to Journal of Accounting Research*, Vol.4, 1966, pp.71-111.
- [6] Breiman, L., J. H. Friedman, R. A. Olshen, and C. J. Stone, *Classification and Regression Trees*. Wadsworth, Belmont, CA, 1984.
- [7] Beaver, W. H., "Market prices, financial ratios, and the prediction of failure," *Journal of accounting Research*, Vol. 6 , 1968, pp. 179-192.
- [8] Bontis, N., "Intellectual capital: an exploratory study that develops measures and Management Decision, Vol. 36, No. 2 , 1998, pp. 63-76.
- [9] Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. and Stone, C. J., *Classification and*

- Regression Trees, Wadsworth: Belmont , 1984.
- [10] Banker, R.D., Charnes, A., and Cooper, W.W., “Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis,” *Management Science*, Vol. 30, No. 9, 1984, pp1078-1092.
- [11] Chung, H. M. and Tam, K. Y., “A Comparative Analysis of Inductive Learning Algorithm,” *Intelligent Systems in Accounting, Finance, and Management*, Vol.2, 1993, pp.3-18.
- [12] Coats, P. K. and Fant, L. F., “Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool,” *Financial Management*, Vol.22, Autumn 1993,pp.142-155.
- [13] Charnes, A., Cooper, W.W., and Rhodes, E., “Measuring the Efficiency of Decision Making Units,” *European Journal of Operational Research*, Vol. 2, No. 6, 1978, pp.429-444.
- [14] Charnes, A., Clark, C.T., Cooper, W.W., and Golany, B., “A Developmental Study of Data Envelopment Analysis in Measuring The Efficiency of Maintenance Units in The U.S. Air Force,” *Annals of Operations Research*, Vol. 2, 1985, pp.95-112
- [15] Davies, P. C., “Design issues in neural network development,” *NEUROVEST Journal*, Vol. 5 ,1994, pp. 21-25.
- [16] Deakin, E., “A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure, ” *Journal of Accounting Research*, Vol.10, Spring 1972, pp.167-179.
- [17] Edvinsson, L. and Malone, M. S ., *Intellectual capital: realizing your company’s true value by finding its hidden roots*, 1997.
- [18] Freeman, J. A. and Skapura, D. M., *Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company: New York, 1992.

- [19] Foster, G., *Financial Statement Analysis*, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall Inc., 1978.
- [20] Friedman, J. H., "Multivariate Adaptive Regression Splines(with discussion)", *Annals of Statistics*, Vol.19, 1991, pp.1-141.
- [21] Flagg, J. C., Giroux, G. A., and Wiggins, C. E., "Predicting Corporate Bankruptcy Using Failing Firms," *Review of Financial Economics*, Vol.1, fall 1991, pp.67-78.
- [22] Fletcher, D. and Goss, E., "Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data," *Information and Management*, Vol.24,No.3, 1993, pp.159-167.
- [23] Farrell, M.J., "The Measurement of Productive Efficiency," *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 120, 1957, pp.499-513.
- [24] Galbraith, J.K. , *The Affluent Society* 2nd ed Boston:Houghton Mifflin, 1969.
- [25] Karels, G. V. and Prakash, A. J., "Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy," *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol.14, No.4, Winter 1987, pp.573-593.
- [26] Karels, G. V. and Prakash, A. J., "Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy," *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol.14,No.4, Winter 1987, pp.573-593.
- [27] Lewin, Arie Y., Minton, John W., "Determining Organizational Effectiveness: Another Look, and an Agenda for Research," *Management Science*, 1986.
- [28] Lau, A. H-L, "A Five-State Financial Distress Prediction Model," *Journal of Accounting Research*, Vol.25, No.1, Spring 1987, pp.127-138.
- [29] Ohlson, J. A., "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, 1980, pp. 109-131.
- [30] Retzlaff-Roberts, D. L., "Relating Discriminate Analysis and DEA to One

- Another,"Computers and Operations Research, Vol. 23, 1996, pp.311-322.
- [31] Stewart, T. A., "Your company's most valuable asset: Intellectual Capital,"Fortune, Vol. 130, No. 7, 1994, pp. 68-73.
- [32] Stewart, T. A., Intellectual Capital: The New Wealth of Organizations, Bantam Doubleday Dell Publishing Group, Inc.: New York, 1997.
- [33] Sinuary-Stern, Z. and Friedman, L.,"DEA and the Discriminate Analysis of Ratios for Ranking Units," European Journal of Operational Research, Vol. 111, 1998, pp. 470-478.
- [34] Sueyoshi, T.,"Mixed Integer Programming Approach of Extended DEA-discriminate analysis," European Journal of Operational Research,(forthcoming), 2003.
- [35] Ulrich, D., "Intellectual capital = competence * commitment," Sloan Management Review, Vol. 39, No. 2, 1998, pp. 15-26.
- [36] Wilson, R. L. and Sharda, R., "Bankruptcy Prediction Using Neural Networks," Decision Support Systems, Vol.11, No.5, 1994, pp.545-557.
- [37] Ward, T. J. and Foster, B. P., "A Not on Selecting a Response Measure for Financial Distress," Journal of Business Finance and Accounting, Vol. 24, July 1997, pp.869-879.
- [38] Zmijewski, M. E., "Methodological Issues Related to the Estimation of financial Distress Prediction Models," Supplement to Journal of Accounting Research, Vol.22, 1984, pp. 59-82.