

南華大學

財務管理研究所碩士論文

A THESIS FOR THE DEGREE OF MASTER OF BUSINESS ADMINISTRATION
INSTITUTE OF FINANCIAL MANAGEMENT
NAN HUA UNIVERSITY

風險值(VaR)在公司財務危機預警之運用

AN APPLICATION OF THE VALUE AT RISK (VaR) TO COMPANY'S
FINANCIAL DISTRESS PREDICTION

指導教授：許鈺珮 博士
ADVISOR: PH.D. YU-PEI HSU

研究生：柴可欣
GRADUATE STUDENT: KE-HSIN CHAI

中華民國九十五年七月

南 華 大 學
財 務 管 理 研 究 所
碩 士 學 位 論 文

風險值(VaR)在公司財務預警之運用
An Application of the Value at Risk (VaR) to Company's Financial Distress
Prediction.

研究生： 嵯可尺

經考試合格特此證明

口試委員： 施孟隆

 張瑞真

 許鈺珊

指導教授： 許鈺珊

所 長： 徐清俊

口試日期：中華民國 95 年 5 月 28 日

南華大學財務管理研究所九十五學年度第二學期碩士論文摘要

論文題目：風險值(VaR)在公司財務危機預警之運用

研究生：柴可欣

指導教授：許鈺珮 博士

論文摘要內容：

公司營運良窳攸關銀行授信決策，乃至投資人之投資意願，然而因為資訊的不對稱性，使得外部人員對於公司實際營運概況無法全盤了解，為協助外部人員熟悉公司營運、獲利與投資決策之優缺點，亟待建立一具預測與鑑別能力之財務預警模型。過去許多關於公司財務危機預警之研究，所考慮的投入變數僅限於一般的財務變數或非財務變數，而本研究則探討在傳統的公司財務危機預警系統中，利用羅吉斯模型(Logit)及倒傳遞類神經網路模型(BPN)，加入風險值(VaR)這個新的變數，以建立新的財務危機預警模型，期望能提高公司之預警能力，研究期間為 2001 年 1 月 1 日至 2005 年 12 月 31 日，共 5 年資料，參酌股市觀測站與台灣經濟新報資料，選取 35 家具財務危機公司，並比對 35 家產業、規模相仿之正常公司。研究結果顯示，加入風險值變數，確實可以提高危機預警的能力；而在與加入非財務變數中的會計師簽證作比較時，利用風險值更可以提早提供公司財務危機之預測。

關鍵字：危機預警，風險值(VaR)，羅吉斯(Logit)，倒傳遞類神經網路(BPN)。

Title of Thesis : An Application of the Value at Risk (VaR) to Company's
Financial Distress Prediction.

Name of Institute: Institute of Financial Management, Nan Hua University

Graduate date: July 2006

Degree Conferred: M.B.A.

Name of student: Ke-Hsin Chai

Advisor: Ph.D. Yu-Pei Hsu

Abstract

A company's operational performance usually affects the loan decision-making of its funding bank and the anticipation of investors. Because the information's asymmetry causes the exterior persons unable to survey the actual situation of a business, therefore, for assisting them to get familiar with the companies' management, and the profit of the investment, a precautionary early finance-warning model with the ability to forecast must to be established. Among those past studies on companies' financial distress prediction models, the input parameters considered are only limited to general financial or non-financial factors. This study establishes a new early warning system by utilizing a new variable, Value at Risk (VaR), into the traditional Logit and Back-Propagation Network (BPN) models. The study obtained 35 distressed firms and 35 regular firms in the same industry and the time span is from 2001 to 2005. The result shows that the prediction ability is indeed improved by using the VaR as well as financial variables in company's financial distress prediction models. Furthermore, the application of VaR offers earlier financial crisis prediction while compared to the use of the opinions of certified public accountants.

Keywords : Financial distress prediction, VaR, Logit, BPN.

目 錄

準碩士推薦函	ii
論文口試委員審定書	iii
版權宣告	iv
中文摘要	v
英文摘要	vi
目錄	vii
表目錄	viii
圖目錄	ix
第一章 緒論	1
第一節 研究動機	1
第二節 研究目的	2
第三節 研究架構	3
第二章 文獻回顧	5
第一節 危機的定義	5
第二節 財務危機文獻回顧	8
第三節 風險值(Value at Risk, VaR)文獻	13
第四節 文獻小結	17
第三章 研究方法與設計	18
第一節 研究流程	18
第二節 研究樣本	20
第三節 預警模型財務變數之選取	22
第四節 非財務變數	26
第五節 研究模型	30
第四章 實證結果與分析	41
第一節 財務變數的選取	41
第二節 風險值的檢定	42
第三節 羅吉斯模型	43
第四節 倒傳遞類神經網路模型	46
第五節 會計師簽證模型	48
第六節 本章小結	50
第五章 結論與建議	52
第一節 結論	52
第二節 研究限制與建議	53
參考文獻	54

表目錄

表 2-1	企業危機的定義	7
表 2-2	台灣證券交易所公司營業細則對財務危機的定義	8
表 2-3	財務危機預警文獻	12
表 2-4	風險值計算方法	17
表 3-1	基礎樣本-危機公司與正常公司配對	21
表 3-2	傳統財務變數	26
表 4-1	使用逐步迴歸法所選出各年變數	40
表 4-2	風險值平均數檢定	41
表 4-3	風險值基本統計量	42
表 4-4	模型適合度資訊表	43
表 4-5	模型係數分析資訊表	43
表 4-6	羅吉斯模型採用傳統財務變數之預測率	44
表 4-7	羅吉斯模型加入風險值(蒙地)之預測率	45
表 4-8	羅吉斯模型加入風險值(歷史)之預測率	45
表 4-9	倒傳遞類神經網路模型採用傳統財務變數之預測率	46
表 4-10	倒傳遞類神經網路模型加入風險值(蒙地)之預測率	47
表 4-11	倒傳遞類神經網路模型加入風險值(歷史)之預測率	48
表 4-12	羅吉斯模型加入會計師簽證之預測率	49
表 4-13	倒傳遞類神經網路模型加入會計師簽證之預測率	50
表 4-14	實證結果總表	51

圖目錄

圖 1-1	論文架構圖	4
圖 2-1	風險值的定義	13
圖 3-1	研究方法流程圖	19
圖 3-2	倒傳遞類神經網路之架構	34

第一章 緒論

第一節 研究動機

關於預警制度的發展，是在 1930 年代開始預測企業經營成敗的研究，並從 1970 年開始出現在金融機構的財務預測上，其兼具財務管理及經營評鑑之雙重功能，對於企業危機具有預防及警戒作用之制度。其意義在於依據有關之法規與業務之經營原則，選定若干變數而訂定的一套預警指標，對於能夠數據化的部份，利用電腦處理資料並進行統計分析與審查，使未符合規定或逾越警戒範圍之異常數或脫軌狀況，在測試與核算後，均會發出警報或信號，以促使主管機關提早注意並加以防範，進而及時糾正改善之制度。

過去在研究預警制度時，通常使用公司財務報表中的財務變數，用以建立預警模型，但財務報表的準確度及真實度常常受到質疑；因此，在建立企業財務危機預警模式時，除了傳統的財務比率，有必要考慮其他非財務因素之影響，以提早偵測企業發生財務危機之預警時間及提高模型之正確率。本研究是採用的風險值(Value at Risk, VaR)當做變數，研究加入 VaR 是否可以提高企業財務預測的準確度。

近年來風險管理者的焦點莫過於 VaR 上，其定義為持有某項資產一定時間內，在自定某個信心水準下，所發生的最大損失。1993 年 G30(Group of Thirty)發表風險值研究報告後，開始受到風險控管者的重視，1996 年國際清算銀行(Bank of International Settlements, BIS)所提出的「市場風險併入資本協定修正案」中，要求自 1998 年 1 月起，對未採用 VaR 制度的銀行，要求更高的資本適足性。1997 年巴塞爾銀行監理委員會(Basel Committee on Banking Supervision) 所提出的「衍生性金融商品和財務風險管理」中，允許金融機構採用 VaR 衡量其所暴露的風險程度；而我國財務會計準則亦建議企業用 VaR 來揭露公司市場風險。如上可知，VaR 的應用近年來越來越受重視，也越來越成為風險管理者一個新的衡量工具，逐漸成為受到認同的衡量指標。

有鑑於過往已有許多公司財務預警之研究，所考慮的投入變數僅限於一般的財務變數及非財務變數，在變數選取上極少使用風險值(VaR)，因此本研究期望能利用風險值(VaR)這個變數，並納入一般的公司財務預警系統中，建立起另一套新的財務危機預警模型，同時驗證新模型是否能提高預測財務危機的機率。

第二節 研究目的

企業發生財務危機的因素很多，只是過去研究者大都以財務變數，或者加上少數非財務變數作為自變數，不過本研究除了利用財務變數及非財務變數外，還加入風險值這個變數。

本研究以台灣證券交易所自2001年到2005年所公布的終止下市公司為危機公司樣本，並採用1比1配對(一個正常公司配一個危機公司)方法及逐步迴歸法篩選出財務及非財務變數，再使用羅吉斯(Logit)模型及倒傳遞類神經網路(BPN)模型來預測準確率。

本研究的目的是有三：

- 1.探討風險值的高低對公司財務危機的影響。
- 2.探討預測時間長短對公司財務危機預測能力的關係。
- 3.探討使用風險值前後對於公司財務危機預測能力的關係。
- 4.探討羅吉斯模型與類神經模型 2 模型對於公司財務危機預測力的關係。
- 5.探討使用會計師簽證或風險值對於公司財務預警的關係。

第三節 研究架構

本研究章節共區分為五大部分，分別為緒論、文獻回顧、研究方法、實證結果與分析、結論與建議，各章節主要探討內容如下：(參見圖 1-1)

第一章 緒論

本章主要描述本研究之動機及目的，並概述研究架構及流程。

第二章 文獻回顧

本章針對危機定義、風險值及危機預警上，介紹相關的文獻。

第三章 研究方法

本章旨在建構公司財務危機預警模型，首先介紹風險值的推導過程及變數的選取方法，再說明羅吉斯迴歸模型及倒傳遞類神經網路。

第四章 實證結果與分析

依據所收集的樣本按照前章的研究方法進行研究，提出實證結果，進而提出研究分析。

第五章 結論與建議

本章旨在將整篇論文作相關總結，並提出未來研究建議，以供後續研究參考。

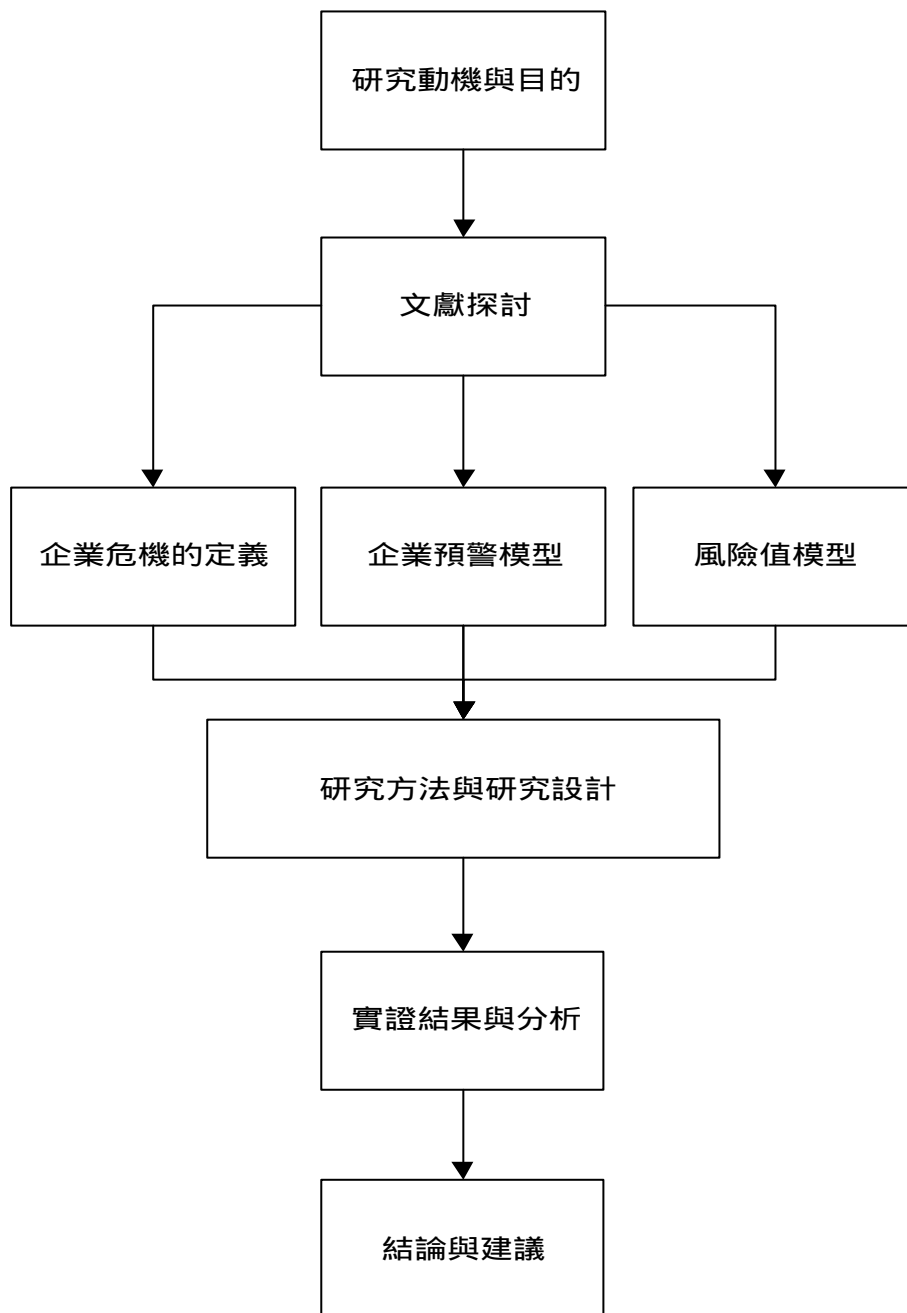


圖 1-1 論文架構圖

第二章 文獻回顧

本研究為探討風險值對於公司財務危機預警的關係，因此首先於，第一節先探討危機定義。再於第二節探討財務危機預警的文獻。第三節探討風險值文獻。最後第四節為文獻總結。

第一節 危機的定義

針對企業財務危機的定義，在國內外有關企業財務預警文獻的研究定義各不相同。

國外學者中，Beaver(1966)將企業已經發生大額銀行透支無力償還、發行的公司債違約未清償、及宣告破產者都廣義地歸入財務危機，擴大解釋企業發生財務危機的定義。Deakin(1972)的研究定義為財務危機企業歸納有將處於倒閉、已無清償債務能力，或為清償債權人利益而遭清算的公司。Forster(1977)的研究內容中則指出，違約企業無能力償還債務本金或利息、或正進行企業債務重整的公司為財務危機企業。Pastena and Ruland(1986)二位均是根據法律上的規定對財務危機所訂的定義為企業資產淨值為負、且沒有能力償還債務的企業。

國內研究文獻中，陳肇榮(1983)將財務危機的企業，定義為企業為清償短期債務，因其自有營運資金相對不足導致發生重大的週轉困難，其嚴重的程度會足以影響危害整個企業體的生存，但是短期內亦無改善者。潘玉葉(1990)、張淵智(1998)等均定義財務危機公司是被台灣證券交易所判定為全額交割股的上市上櫃公司。鄭碧月(1996)對財務危機企業給予的定義是為上市公司發生變更交易為全額交割方式或被裁定需重整、宣佈破產或股票下市者。鄧志豪(1999)對財務危機企業的定義歸納有因為企業發生重大違約事件或舞弊事項導致股票暫停交易者、因債務未償還銀行業展延者、違約交割或跳票導致公司股價低於面值的十分之一者、與市場上交易降等為全額交割股、管理股票或是命令下市者。(參見表 2-1)

我國現行法令對財務危機企業的定義，在「台灣證券交易所股份有限公司營業細則」第 49 條及第 50 條之規定，對於財務狀況不佳的企業裁定以全額交割方式，為財務危機企業。或因為發生退票、拒絕往來，以致無法清償本金則依規定暫停買賣或下市者，為財務危機企業。另外根據目前銀行實務方面對財務危機企業所下的定義趨向較狹義者，如企業繳息不正常者，或向銀行申請企業紓困展延貸款者。由於國內學者定義財務危機都以證交所營業細則第 49 條及第 50 條來定義外，對財務危機的定義也沒有一致性的標準。(參見表 2-2)

本研究只採用準則中最狹義的第 50-1 條『上市公司股票經台灣證券交易所終止上市』做為對企業財務危機的定義，因為多數企業可能只是短暫發生資金不足或某些其他原因(如景氣循環)造成短期危機，長期來說可能起死回生，且用最狹義的定義更能顯示正常公司與危機公司的差異。

表 2-1 企業危機的定義

危機定義	研究者	定義內容
無償債能力、清算及破產	Beaver(1966)	發生大額銀行透支無力償還、發行的公司債違約未清償、及宣告破產者。
	Deakin(1972)	倒閉、已無清償債務能力，或為清償債權人利益而遭清算的公司。
	陳肇榮(1983)	企業為清償短期債務，因其自有營運資金相對不足導致發生重大的週轉困難，其嚴重的程度會足以影響危害整個企業體的生存，但是短期內亦無改善者。
企業重整	Forster(1978)	違約企業無能力償還債務本金或利息，或正進行企業債務重整的公司為財務危機企業。
淨值為負	Pastena and Ruland(1986)	根據法律上的規定對財務危機所訂的定義為企業資產淨值為負，且沒有能力償還債務的企業。
全額交割	潘玉葉(1990)	被台灣證券交易所判定為全額交割股的上市上櫃公司。
股票下市	鄭碧月(1996)	對財務危機企業給予的定義是為上市公司發生變更交易為全額交割方式或被裁定需重整、宣佈破產或股票下市者。
	鄧志豪(1999)	對財務危機企業的定義歸納有因為企業發生重大違約事件或舞弊事項導致股票暫停交易者、因債務未償還銀行業展延者、違約交割或跳票導致公司股價低於面值的十分之一者、與市場上交易降等為全額交割股、管理股票或是命令下市者。

表 2-2 台灣證券交易所公司營業細則對財務危機的定義

台灣證券交易所公司營業細則			
條文	第 49 條	第 50 條	第 50-1 條
處罰	變更交易	停止買賣	終止上市
內容	1.最近期合併財務報表淨值已低於實收資本 1/2 者。 2.聲請重整者。 3.無法償還到期公司債或可轉換公司債。 4.遭金融機構退票。	1.違反上市公司重大資訊查證與公開情節重大者。	1.經法院裁定破產確定者。 2.經法院裁定准予重整確定或駁回者。 3.最近期合併財務報表淨值為負數者。 4.公司營業全面停頓或無營收者。

第二節 財務危機預警文獻

一、變數選取方面

傳統比率變數，依據財報資料中各項比率作分析。而非財務變數種類繁多，如市場價值、公司治理、產業、景氣、預測時間等。由於財務報表中的資料多為歷史成本，與市場價值有所差異，所以公司的資產價值無法以財務報表中之資產價值來計算。且許多發生危機公司其資料往往不健全，在使用上和搜集上較容易受到限制，而且，以發生財務危機公司所提供之財務報表，其可信度仍是另一個值得思考的問題。因此，基於上述理由，單純使用公司所提供財務報表資料，用以建立財務預警模型，模型容易受到質疑，故近年來的研究都已加入非財務變數來增進模型預測力和公信力。

在財務比率變數篩選方法上，分為逐步迴歸法與因素分析法。龔志明(2000)，以逐步迴歸法與因素分析法分別篩選變數，實證發現逐步迴歸法其財務預測效果較因素分析法高。在非財務變數選取上，Merton(1974)將 Black&Scholes 提出的選擇權評價

理論擴展到信用風險的衡量上，利用所算出企業的違約機率當做模型變數。Ohlson(1980)也曾提及股價等市場變數也能間接反映會計資訊。Shumway(2001)使用股票市場的報酬來提升模型預測力。Atiya (2001)則運用 Merton 模型的概念，採用股價資訊來改善財務預警模型。柳佳君(2001)研究採用市場價值(Q 比率、董監事持股比率、股票報酬波動率、財務槓桿比率等)建立財務預警模型。楊浚泓(2001)採用質押比率、子公司操控母公司股票比率、交叉持股等。高偉柏(2000)採用非財務資訊，包含公司內部人持股比例、持股設質公告、利用轉投資事業持有庫藏股公告、操作上市上櫃股票資訊、更換會計師、會計師簽證意見及對關係人背書保證公告等資訊設計而成的數種變數，由 1996 年至 2001 年初上市櫃發生財務危機公司，以 1 比 1 配對同時期正常營運公司，獲致以下結論：會計師意見與更換會計師與否，在正常公司與危機公司有顯著差異，且與發生財務危機可能性成正向關係。陳怡雯(2003)採用 16 種非財務比率(投資變動率、信用評等、更換會計師等)，結果指出加入非財務變數後確實可提高危機預警的預測力，尤其信用評等等級、董監事、經理人及大股東質押比、會計師簽證內容等 3 項較具解釋能力。而實證結果也發現逐步迴歸法比較能篩選出具有解釋能力及預測能力的變數，並且得到較高的正確率。國內研究者黃嘉興與沈智偉(2003)採用風險值(VaR)變數運用在羅吉斯及類神經模型，結果發現加入後確實提高模型預測效果。

二、樣本選取方面

Beaver(1966)及 Altman(1968)的配對方式，即對「危機公司」尋找另一個危機發生年度具有相同產業、資規模相似及銷售產品類似之正常公司。蘇文娟(2000)使用 1 比 3(一家危機公司配對另三家規模相同產業相同的公司)配對方式及 1 比 1(一家危機公司配對一家規模相同產業相同的公司)配對方式，比較發現，在 1 比 3 的配對方式中，模型預測結果較 1 比 1 的配對方式，容易發生將財務危機誤判為正常公司。本研究參考國內外研究危機預警文獻，多採用 1 比 1 配對法，因此本研究也採用 1 比 1 配對法，作為樣本選取方式。

三、研究模型方面

早期學者對於公司財務危機預測模式多採用單變量統計方法，如 Beaver(1966)採用配對之方式並採用企業破產前 5 年的財務比率進行估計。但由於採用單變量或單一

財務指標忽略了變數間的交互作用，因此開始有學者使用多變量分析。財務學者 Altman(1968)首先使用多元區別分析於財務困難預測，利用財務比率與多重判斷分析，建立Z-Score模型，模型的預測能力隨著預測年度的增加而遞減，且預測期間超過2年以上模型就不適用。然而由於多元區別分析的輸入變數需符合常態假設，而實際上財務比率多不符合此假設；加上模型無法處理非線性情況、變數須先標準化、變數選擇的偏差可能會對分類能力造成影響等缺點。

80年代開始有學者改採條件較為寬鬆的 Logit 分析或 Probit 分析。Ohlson(1980)使用條件 Logit 模型進行公司破產預測，因為 Logit 迴歸方程式無須對變數分配做任何假設，較符合財務預警的需要。在該研究中，由於其樣本數目相當龐大，且破產公司與未破產公司的樣本數比例較接近實際母體，避免了樣本抽樣的問題；該研究亦首先提及非會計資訊或許能對未來研究有幫助。而 Probit 模型大致上 Logit 模型相似，同樣可以解決自變數非常態的問題。

80年代末期到90年，電腦科技的進步使得評等技術更進一步，必須進行大量運算的類神經網路開始被大量運用。Odom and Sharda(1990)以1975年到1982年間65家危機公司加上64家正常公司為研究對象，利用 Altman(1968)所建構的5大類財務指標作為研究變數，實證發現類神經較多元區別分析有較佳的預測能力。接下來的學者，都採用模型比較的方式，探討不同模型的能力。

本研究採用類神經模型中的倒傳遞類神經模型 (Back-Propagation Network, BPN)，是由於倒傳遞對於財務危機分類方面較其他類神經模型好。Chaveesuk(1999)比較了3種類神經模型-倒傳遞、徑向基(Radial Basis Function)、學習向量化網路(Learning Vector Quantization)，實證結果發現倒傳遞類神經模型確實有較其他類神經模型有較高的預測力，杜詩敏(2003)以倒傳遞類神經網路、串聯前饋倒傳遞類神經網路、以及 Elman 倒傳遞類神經網路等3種模型，來建構公司財務危機預警模型，比較發現倒傳遞類神經網路即以足夠應付相關問題，倒傳遞類神經網路的確可以有有效的運用在建立財務危機模型，且在樣本數夠多的情況之下，不論分類與否，其所得到的預測準確度皆能達到一定程度標準。郭瓊宜(1994)以1983年到1993年中選出44家樣本，建立類神經和Logit預警模型，實證結果發現類神經的預測能力比Logit要來的好。鄭碧月(1996)以台灣證交所印製的9家營運困難公司狀況表中選出8家

在加上另外 22 家正常公司，建立區別分析、類神經和 Logit 預警模型，實證結果發現以區別分析的預測力最高。龔志明(2000)以因素分析法及逐步迴歸法分別篩選變數，再分別以類神經及 Logit 建立預警模型，實證結果發現以逐步迴歸法篩選變數的預測能力較因素分析法高，在模型比較上以類神經的預測力高於 Logit。楊浚泓(2001)以 1 比 1 的配對方式，除了使用財務變數外還加入一些非財務變數(如：資押比率、交叉持股等變數)，研究方法採用以因素分析法及逐步迴歸法篩選變數，分別建立類神經與 Logit 模型，實證結果發現以逐步迴歸法建立的類神經模型預測能力最高，以因素分析法建立的 Logit 模型預測能力最低。

綜合以上文獻，可以知道過去研究上皆朝改進模型，以更複雜精確的統計技術預測財務危機事件的發生，或對投入之資料變數加以改進，但不論是模型或資料的進，目的都在提升其預測結果。(參見表 2-3)因此根據過去的文獻研究，我們得知過去的統計方法中以條件限制較少的 Logit 模型和倒傳遞類神經網路較佳，所以本研究的研究模型採用上述二種模型，做為本論文的研究方法。

表 2-3 財務危機預警文獻

項目	作者	文獻內容
從模型改進	Beaver(1966)	首先採用單變量做分析。
	Altman(1968)	首先使用多元區別分析於財務困難預測。
	Ohlson(1980)	使用條件 Logit 模型進行公司破產預測。
	Odom&Sharda(1990)	首先使用類神經網路進行危機預警預測。
從樣本	龔志明(2000)	以逐步迴歸法與因素分析法分別篩選變數，實證發現逐步迴歸法其財務預測效果較因素分析法高。
	蘇文娟(2000)	比較發現，在 1:3 的配對方式中，模型預測結果較 1:1 的配對方式，容易發生將財務危機誤判為正常公司。
從變數	Merton(1974)	將 Black&Scholes 提出的選擇權評價理論擴展到信用風險的衡量上，利用所算出企業的違約機率當做模型變數。
	Shumway(2001)	使用股票市場的報酬來提升模型預測力。
	Atiya (2001)	則運用 Merton 模型的概念，採用股價資訊來改善財務預警模型。
	陳怡雯(2003)	採用 16 種非財務比率(投資變動率、信用評等、更換會計師等)，結果指出加入非財務變數後確實可提高危機預警的預測力。
	黃嘉興與沈智偉(2003)	採用風險值(VaR)變數，結果發現加入後確實提高模型預測效果。

第三節 風險值(Value at Risk, VaR)文獻

一、風險值的定義

根據Jorion(2000)在其「風險值」一書說法，所謂風險值，乃指在一個特定期間(持有期間)內，在特定的機率範圍(信賴水準)內，資產組合因市場風險可能發生的最大損失預估值。風險值衡量的是市場價格發生很大變動時的潛在損失衡量，之前必須先假設在我們想要預測未來的這段期間內，資產組合並不會改變。在統計上風險值定義為資產組合的單尾信賴區間即

$$\text{Pr ob}(\Delta P(\Delta t, \Delta x) < \text{VaR}) = \alpha \quad (2-1)$$

$\Delta P(\Delta t, \Delta x)$ 為資產組合市場價值的改變量，是預測的持有期間 Δt 與標的資產價格變動 Δx 所組成的函數; α 為信賴水準。比如，當一個投資人持有某種股票一百天，在 99% 信賴水準下計算風險值，則表示一百天之內只可能有一天交易超過此風險值，如圖2-1 所示。

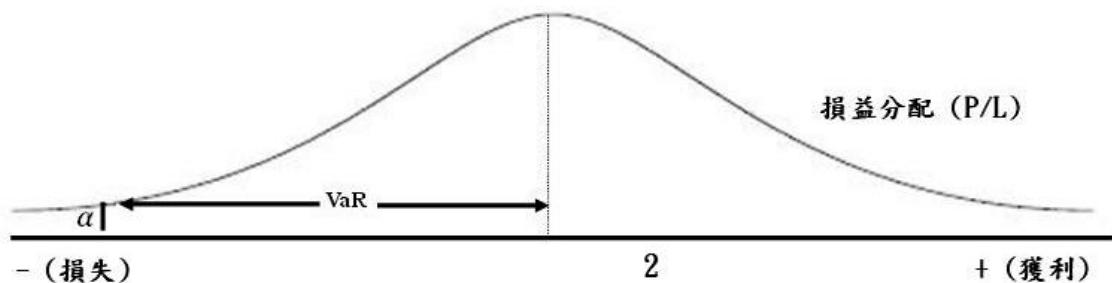


圖2-1 風險值的定義

二、風險值模型

風險值模型發展至今，產生非常多種類型，其中非線性模型複雜度太高，且可能會使本研究的討論產生太多變數與暴增計算上的複雜度，所以本研究的討論以線性模型為主，根據Jorion(2000)在其「風險值」一書說法，大致將現有模型歸為下列4大類：

(一)變異數-共變異數法(Analytic Variance-Covariance Method)

變異數-共變異數法必需假設市場報酬為常態機率分配，且各別觀察值為獨立，其在於將龐大市場風險因子的資料轉換成一些基本參數，如標準差、共變異數、平均數等，再利用這些參數架構出資產組合報酬的機率分配，取其百分位數，做為風險估計值。

(二)歷史資料模擬法(Historical Simulation Analysis)

歷史資料模擬法與其他風險值模型最大的不同為不須對市場報酬做任何假設，而純粹以大量的歷史資料來模擬出資產組合報酬的機率分配模型，取其百分位數為風險值。

(三)蒙第卡羅模擬法(Monte Carlo Simulation Analysis)

蒙第卡羅模擬法必須先計算出市場風險因子資料的一些基本參數再運用蒙第卡羅模擬技巧以這些基本參數為基礎架構出模擬的資產組合報酬機率分配，取其百分位數為風險值。

(四)極端值法(Extreme Value Analysis)

極端值估計法與上面3種分法的思考方向有別，其針對資產報酬機率分配尾部(Tail)，研究尾部的函數型態，再找出VaR風險值。

三、風險值實證文獻

(一)變異數-共變異數法(Analytic Variance-Covariance Method)

變異數共變異數法主要特色在於假設未來資產報酬率為常態分配，其投資組合之損益亦為常態分配，而使得風險值(VaR)之計算簡化許多。因此，在特定期間與信賴水準(z_a)下的風險值(VaR) 便可以直接由投資組合標準差(s)去估算。由於VaR為分配之標準差乘上標準常態值 z_a ，因此當a固定時，VaR只受到標準差 s 的影響。也就是說，只要知道各資產報酬之波動率及其間之相關係數，就可以計算該投資組合之風險值(VaR)。單一股票之風險值乃以股票價格報酬率之標準差計算，然而投資組合風險值的計算則是估算投資組合中個別資產風險因子之共變異性。

(二)歷史資料模擬法

歷史資料模擬法取大量的歷史資料作為計算VaR風險值的依據，不需做任何額外

的假設，觀念與方法都極為單純，因此一直都是備受矚目的風險值模型。

Hendricks(1996)使用歷史資料模擬法並與2種解析性風險值衡量方法- 加權移動平均法(Equally Weighted Moving Average Approaches)、指數加權移動平均法做比較，並取不同的衡量期間與指數加權移動平均法中不同指數，組合成12種方法來衡量以1983-1994年為觀察期間，由3,005天中隨機選擇1,000個外匯投資組合，計算一天期VaR。所得到的結論如下：(1)95%信賴水準下,歷史資料模擬法與變異數-共變異數法沒有顯著差別。(2)99%信賴水準下，歷史資料模擬法計算的VaR值顯著大於變異數-共變異數計算的結果，原因為歷史資料模擬法對於資料中的極端值比較敏感所致。

Hendricks(1996)認為，無法推論檢定出一般化的結論，也就是無法比較出哪一種模型具有絕對優勢。而之後學者針對歷史資料模擬法分別提出了許多修正方法，如Holton(1998)針對歷史資料趨勢研究的反歷史資料模擬法(Antithetic Historical Simulation)與 Boudoukh, Richardson and Whitelaw (1998)取變異數-共變異數法與歷史資料模擬法的優點，並將2種方法結合而提出的指數型歷史資料模擬法(Exponential Historical Simulation)等，都試圖在此領域有所突破進展，尋找最合理、最符合事實的方法。

(三)蒙地卡羅模擬法

另外一種為學者廣為研究的模擬方法為蒙地卡羅模擬技術，其在 VaR 風險值上應用的特性為須假設資產報酬的機率分配函數(通常設為常態分配)，而計算上的複雜度也是此模擬技術有待突破的地方。Zangari(1996)使用混合常態分配假設來修正蒙地卡羅方法簡單常態假設上的缺點，其試圖利用混合常態假設去模擬出資產報酬肥尾的特性，作法為假設資產報酬是由2種分配所組成，即個別擁有機率 p 與 $(1-p)$ 的常態分配，接著在假設2個分配的平均數皆為0的前提下，使用最大似估計技巧取得此混合常態分配的參數值，一旦取得參數估計值，便可以利用標準蒙地卡羅方法算出VaR風險值。

(四)極端值估計法

極端值估計法(Extreme Value Estimation)基本概念在針對機率分配尾部來估計其

函數型態，最早提出相關理論的為Hill(1975)，其利用動差的方法估計出一個指數，稱為「尾部指數對於極值估計法參數的處理」。Danielsson and Vries(1997)有詳盡的解說。(參見表2-4)

過去預測公司是否可能發生危機，只侷限在已公開財務報表資訊及其他已公開的相關資料，危機公司財報可能因為窗飾效果，無法正確預測，若加入以股價所計算的風險值，在加上有一些熟悉公司內部人員或內線人士可能知道一些內幕消息而出脫持股，造成股價所計算風險值風險增加。因此當公司未來可能發生危機時，持有該公司股價的VaR理論上應該是比較高，未來較不可能發生危機公司，股價的VaR應該比較低，由於各公司股票價格水位不一，所以本研究在計算VaR時，轉換成指數形式。

本研究風險值(VaR)的定義及衡量上，參考黃嘉興與沈智偉(2003)文章中計算風險值的方式加以改進，其作法是採用一年期股價報酬並利用GARCH及Delta-Normal法計算風險值，以年度最後一天12/31的值代入危機預警模型中。本研究為更符合實際狀況，以法定財務報告書最後發表日4/1的前一天3/31做為風險值，但若危機公司在3/31前發生危機，則還是以12/31為定義的風險值。有關於樣本選取、風險值計算方法及變數的選取，皆不同於之前的研究。

表 2-4 風險值計算方法

	變異數-共變異數法		歷史模擬法	蒙地卡羅模擬法	極端值理論模型		
	SMA	EWMA	Bootstrap		參數型	半參數型/無母數估計法	時間序列及極端值
特點	隨機抽取歷史資料模擬	隨機抽取歷史資料模擬	隨機抽取歷史資料模擬	隨機抽取歷史資料模擬	估計報酬之完整分配	直接估計分配的尾部	加入時間序列模型估計
優點	容易學習使用方便		容易學習使用方便,可估計厚尾現象	容易學習使用方便	具有數理統計基礎,估計效果較佳		
					可得知報酬分配的全貌	不必考慮報酬分配的全貌	加入時間序列讓模型更合理
缺點	文獻常顯示效果不佳,因此常成為其他方法的比較基準		需耗費大量計算成本	必須預設參數	若資料為橫斷面資料,故效果不理想		需作二階段估計

第四節 文獻總結

根據以上的文獻探討，我們可以知道公司財務危機預警是從樣本、變數、模型一步一步的做改進，使得預測能力越來越高，誤差越來越小。因此本研究採取的是1比1樣本配對，用逐步迴歸法篩選變數，並運用風險值變數代入準確率高的羅吉斯與倒傳遞類神經模型。

第三章 研究方法與設計

第一節 研究流程

本論文的研究流程如下：

步驟1.找尋所需研究資料並將資料整理。

步驟2.將財報所選取之19個原始財務變數使用逐步迴歸法篩選出顯著的，並將會計師簽證轉換成虛擬變數，同時將股價資料以歷史模擬法及蒙地卡羅法計算風險值。

步驟3.將所篩選的原始財務變數加上所計算的風險值或會計師簽證變數分別建立Logit及倒傳遞類神經模型中，共有原始-Logit、歷史-Logit、會計-Logit、蒙地-Logit、原始-類神經、歷史-類神經、蒙地-類神經、會計-類神經8種。

步驟4.將每個模型所得到的實證結果，以每個模型所算出的結果進行分析。詳見圖3-1。

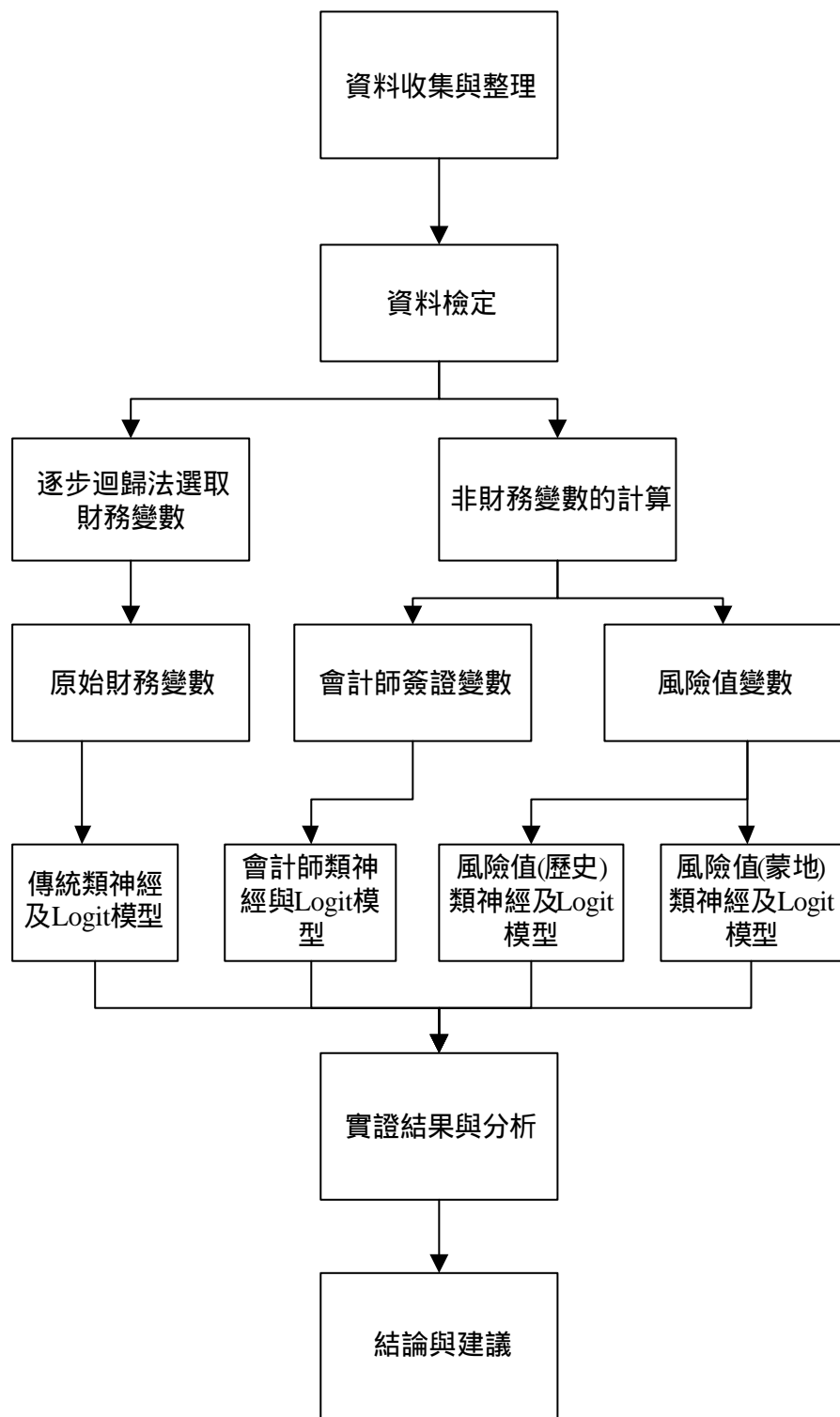


圖 3-1 研究方法流程圖

第二節 研究樣本

本研究之財務危機定義以台灣證券交易所公佈終止上市公司為主，研究期間為 2001 年 1 月 1 日至 2005 年 12 月 31 日，共 5 年資料，扣除金融機構，被合併公司及資料不足者，共 35 家終止上市公司。

本研究採取 Beaver(1966)及 Altman(1968)的配對方法，即對「危機公司」尋找另一在危機發生年度具有相同產業、資產規模相似及銷售產品相似之正常公司。本研究採取 1 比 1 的配對方式，資料共 70 家。(參見表 3-1)

資料來源為台灣經濟新報資料庫(TEJ)及台灣證券交易所網站、公開資訊交易站。軟體使用 Excel 2003、SPSS 10.1 與 PCNeuron 4.0。

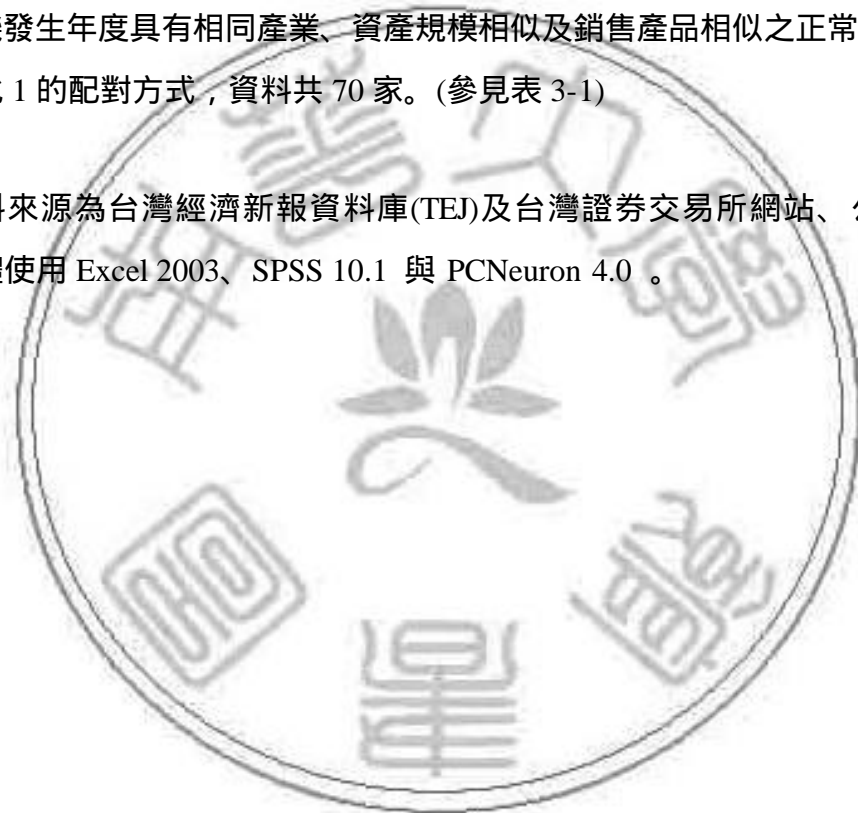


表 3-1 基礎樣本-危機公司與正常公司配對

終止上市日期	危機公司代碼	公司名稱	對應公司代碼	配對公司
2001/01/20	1505	楊鐵工廠	1506	正道
2001/01/20	2011	彥武企業	2010	春源鋼鐵
2001/01/20	2019	桂宏企業	2008	高興昌
2001/01/20	2334	國豐企業	2352	明碁電腦
2001/04/10	2202	三富汽車	2204	中華汽車
2001/05/15	2519	宏福建設	2520	冠德建設
2001/08/24	2522	啟阜工程	2535	達新工程
2001/11/01	1230	聯成食品	1231	聯華食品
2002/01/17	9913	美式家具	9917	中保
2002/04/17	2016	名佳利金屬	2012	春雨
2002/04/17	1223	順大裕	1201	味全
2002/11/08	1431	新燕實業	1416	廣豐實業
2002/11/08	2304	誠洲電腦	2358	美格電腦
2002/11/08	2531	三采建設	2537	春池建設
2003/01/08	2005	友力工業	2006	東和鋼鐵
2003/01/09	1222	源益農畜	1232	大統益
2003/01/22	2517	長谷科技	2530	大華建設
2003/04/23	2518	長億實業	2501	國泰建設
2003/05/06	1422	民興國際	1477	聚陽實業
2003/06/03	2521	宏總建設	2514	龍邦建設
2003/06/18	2445	南方資訊	2485	兆赫電子
2003/06/18	1221	久津實業	1215	卜蜂
2003/11/10	1407	華隆紡織	1451	年興紡織
2003/11/12	2512	寶成建設	2534	宏盛建設
2004/03/15	1228	臺芳開發	1217	愛之味
2004/04/28	1458	嘉興畜產	1443	立益
2004/04/28	1602	太平洋電纜	1605	華新麗華
2004/07/07	1224	惠勝實業	1233	天仁
2004/08/30	2319	大眾電腦	2315	神達
2004/09/08	2398	博達科技	2366	亞旭
2004/11/15	3001	協和國際	5203	訊連
2004/12/16	1534	新企電子	1514	亞力
2004/12/16	2490	皇統科技	6136	富爾特
2005/01/05	2525	寶祥實業	2536	宏普
2005/05/03	2435	台灣電路	3044	健鼎

第三節 預警模型財務變數之選取

一、財務變數選取

一般財務預警模型所使用的財務比率，大致可以分為 5 大類，分別是資本結構、現金流量、償債能力、經營能力、獲利能力，除了比率因樣本資料不齊全而剔除者外，經過篩選，共 19 個財務變數，以 X_1 到 X_{19} 為其代號做為本研究所採用的財務項目的自變數。(參見表 3-2)

(一)資本結構

負債比率(X_1)：衡量企業用以營運的資產中，債權人所提供的資金佔企業總資的比重，該比率越高，企業破產的危機越大，此比率越低，表示企業自有資金越充足，財力越強，企業所承受的財務風險越低。

$$\text{負債比率} = \frac{\text{總負債}}{\text{總資產}}$$

長期資金適合率(X_2)：主要衡量長期性資金用途與來源的適切性。若比率大於 1，代表有短期性資金給付長期性用途的情形，對公司財務狀況的穩健性著實會用影響，此比率越高越好。

$$\text{長期資金適合率} = \frac{\text{股東權益淨額} + \text{長期負債}}{\text{固定資產}}$$

(二)現金流量

營業用現金流量比率(X_3)：用以判斷營業而來的現金流量是否足以支付所有流動負債，此比率越高，代表企業流動性越佳。

$$\text{營業用現金流量比率} = \frac{\text{營業活動現金流量}}{\text{流動負債}}$$

現金比率(X_4)：衡量公司一元的流動負債有多少的約當現金可以提供償付。

$$\text{現金比率} = \frac{\text{約當現金}}{\text{流動負債}}$$

(三)償債能力

流動比率(X_5):用以測量企業對短期負債的償還能力,測度企業緊急之償債能力,此比率越大,短期償債能力越強。

$$\text{流動比率} = \frac{\text{流動資產}}{\text{流動負債}}$$

速動比率(X_6):又稱酸性測驗比率,即將跟本無變現能力的預付費用與變現能力差的存貨予以剔除,目的在於測量企業在極短期間的變現能力,此比率越高越佳。

$$\text{速動比率} = \frac{\text{速動資產}}{\text{流動負債}}$$

利息保障倍數(X_7):衡量企業由營業所賺取之資金,用以支付利息能力,此比率越大代表企業支付利息能力越高,對債權人就越有保障,一般要求此比率要大於一。

$$\text{利息保障倍數} = \frac{\text{稅前息前淨利}}{\text{利息支出}}$$

(四)經營能力

應收帳款週轉率(X_8):用來衡量應收帳款的催收速度或測度帳款發生呆帳之可能性,表企業的授信政策及應收帳款品質的良窳,此比率越高,表示公司收帳能力越佳,若太高,也有可能意味公司授信條件過於嚴苛,當景氣好轉時,公司成長將受限。

$$\text{應收帳款週轉率} = \frac{\text{營業收入淨額}}{\text{平均應收帳款}}$$

存貨週轉率(X_9):可以用來衡量企業商品的銷售速度及推銷人員的能力,當存貨週轉率越高,代表企業的存貨水平越低,即企業未積壓過多的存貨,此比率越高表示存貨控管效能越佳。

$$\text{存貨週轉率} = \frac{\text{銷貨成本}}{\text{平均存貨}}$$

淨值週轉率(X_{10}):衡量公司運用自有資金之效率,當淨值週轉率越高,表示股東

投資的資金獲得越有效的運用，此比率越大越佳。

$$\text{淨值週轉率} = \frac{\text{營業收入}}{\text{平均淨值}}$$

固定資產週轉率(X_{11}): 用來衡量公司固定資產之使用效率，即平均每一元固定資產的投資所產生的營收，此比率越高代表固定資產的使用效率越高，若較同業低則代表企業可能存在過多的閒置資產。

$$\text{固定資產週轉率} = \frac{\text{營業收入}}{\text{平均固定資產}}$$

總資產週轉率(X_{12}): 衡量企業的總資產對銷貨收入的貢獻程度及資產的使用效率，此比率越高表示資產的運用效率越好，企業經營能力較佳。

$$\text{總資產週轉率} = \frac{\text{營業收入}}{\text{平均總資產}}$$

(五)獲利能力

純益率(X_{13}): 用來衡量企業在經營方面的實際效率，此比率越高代表企業獲利能力越好。

$$\text{純益率} = \frac{\text{稅後純益}}{\text{營業收入淨額}}$$

基本獲利率(X_{14}): 此比率顯示公司運用資產所帶來的獲利情形，使用稅前盈餘，乃在避免不同稅率和利息的因素，只針對公司整體獲利做了解。

$$\text{基本獲利率} = \frac{\text{稅前息前盈餘}}{\text{平均資產總額}}$$

總資產報酬率(X_{15}): 衡量使用資產真正能給公司帶來多少利益，此比率若低，則表示公司經營績效低。

$$\text{總資產報酬率} = \frac{\text{稅後純益}}{\text{平均資產總額}}$$

普通股權益報酬率(X_{16}): 此比率表示股東投資所產生報酬狀況。當該比率過低，表示資金可能無法充分運用，也有可能公司獲利不佳或負債的利息成本過高所致。

$$\text{普通股權益報酬率} = \frac{\text{稅後純益}}{\text{平均股東權益}}$$

銷貨毛利率(X_{17})：此比率可以了解公司銷貨成本控制狀況，亦可了解公司經營的能力。當該比率越來越低，則表示該公司的銷貨成本過高，應減少成本的支出。

$$\text{銷貨毛利率} = \frac{\text{銷貨毛利}}{\text{銷貨淨額}}$$

每股淨值(X_{18})：衡量公司普通股每股帳面價值。

$$\text{每股淨值} = \frac{\text{股東權益} - \text{特別股}}{\text{平均普通股股數}}$$

每股盈餘(X_{19})：衡量公司股東投入資金的獲利情況。

$$\text{每股盈餘} = \frac{\text{稅後淨利}}{\text{平均普通股股數}}$$

二、逐步迴歸法(Stepwise Regression)

線性迴歸模式的逐步迴歸法運用在預警模型上，有 2 種常用的選擇程序：

1. 反向選擇程序(Backward Selection Procedure)

依序淘汰區別力最小的變數，直到剩餘的變數都達到預定的 Lambda 值時才會停止。通常用於關鍵預測變數的數目少，及其他可以考慮的有用預測變數不多的情況。

2. 順向選擇程序(Forward Selection Procedure)

按照順向選擇的方式，在每一次的選舉過程中，選出一個區別能力最大的變數，逐步增加的方式將預測變數納入模型中，直到剩餘的變數都無法達到預定的 Lambda 值時才會停止。

表 3-2 傳統財務變數

類別	代號	變數
資本結構	X_1	負債比率
	X_2	長期資金適合率
現金流量	X_3	營業用現金流量比率
	X_4	現金比率
償債能力	X_5	流動比率
	X_6	速動比率
	X_7	利息保障倍數
經營能力	X_8	應收帳款週轉率
	X_9	存貨週轉率
	X_{10}	淨值週轉率
	X_{11}	固定資產週轉率
	X_{12}	總資產週轉率
獲利能力	X_{13}	純益率
	X_{14}	基本獲利率
	X_{15}	總資產報酬率
	X_{16}	普通股權益報酬率
	X_{17}	銷貨毛利率
	X_{18}	每股淨值
	X_{19}	每股盈餘

第四節 非財務變數

本研究為證明風險值(事前)是否能夠事先預測公司財務預警，因此以會計師簽證(事後)作為其對照組。

一、會計師簽證內容：會計師簽證為會計師審核公司財務，所表達之意見。

依據台灣公司法第 20 條規定，公司資本額達新台幣 3 千萬以上者，財務報表須由會計師簽證，會計師查帳後會出具「查核意見報告書」，對財務報表是否允當表達之程度，出具下列 5 類意見中的一種：

(一)蒐集之證據顯示允當表達：

(1)無保留意見

- (2)修正式無保留意見
- (二)蒐集之證據顯示不能允當表達：
 - (3)保留意見
 - (4)否定意見
- (三)無法得知是否允當表達：
 - (5)無法表示意見

一般而言，以會計師簽發無保留意見之公司所得到的評價最佳，其次為修正式無保留意見。因此本變數的定義如下：若樣本公司曾在危機前一年收到會計師簽發無保留意見，設虛擬變數為 1；修正式無保留意見為 2；保留意見為 3；否定意見為 4；無法表達意見為 5，所設數字越高表示越可能發生財務危機。

二、風險值的計算

關於模型的挑選，我們首先考慮財務金融界最常用的2種基本模型- 歷史資料模擬法與簡單蒙地卡羅模擬法，這2種方法來做比較分析。下面分別就這2種模型做完整介紹：

(一)歷史資料模擬法

歷史模擬法顧名思義，即是完全由實際的歷史資料中，求算資產組合風險值的一種方法。在方法操作上，歷史模擬法利用所持有的資產組合，過去一段期間的歷史價格時間序列，搭配目前持有資產的部位，重新建構資產組合未來報酬的分配之後，再經過由小到大順序排列後，依百分位數求算特定信賴水準下之風險值。例如求算各公司12/31當天的風險值，其操作流程包含3個步驟：

步驟1：以公司1/1到12/30股價為歷史價格，計算出變動量，以12/31為基期100，換算後，1/2減1/1的價格，以此類推，求得1/1到12/30的所有變動量。

步驟2：將步驟1將求得的變動量模擬值，以Excel將這些值以亂數模擬其分配，得到1,000個值。

步驟3：將得到新的變動值，按照大小順序取排列，取其第990個值，即為VaR值。

(二)簡單蒙地卡羅模擬法

以簡單蒙地卡羅模擬法計算資產組合 VaR 時，假設資產組合報酬呈現常態分配。

計算步驟：

步驟1：首先計算分配參數估計值。必須假設每個因子(設為 n 個)變動量在某特定期間(對應所計算 VaR 的時間長度)下的機率分配。

步驟2：取得每個機率分配的參數估計值。此處可以由歷史資料估計而得，此外也可以自行假定其參數值。

步驟3：以蒙地卡羅模擬技巧隨機抽取樣本以模擬市場風險因子的變動在取得機率分配的參數值之後，運用 Excel 中亂數產生器模擬 n 次，取其所需信賴的水準即為 VaR 值。

過去預測公司是否可能發生危機，只侷限在已公開財務報表資訊及其他已公開的相關資料，危機公司財報可能因為窗飾效果，無法正確預測，且財報所選取的變數可能由於可信度問題，區別危機公司與正常公司的能力就大打折扣，若加入以股價所計算的風險值，可能由於有一些熟悉危機公司內部人員或內線人士提早知道一些內幕消息而出脫持股或其他操作，造成以股價所計算風險值風險增加。因此當公司未來可能發生危機時，持有該公司股價的 VaR，理論上應該是比較高，未來較不可能發生危機公司，股價的 VaR 應該比較低。因此本研究的風險值變數是另外加入模型中探討，而不與財務報表所產生的變數一起進行逐步迴歸。

(三)Mann-Whitney U Test

U 檢定是一種無母數的檢定方法，主要是用來檢定 2 樣本平均數是否相同，其檢定方法如下：

- 1.將兩樣本混合，從最小值排列到最大值，再將 2 樣本個別的等級加總得 W_1 及 W_2 。(W_1 及 W_2 為樣本經排列後的等級，再將等級加總)
- 2.當樣本為小樣本($n < 10$)時
 - U_1 為第一組樣本值小於第二組樣本值的總數。
 - U_2 為第二組樣本值小於第一組樣本值的總數。

$$\begin{aligned}
 U_1 &= n_1 n_1 + \frac{n_1(n_1+1)}{2} - W_1 \\
 U_2 &= n_1 n_2 + \frac{n_2(n_2+1)}{2} - W_2
 \end{aligned}
 \tag{3-1}$$

3.取兩者中最小者為統計量 U 值。

4.當樣本數為大樣本時($n \geq 10$)時，會接近常態分配，此時，則可用 Z 統計量做檢定。模型如下：

$$\begin{aligned}
 E(s) &= \frac{n_1(n_1+n_2+1)}{2} \\
 V(s) &= \frac{n_1 n_2 (n_1+n_2+1)}{12} \\
 Z &= \frac{s - E(s)}{\sqrt{V(s)}}
 \end{aligned}
 \tag{3-2}$$

本研究為了解正常公司的風險值與危機公司的風險值是否有差異，故做以下假設：

H_0 ：2 群體之間風險值的平均數分配相同

H_1 ：2 群體之間風險值的平均數分配不相同

如果 $\alpha < 0.05$ 拒絕 H_0 ，表示正常公司風險值平均數不同於危機公司風險值平均數，反之 $\alpha > 0.05$ 接受 H_0 ，表示正常公司風險值平均數與危機公司風險值平均數相同。

第五節 研究模型

本節介紹本研究在實證上所採用的研究方法。第一部份介紹 Logit 模型；第二部份介紹倒傳遞類神經網路。

一、Logit 模型

探討應變數與自變數間的關係，統計分析上常使用的方法是迴歸分析，但若迴歸模型之應變數呈現二分類之特性時，亦即應變量有兩種可能結果(例如企業是否違約)，則若透過一般最小平方法來處理，所求得的估計量雖然仍滿足不偏性，但殘差項存在變異數異質之問題，且無法保證估計值一定會落在單位區間內，同時應變數亦不滿足迴歸分析的假設，此時傳統迴歸分析可能就不適用。

羅吉斯迴歸模型正是為避免此缺點而發展出來的，此一種模型則適用於應變數為屬質變數的迴歸模型。相較於區別分析模型，羅吉斯迴歸模型可克服自變數須服從常態分配的假設，而且可進一步估計公司出事的機率。其分配的函數即為：

$$Y^* = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} = \frac{e^{-z_i}}{1 + e^{-z_i}} \quad (3-3)$$

$$z_i = b_0 + \sum_{j=1}^k b_j X_{ij} \quad (3-4)$$

企業發生財務危機的機率，會受到因素 X 的影響。其中 z_i 為應變數，若 z_i 為 0，則假設無危機事件；若為 1，則假定有危機事件發生， X_{ij} 為自變數， b_j 為各自變數的係數。

但是因為所計算出來的 z_i 不一定落在 0 與 1 之間，為了確保事件發生機率落在(0,1)之間，所以必須使用 Logit 分配來做轉換，經過處理，可轉換成一個累積機率密度函數：

$$p_i = F(Z_i) = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \quad (3-5)$$

在此函數中 p_i 與 X_i 或是與 \mathbf{b}_i 之間已非線性關係，經過處理，可轉換成線性函數，表示一企業可能發生財務危機的勝算比(Odds Ratio)為：

$$\frac{p_i}{1 - p_i} = \frac{1 + e^{z_i}}{1 + e^{-z_i}} \quad (3-6)$$

經對數轉換為：

$$L_i = \ln\left(\frac{p_i}{1 - p_i}\right) = Z_i = X_i \mathbf{b}_i \quad (3-7)$$

也就是將發生的條件機率換成一個勝算比、再取對數就可以轉換成線性函數了。如此一來，應變數變成勝算比的對數，而且成為解釋變數的線性函數，該變數且經過此一轉換可確保 p_i 落在(0,1)之間。

由於二分類變數誤差項不符合變異數同質性，故 Logit 模型係數須用最大概似法(Maximum Likelihood Estimation)估計，模型適合度以概似比(Likelihood Ratio)檢定，其值等於 $-2 \log \text{Likelihood}$ 為卡方分配自由度為自變數個數。並以 Wald 卡方檢定個別變數對模型的影響力。本研究採用逐步排除方式，以順向選擇挑選重要自變數，納入迴歸模型，同時也依反向淘汰法則，對模型中既存自變

項一一做檢定，看當中是否仍有不重要自變數存在，以剔除之。

在 Logit 模型使用上，必須設定臨界機率值作為事件發生與否的判定標準，若事件發生機率大於臨界機率，則判定事件不發生。臨界點的選擇會影響模型的正確率，主要因為型一誤差(將危機企業分類為正常企業)及型二誤差(將正常企業分類為危機企業)會隨分割不同而變化，型一誤差會使投資人誤判而發生損失，型二誤差雖未造成損失，但卻會使投資人放棄往來機會。本研究以 0.5 為臨界點作為分類標準，若預測值大於 0.5 則歸類為危機企業，否則為正常企業。

二、倒傳遞類神經網路

葉怡成(2003)類神經網路是一種計算系統，包括軟體與硬體，它使用大量簡單的相連人工神經細胞來模仿生物神經網路的功能。人工神經細胞是生物神經細胞的簡單模擬，它從外界環境或其他人工神經細胞取得資訊，採用簡單的運算方式，並輸出其結果到外界環境或其他神經細胞。

類神經網路是由一些簡單的處理單元所組成，這些處理單元是透過加權值直接連在一起，當每一個處理單元以加權值從外界接受到輸入之資訊後，就將其反應值透過過去的連接值輸出給所有的輸出單元，因此類神經網路不但具有計算功能且還具有學習功能。

由上述之定義，知道類神經網路是由許多的人工神經細胞(Artificial Neural)所組成，處理單元的輸入值與輸出值的關係式，採用輸入值的加權乘積和之函數式表示為(3-8)：

$$Y_i = f\left(\sum_i W_{ij}x_i - q_j\right) \quad (3-8)$$

Y_i 表示人工神經細胞模式之輸出訊號。

f 表示人工神經細胞模式之轉換函數(Transfer Function)，是一個將處理單元的輸入值之加權乘績和轉換成處理輸出單元之數學公式。

w_{ij} 表示人工神經細胞模式之神經節強度，又稱連結加權值。

x_i 表示人工神經細胞模式之輸入訊號。

q_j 表示人工神經細胞模式之門檻值。

一個類神經網路是由許多人工神經細胞與其連接所組成，並且可以組成各種網路模式(Network Model)，它的基本原理是利用最大陡坡法(The Gradient Steepest Descent Method)的觀念，將誤差函數極小化，且適合診斷與預測等應用。因此本研究亦選擇倒傳遞類神經網路為網路學習法則。茲將倒傳遞類神經網路模式之架構、演算方法及評估準則敘述如後：

(一)倒傳遞類神經網路模式之架構

倒傳遞類神經網路的基本架構包括輸入層、隱藏層、輸出層等如圖 3-1 所示：

輸入層：從外面接收訊息並將訊號傳入類神經網路，進行訊號處理。

隱藏層：用以表現輸入處理單元間的交互影響，其處理單元數目並無標準方法可以決定，經常需以試驗方法決定其最佳數目，其網路可以不只一層隱藏層，也可以沒有。

輸出層：表示網路之輸出變數，其處理單元數目可依實際研究需要而定。使用非線型轉換函數。

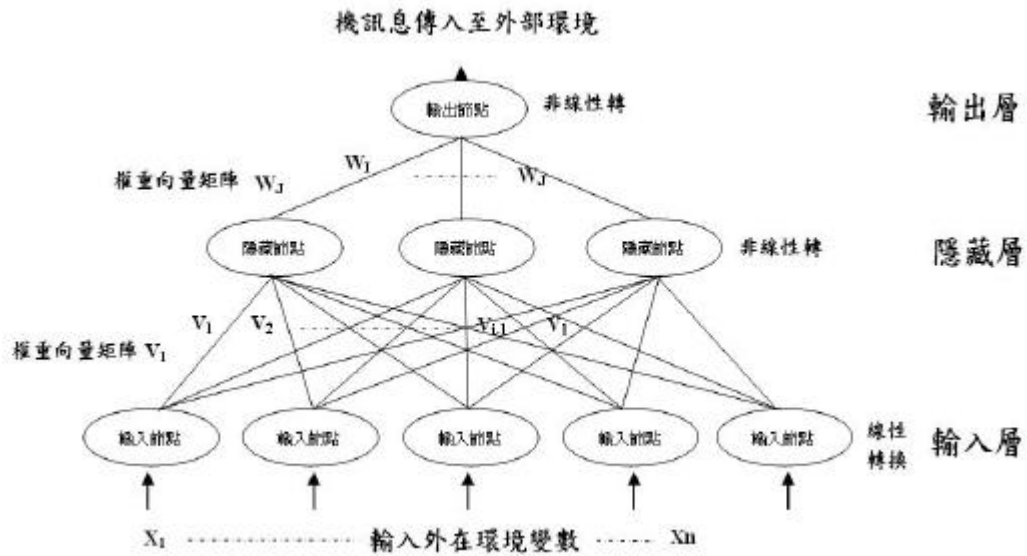


圖 3-2 倒傳遞類神經網路之架構(葉怡成 2003)

倒傳遞類神經網路模式最常使用的非線型轉換函數為雙彎曲函數(Sigmoid Function)，若採用函數式表示可寫為(3-8)式

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3-9)$$

該函數當自變數趨近正負無限大(-8 X 8)時，函數值趨於常數其含數值域(0, 1)之間。

(二)倒傳遞類神經網路之演算法

倒傳遞類神經網路需藉由訓練範例來加以學習，當網路輸出有錯誤或偏差時，它就會調整結點間的連接加權值 w_{ij} 與門檻值 q_j 。在經過訓練後，網路就能將訓練範例予以模式化，倒傳遞類神經網路如何應用一個學習範例的輸入向量 X ，與目標輸出向量 T ，修正加權值 W ，而達到網路學習的目的，茲將其演算法敘述如後：

在倒傳類神經網路中，第 n 層的第 j 個單元的輸出值為第 $n-1$ 層輸出單元輸

出值的非線性函數：

$$A_j^n = f(\text{net}_j^n) \quad (3-10)$$

式中 $\text{net}_j^n = \text{集成集合} = \sum W_{ij} A_i^{n-1} - q_j$

$f = \text{轉換函數}$

倒傳遞類神經網路學習主要的目的，是要降低網路輸出單元的目標輸出值與推論輸出值之間的差距，通常是以能量函數(或稱誤差函數)表示網路學習品質，該函數以公式可寫為：

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - A_j)^2 \quad (3-11)$$

式中 $T_j = \text{輸出層的目標輸出值}$

$A_j = \text{輸出層的推論輸出值}$

倒傳遞類神經網路學習過程是為了使誤差函數最小化，通常是採用最陡坡法(The Gradient Steepest Descent Method)來使誤差函數最小化，即當輸入一組訓練範例，網路就以小幅度調整加權值得大小，調整的幅度與誤差函數對該加權值的敏感度成正比，可以公式表示為：

$$\Delta W_{ij} = -h \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad (3-12)$$

W_{ij} = 介於第 $n-1$ 層的第 i 個處理單元，與第 n 層的第 j 個處理單元間的
連結加權值。

h = 學習速率(Learning Rate)，指控制每次以最陡坡法最小化誤差函數
的步距。

另外 $\frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$ 可運用微積分的連鎖律(Chain Rule)演算過程後可得

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -d_j^n A_j^{n-1} \quad (3-13)$$

式中 A_j^{n-1} = W_{ij} 所連接之較低層的處理單元之輸出值

d_j^n = W_{ij} 所連接之較上層的處理單元之輸出值

經過運算可得

$$\Delta W_{ij} = h d_j^n A_j^{n-1} \quad (3-14)$$

同理可得

$$\Delta q_j = -h d_j^n \quad (3-15)$$

由此學習過程以一次個訓練範例的方式進行，直到學習完所有的訓練範
例，稱為一個學習循環(Learning Cycle)。一個網路可以將訓練範例反覆學習數個
學習循環，直到達收斂為止。

(二)網路評估

1.誤差均方根(Root of Mean Square, RMS)

將每個輸出層處理單元的誤差平方後，除以輸出層處理單元的個數，求得每個處理單元的平均誤差，再開根後即為誤差均方根，如公式(3-15)：

$$\sqrt{\frac{\sum_p^M \sum_j^N (T_{jp} - Y_{jp})^2}{M \times N}} \quad (3-16)$$

若以誤差均方根作為收斂準則，當均方根誤差小於或等於設定的誤差數時，即停止網路權值之修正訓練。其中， M 代表範例數目； N 代表輸出層處理單元數目； T_{jp} 代表第 p 個範例的第 j 筆輸出單元的目標輸出值； Y_{jp} 代表第 p 個範例的第 j 筆輸出單元的目標輸出值。

2.誤判率或總正確率(Error Rate)

使用倒傳遞網路作分類問題時，每一筆測試範例之推論分類可依二種方式決定：

- (1)以輸出層處理元中輸出值為最大者，作為推論分類，此種方法下，一個範例只有一推論分類。
- (2)以輸出層處理單元中，凡是輸出值大於某門限值者，該範例即屬於該單元所代表之分類。此種方法下，一個範例之推類分類可以是無、一個或一個以上。

當欲研究問題為分類問題時，用總錯率當作收斂的衡量標準較有意義，因為每一個範例只有一個正確的分類。而且誤差均方根與總錯率收斂狀況並不一定一致；總錯率的值域在 0.0-1.0 之間。總錯率公式為：總錯率=分類錯誤範例總數/範例總數；總正確率=分類正確範例總數/範例總數。

(三)網路設定分析

1.學習速率

學習速率又稱為步距(Step size), 通常學習速率太大或太小對網路的收斂性質均不利。這可解釋成較大的學習速率, 有較大的網路加權值修正量, 可較快逼近函數最小值; 但過大的學習速率將導致網路加權值修正過量, 造成數值振盪而難以達到收斂的目的, 因此學習速率的大小對學習有很大的影響。所幸由經驗顯示, 學習速率在相當大的範圍均有很好的收斂性, 在此範圍內, 學習的結果對學習速率並不敏感。依據經驗及軟體特性取 0.01 到 1.0 間的值作為學習速率的值, 大都可得到良好的收斂性。分類問題系統內定值為 1。

2.網路終止條件

(1)誤差均方根(RMS)

若網路之 RMS 誤差值小於某特定收斂值時, 表示網路已達某一特定收斂程度, 則可停止學習。

(2)學習次數

當網路完成所設定之學習次數後, 即自行停止網路之學習過程。

(3)隱藏層處理單元數目

隱藏層處理單元的數目, 並沒有明確的理論說明如何決定, 必須經過一次又一次的測驗, 以決定最佳的處理單元個數, 來達到最佳的收斂效果。但處理單元數目過多, 訓練範例雖然可達到較佳的收斂值, 但收斂速度愈慢。當隱藏層處理單元個數超過某個數目時, 測試範例誤差似乎不再降低, 訓練時間反而增加; 這可解釋成隱藏層處理單元之數目太少, 不足以反映輸入變數間的交互作用, 因而有較大的誤差, 而數目愈多, 雖可達到較小的誤差值, 但收斂速度較慢, 因此需選取適當的個數以平衡收斂效果及學習速度, 計算隱藏層單元數之公式如下:(輸入單元數 + 輸出層單元數)/ 2。一般而言, 問題雜訊高, 隱藏層單元數目宜少。

問題複雜性高，隱藏層單元數目宜多。測試範例誤差遠高於訓練範例誤差，隱藏層單元數目宜減少；反之，宜增加。

4.隱藏層層數

通常隱藏層之數目為一層到二層時有最好的收斂性質，太多層或者沒有隱藏層時，其收斂結果均較差。這可解釋成沒有隱藏層不能反應此問題輸入單元間之交互作用，因而有較大的誤差；而有一、二層隱藏層已足以反應此問題的輸入單元間的交互作用，更多的隱藏層反而使網路過度複雜，造成更多局部最小值，使得在修正網路加權值時更易掉入一個誤差函數的局部最小值，而無法收斂。依據經驗，一般問題可取一層隱藏層，較複雜的問題則取二層隱藏層。

5.訓練樣本

過去之研究說明倒傳遞網路隱藏層運算元的個數與訓練樣本的個數有密切的關係。一般而言，倒傳遞網路訓練樣本的數目應比隱藏層運算元的個數大很多，可概分成 2 類：

(1)當訓練樣本取得容易時

當訓練樣本是來自模擬方式，或從現場取得樣本是非常容易時，此時訓練樣本的數量就不受限制，我們可嘗試使用多一些的訓練樣本，來使網路的學習結果獲得改善。

(2)當訓練樣本取得困難時

當訓練樣本是來自於工作現場，而取得一個數據是困難且耗時，如此訓練樣本可能無法獲得太多，要獲得一個好的學習結果，只僅能從網路的結構來改善。

6.慣性因子(Momentum Factor)

將慣性因子加入基本的倒傳遞法則中，可以讓鍵結值有正規化的作用以增進效能。增加慣性因子的做法在適當的學習係數下能改進收斂的速度。建議最佳值

為 0.5。



第四章 實證結果與分析

本章分成四小節，第一節將財報資料的原始財務變數以逐步迴歸法做選取。第二節利用蒙地卡羅及歷史模擬法所計算的風險值做基本統計量分析。第三節利用羅吉斯模型來研究風險值是否有效提高預警的能力。第四節利用倒傳遞類神經模型來研究風險值是否有效提高預警的能力。第五節以會計師簽證模型(事後)對照風險值模型(事前)是否有事先預測效果。

第一節 財務變數的選取

本研究採用逐步迴歸法挑選財務變數，結果如表 4-1 所示。

表 4-1 使用逐步迴歸法所選出各年變數

危機前一年	營業用現金流量比率(x_3)
	每股淨值(x_{18})
	每股盈餘(x_{19})
危機前二年	負債比率(x_1)
	總資產報酬率(x_{15})
危機前三年	負債比率(x_1)
	總資產週轉率(x_{12})

將上表所挑選的 6 個變數，營業用現金流量比率(x_3)、負債比率(x_1)、總資產週轉率(x_{12})、總資產報酬率(x_{15})、每股淨值(x_{18})、每股盈餘(x_{19})，做為本研究原始的財務變數。

第二節 風險值的檢定

將蒙地卡羅及歷史模擬法所求出的風險值，分為 2 組配對樣本(0 為正常公司, 1 為危機公司)，來探討風險值變數對公司危機是否有顯著的影響，為了確定在配對中 2 群體的風險值是否具有顯著性的差異，必須對群體的平均數做平均數差異性檢定。檢定結果如下表 4-2。(a=0.05)

表 4-2 風險值平均數檢定

	Mann-Whitney U 統計量	Z 檢定	P 值
風險值(蒙地)	236	-4.422	0.000***
風險值(歷史)	240	-4.375	0.000***

***表示達 0.01 的顯著水準

因 P 值 $0 < 0.05$ ，故 2 方法的風險值的平均數不同，因此風險值平均數可以區隔正常與危機公司。

表 4-3 風險值基本統計量

項目	蒙地	歷史
平均數	-17.268	-16.907
危機公司平均數	-24.252	-23.729
正常公司平均數	-10.283	-10.085
標準差	25.275	27.378
危機公司標準差	29.599	33.584
正常公司標準差	17.886	17.247

在表 4-3 中，風險值平均數，正常公司風險值(蒙地)平均數為-10.283、風險值(歷史)平均數為-10.085，危機公司風險值(蒙地)為-24.252、風險值(歷史)為-23.729，可以知道危險公司風險值數值較高，正常公司的風險值較低。也就是說較高的風險值，發生公司財務危機的機率越大。

第三節 羅吉斯模型

一、模型適合度分析

本研究先對模型做適合度及變數做分析，結果如下表 4-4、4-5 所示。

表 4-4 模型適合度資訊表

模式	-2 對數概數值	卡方值	P 值	R^2
數值	67.67	29.37	0.00***	0.457

註：***表示達 0.01 的顯著水準

本模式的-2 對數概數值， R^2 為 0.457，P 值 <0.01 ，故模式有顯著效果。

表 4-5 模型係數分析資訊表

變數	參數估計值	P 值	EXP(B)
營業用現金比率	0.00	0.79	1.00
總資產週轉率	-1.19	0.08**	0.30
負債比率	0.07	0.01***	1.07
總資產報酬率	-0.01	0.86	0.99
每股淨值	0.01	0.90	1.01
每股盈餘	0.01	0.97	1.01

註：***表示達 0.01 的顯著水準 **表示達 0.10 的顯著水準

由表 4-5 可知除了總資產週轉率、總資產報酬率為負向影響，其他為正向。

將第一節所挑選的 6 個原始的財務變數($x_1, x_3, x_{12}, x_{15}, x_{18}, x_{19}$) 統一做為各年的自變數，代入模型中，求算出預測值。預測模型分為傳統模型、加入風險值(蒙地)變數模型、加入風險值(歷史)變數模型 3 種，並依危機前一年、危機前二年、危機前三年資料再分別求算，總共 9 種模型。實證結果如表 4-6、4-7、4-8 所示。

二、傳統財務變數

表 4-6 羅吉斯模型採用傳統財務變數之預測率

危機發生前一年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	30	4
危機	5	31
總正確率	87.1	

危機發生前二年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	32	6
危機	3	29
總正確率	87.1	

危機發生前三年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	26	8
危機	9	27
總正確率	75.7	

三、加入風險值

從所建立的模型可以看出危機發生前一年的預測能力最高，而隨時間越遠，其預測的能力越低：傳統模型危機發生前一年預測率為 87.1%、前二年為 87.1%、前三年只有 75.7%；加入會計師簽證模型危機發生前一年為 95.7%、前二年為 82.6%、前三年為 75.7%；加入風險值(蒙地)模型危機發生前一年為 91.4%、前二年為 88.6%、前三年只有 80%；而加入風險值(歷史)模型危機發生前一年為 91.4%、前二年為 87.1%、前三年只有 77.1%，可見預測時間越遠預測能力越差。

再從表 4-7 及 4-8 可以看出，不管樣本危機發生前幾年，再加入風險值(蒙地)或風險值(歷史)變數後，其預測率均有所提升，可見加入風險值確實能夠提高模型的預測能力。

表 4-7 羅吉斯模型加入風險值(蒙地)之預測率

危機發生前一年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	32	3
危機	3	32
總正確率	91.4	

危機發生前二年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	32	5
危機	3	30
總正確率	88.6	

危機發生前三年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	28	7
危機	7	28
總正確率	80	

表 4-8 羅吉斯模型加入風險值(歷史)之預測率

危機發生前一年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	32	3
危機	3	32
總正確率	91.4	

危機發生前二年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	32	6
危機	3	29
總正確率	87.1	

危機發生前三年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	28	9
危機	7	26
總正確率	77.1	

第四節 倒傳遞類神經網路模型

採用第一節所選出的 6 財務個變數，代入類神經網路模型中，求算出預測值。隱藏層為一層，其它參數設定採取程式內建值，並將模型分為傳統模型、加入會計師簽證模型、加入風險值(蒙地)變數模型、加入風險值(歷史)變數模型 4 種，並依危機前一年、危機前二年、危機前三年資料再分別求算，總共有 12 種模型。結果如表 4-9、4-10、4-11 所示。

一、傳統財務變數

表 4-9 倒傳遞類神經網路模型採用傳統財務變數之預測率

危機發生前一年				%
推論 \ 目標	目標	正常	危機	
	正常	31	6	
	危機	4	29	
總正確率		85.7		

危機發生前二年				%
推論 \ 目標	目標	正常	危機	
	正常	27	2	
	危機	8	33	
總正確率		85.6		

危機發生前三年				%
推論 \ 目標	目標	正常	危機	
	正常	23	10	
	危機	12	25	
總正確率		68.6		

二、加入風險值

從上述所建立的模型可以看出危機發生前一年的預測能力最高，而隨時間越遠，其預測的能力越低：傳統模型危機發生前一年預測率為 85.7%、前二年為 85.6%、前三年只有 68.6%；加入風險值(蒙地)模型危機發生前一年為 91.4%、前二年為 88.6%、前三年只有 80%；而加入風險值(歷史)模型危機發生前一年為

90%、前二年為 88.6%、前三年只有 80%，可見預測時間越遠預測能力越差。

再由表 4-10 及 4-11 可以看出，不管樣本危機發生前幾年，再加入風險值(蒙地)或風險值(歷史)變數後，其預測率均有所提升，可見加入風險值確實能夠提高模型的預測能力。

表 4-10 倒傳遞類神經網路模型加入風險值(蒙地)之預測率

危機發生前一年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	34	5
危機	1	30
總正確率	91.4	

危機發生前二年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	31	4
危機	4	31
總正確率	88.6	

危機發生前三年 %

推論 \ 目標	正常	危機
正常	25	4
危機	10	31
總正確率	80	

表 4-11 倒傳遞類神經網路模型加入風險值(歷史)之預測率

推論 \ 目標		正常	危機
正常		34	6
危機		1	29
總正確率		90	

危機發生前一年 %

推論 \ 目標		正常	危機
正常		31	4
危機		4	31
總正確率		88.6	

危機發生前二年 %

推論 \ 目標		正常	危機
正常		25	4
危機		10	31
總正確率		80	

危機發生前三年 %

第五節 會計師簽證模型

大部份研究公司危機預警的文獻使用會計師簽證後確實明顯提高財務危機的預測力，依照法令規定前年度財務報表，應該在今年度四月一日前公佈，也因此有些會計師簽證通常在危機發生過後才發佈，因此會計師簽證有事後的概念，也導致其準確率較高。本節是以加入會計師簽證模型(事後)和加入風險值模型(事先)來做對照。

從羅吉斯模型可以看出危機發生前一年的預測能力最高，而隨時間越遠，其預測的能力越低：傳統模型危機發生前一年預測率為 87.1%、前二年為 87.1%、前三年只有 75.7%；加入會計師簽證模型危機發生前一年為 95.7%、前二年為 82.6%、前三年為 75.7%；加入風險值(蒙地)模型危機發生前一年為 91.4%、前二年為 88.6%、前三年只有 80%；而加入風險值(歷史)模型危機發生前一年為 91.4%、前二年為 87.1%、前三年只有 77.1%，可見預測時間越遠預測能力越差。

若以倒傳遞類神經網路模型來看為 97.1%；前二年之預測率分別 82.6%、88.6%；前三年分別為 75.7%、81.4%，也較傳統模型預測能力高。(參閱表 4-12 及 4-13)

從表 4-12 及 4-13 可以看出，不管樣本危機發生前幾年，再加入會計師簽證後，其預測率均有所提升，可見加入會計師簽證確實能夠提高模型的預測能力。再從這兩節實證結果發現風險值(事先)確實可以代替會計師簽證(事後)，且可較早預測財務危機的發生。

表 4-12 羅吉斯模型加入會計師簽證之預測率

危機發生前一年				%
推論 \ 目標	正常	危機		
正常	34	2		
危機	1	33		
總正確率				95.7

危機發生前二年				%
推論 \ 目標	正常	危機		
正常	28	6		
危機	7	29		
總正確率				82.6

危機發生前三年				%
推論 \ 目標	正常	危機		
正常	26	8		
危機	9	27		
總正確率				75.7

表 4-13 倒傳遞類神經網路模型加入會計師簽證之預測率

推論 \ 目標		正常	危機
正常		34	1
危機		1	34
總正確率		97.13	

推論 \ 目標		正常	危機
正常		28	1
危機		7	34
總正確率		88.5	

推論 \ 目標		正常	危機
正常		27	5
危機		8	30
總正確率		81.4	

第六節 本章小結

從表 4-14 上，以危機發生前一年羅吉斯模型來看，加入風險值(歷史)、加入風險值(蒙地)預測力皆為 91.4%；若以倒傳遞類神經網路模型來看，加入風險值(蒙地)為 91.4%、加入風險值(歷史)為 90%，即加入風險值(蒙地)預測力高於加入風險值(歷史)1.4%；另二年加入風險值(蒙地)的預測能力皆高於或等於加入風險值(歷史)，但不明顯，故本研究無法確定風險值(蒙地)確實較風險值(歷史)有較好的預測力。

羅吉斯模型加入會計師簽證，危機發生前一年為 95.7%、前二年為 82.6%、前三年為 75.7%，若以倒傳遞類神經網路模型來看為 97.1%；前二年之預測率為 88.6%；前三年分別為 81.4%，都較傳統模型預測能力高。

在羅吉斯模型與倒傳遞類神經網路模型之預測能力比較上，傳統財務變數方

面，不管那一年，羅吉斯模型都高於倒傳遞類神經網路模型；加入會計師簽證後，倒傳遞類神經網路模型反而都高於羅吉斯模型；而在加入風險值後，則無明顯差異，可見在加入風險值後可以平衡兩模型預測力的差異。

在加入風險值與加入會計師簽證模型比較上，兩者之預測能力差異不大，故風險值可以代替會計師簽證，在財報未公佈前，做為財務危機預警的先行指標。

表 4-14 實證結果總表

危機發生前一年 %

	羅吉斯模型	倒傳遞類神經網路模型
傳統財務變數	87.1	85.7
加入會計師簽證	95.7	97.1
加入風險值(蒙地)	91.4	91.4
加入風險值(歷史)	91.4	90

危機發生前二年 %

	羅吉斯模型	倒傳遞類神經網路模型
傳統財務變數	87.1	85.6
加入會計師簽證	82.6	88.6
加入風險值(蒙地)	88.6	88.6
加入風險值(歷史)	87.1	88.6

危機發生前三年 %

	羅吉斯模型	倒傳遞類神經網路模型
傳統財務變數	75.7	68.6
加入會計師簽證	75.7	81.4
加入風險值(蒙地)	80	80
加入風險值(歷史)	77.1	80

第五章 結論與建議

第一節 結論

本研究主要是探討風險值為公司財務預警模型變數之適用性，以了解是否採用風險值後可以提高危機預警能力。本研究使用羅吉斯模型及倒傳遞類神經網路二種研究方法，以 35 家危機公司與 35 家正常公司，總共 70 家建立危機預警模型，而風險值的求算則是採用蒙地卡羅法及歷史模擬法，並以會計師簽證做為風險值的對照組。茲將實證結果歸納如下：

1. 風險值越高，其發生公司財務危機的機率越高。
2. 隨著預測時間增加，預測能力越差，這結果跟過去研究相同。
3. 不管使用羅吉斯與類神經模型，在加入風險值後，均有效提升預測能力。
4. 模型之預測能力比較方面，在傳統財務變數上，羅吉斯模型明顯高於倒傳遞類神經網路模型，但加入風險值後則無明顯差異，可見在加入風險值後可以平衡 2 模型預測力的差異，這部份有待後續研究者證明。
5. 加入風險值與加入會計師簽證的模型，差異不大，因此可以在 4 月 1 日財報公佈披露會計師簽證訊息前，利用之前 12 月 31 日的風險值代替，以提前預測公司財務危機。

本研究發現較高的風險值會提高公司危機發生的機率且風險值(VaR)確實可以提高危機預測能力，可用來提早預測公司危機的發生，幫助公司經理人及公司投資人提前知道公司本身財務危機狀況並採取相關補救措施及投資建議參考；本研究也發現若使用風險值(VaR)可以平衡倒傳遞類神經網路(BPN)及羅吉斯

(Logit)2 種預測模型的預測能力，但這部份有待後續研究者證明。

本研究和黃嘉興與沈智偉(2003)不同之處，一為危機定義不同，二是風險值算法不同，採用部份評價法中的 GARCH 及 Delta-Normal 法，本文則使用完全評價法中蒙地卡羅法及歷史模擬法求算風險值，三是變數選取方面有些許不同。相同之處是代入風險值都有提高危機預警的能力。

第二節 研究限制與建議

- 1.本研究僅考慮財務變數、會計師簽證和風險值，總體因素及其他因素並沒有考慮，後續研究者可以增加環境多空頭的影響，以增加其預測能力。
- 2.本研究所使用的會計師簽證，沒有考慮若公司臨時變更會計師所產生的情形。
- 3.本研究風險值求算上只採用蒙地卡羅法及歷史模擬法，後續研究者可以採用極端值求算，檢驗何種方法較能有效提升模型的預測能力。
- 4.本研究期間為危機發生前一年到前三年，實證結果發現前一年的預測能力較高，後續研究若縮短樣本期間看是否能增加預測能力。

參考文獻

中文部份

杜詩敏(2003),「不同之類神經網路應用於財務危機預測模型之比較」,樹德科技大學金融保險研究所碩士論文。

柳佳君(2001),「公司財務危機預警模型之研究」,逢甲大學保險學研究所碩士論文。

高偉柏(2000),「企業財務危機預測」,中山大學財務管理研究所碩士論文。

陳肇榮(1983),「運用財務比率預測財務危機之實證研究」,台灣大學商學研究所碩士論文。

陳怡雯(2003),「企業財務危機預警模式：非財務指標之運用」,真理大學財經研究所碩士論文。

黃嘉興與沈智偉(2003),「臺灣上市公司危機預警-羅吉斯模型與類神經方法之比較」,台灣銀行季刊,第五十四卷 第三期,113-158 頁。

葉怡成(2003),類神經網路模式應用與實作,儒林圖書有限公司,11月8版。

郭瓊宜(1994),「類神經網路在財務危機預警模式之應用」,淡江大學管理科學研究所碩士論文。

楊浚泓(2001),「考慮財務操作與合併報表後之財務危機預警模式」,中央大學財務管理研究所碩士論文。

張淵智(1998),「動態靜態財務資訊建構危機預警模式之比較」,東吳大學 1998 年企業管理研討會論文集。

鄭碧月(1996),「上市公司營運危機預測模式之研究」,朝陽技術學院財務金融研究所碩士論文。

潘玉葉(1990),「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博士論文。

蘇文娟(2000),「台灣上市企業財務危機預測之實證研究」,東華大學國際經濟研究所碩士論文。

鄧志豪(1999),「以分類樣本偵測地雷股—新財務危機預警模型」,國立政治大學金融學系碩士論文。

龔志明(2000),「財務危機預測模型之跨期性研究」,中山大學財務管理學系研究所碩士論文。

西文部份

Altman, E.I.(1968), “Financial Ratios, Discriminant Analsis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” *Journal of Finance*, Vol.23,pp.589-609.

Atiya, A.F. (2001), “Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results,” *IEEE Transactions on neural Networks*, Vol.12, No.4, pp.929-935.

Beaver, W.H.(1966),“Financial Ratios as Predictors of Failure,” *Journal of Accounting Research*, Vol.5,pp.71~111.

Chaveesuk, R.(1999), “Alternative Neural Network Approach to Corporate Bond Rating,” *Journal of Engineering Valuation and Cost Analysis*, Vol.2, No.2, pp. 117-131.

Danielsson J. and C. Vries(1977), “Extreme Returns, Tail Estimation, and Value-at-Risk,” *Institute of Economic Studies Working Paper Series*.

Deakin, E.B.(1972), “A Discriminate Analysis of Predictors of Business Failure,” *Journal of Accounting Research*, Vol.10, pp.167-179.

Foster, G.(1977), *Financial Statement Analysis*, Englewood Cliffs, New Jersey Prentice-Hall Inc.

- Hendricks, Darryll(1994),“Evaluation of Value-at-Risk Models Using Historical Data,” *Economics Policy Review*, Vol.2(1),pp.39-69.
- Hill, B.(1975), “A Simple General Approach to Inference About the Tail of a Distribution,” *Annals of Statistics*, Vol.35, pp.1163-1173.
- Holton, G. (1998), “Simulating Value-at-Risk,” *Risk*, May 1998, Vol.11(5), pp. 60-63.
- Jorion, Philippe(2000),*Value at Risk*, 2nd Edition, McGraw-Hill.
- Martin, D.(1977),“Early Warning of Banking Failure,” *Journal of Banking and Finance*, Vol.1,pp.249-276.
- Merton, R.C.(1974),“On the Pricing of Corporate Deb,” *Journal of Finance*, Vol.3,pp.449-470.
- Odom, M.D. and R. Sharda(1990),“A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction,”*IEEE International*,Vol.2, pp.163-168.
- Ohlson, J.A.(1980),“Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy,”*Journal of Accounting Research*,Vol.1, pp.109-131.
- Pastena, V. and W. Ruland (1986), “The Merger/Bankruptcy Alternative,” *The Accounting Review*, Vol.61, No.2, pp.288-301.
- Shumway, Tyler(2001), “Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model,” *The Journal of Business*, Vol.74(1), pp.101-124.
- Zangari, P. (1996), “An Improved Methodology for Mesuring VaR,” *Risk Metrics TM Monitor*, Second Quarter 1996, New York.