

# 風險值 (VaR) 應用於公司財務危機預警 之研究

許鈺珮\* 施孟隆\*\* 柴可欣\*\*\*

## 摘要

有鑑於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，故本研究探討在傳統的公司財務預警系統中，利用羅吉斯模型及倒傳遞類神經網路模型，加入風險值這個新的變數，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。研究結果顯示，加入風險值變數，確實可以提高危機預警的能力。

**關鍵詞：**股危機預警、風險值 (VaR)、羅吉斯 (Logit)、倒傳遞類神經網路 (BPN)

**JEL 分類代號：**G33

## 1. 導論

### 1.1 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

---

\* 南華大學財務管理研究所助理教授

\*\* 國立台東大學社會科教育學系副教授。E-mail: mlshih@nttu.edu.tw。

\*\*\* 南華大學財務管理研究所碩士生

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。本研究是採用新流行的風險值 VaR (Value at Risk) 當做變數，研究加入風險值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風險值上，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，對未採用風險值制度的銀行，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，允許金融機構採用風險值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風險值來揭露公司市場風險。如上可知，風險值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。

有鑑於過去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，因此本研究期望能利用風險值這個變數，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。

## 1.2 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些許財務變數，或者加上少數非財務變數作為自變數，而本研究除了利用傳統的財務變數外，還加入風險值這個變數。

本研究以台灣證券交易所自民國 90 年到 94 年初所公布的終止下市公司為危機公司樣本，採用 1:1 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變數，並加入風險值變數，再使用羅吉斯模型及倒傳遞類神經網路模型來預測準確率。本研究的目的有三：

1. 加入風險值變數，是否能有效提高危機預警的能力。
2. 比較歷史模擬法與蒙地卡羅模擬法所計算的風險值，何者預測能力較佳。
3. 比較羅吉斯和倒傳遞類神經網路兩模型，何者預測能力較佳。

## 2. 文獻回顧

### 2.1 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 (1984) 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 (1997) 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。

我國現行法令對財務危機企業的定義 (詳見《表 1》)，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。

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 1》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。	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。

資料來源：本研究整理。

## 2.2 財務危機預警文獻

### 2.2.1 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，分為逐步回歸法與因素分析法，龔志明 (2000)，以逐步回歸法與因素分析法分別篩選變數，實證發現逐步回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 and 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 (2000) 採用質押比率、子公司操控母公司股票比率、交叉持股等。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。

### 2.2.2 樣本選取方面

Beaver (1996) 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 1:3 (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 1:1 (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 1:3 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。基於一些國內外大部份研究採用 1:1 研究方式，故本研究的樣本選取也採用 1:1 配對方式。

### 2.2.3 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 (1996) 採用配對之方式並採用企業破產前五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，且預測期間超過兩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，且破產公司與為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 模型大致上與 Logit 模型相似，同樣可以解決自變數非常態的問題。然而由於 Logit 模型實證結果多優於 Probit 模型，故多數學者採用 Logit 模型。

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) 所建構的五大類財務指標五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網路模型 (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)，結果發現倒傳遞確實有較其他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三種模型，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足夠應付相關問題，倒傳遞類神經網路的確可以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。

#### 2.2.4 模型比較方面

郭瓊宜 (1994) 以 72 年到 82 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)以台灣證交所所印製的九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 1:1 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。

經過以上的介紹，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改進，目的都在提升其預測結果。

## 2.3 風險值 (Value at Risk, 風險值) 文獻

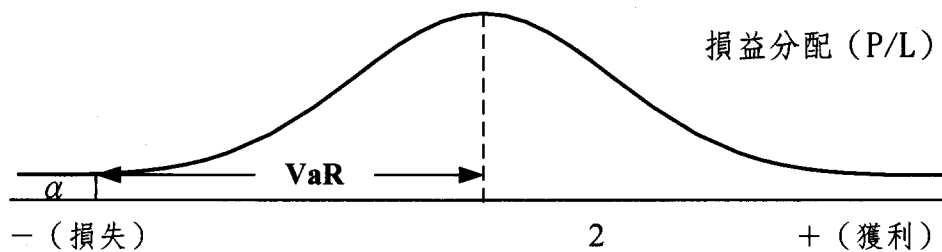
### 2.3.1 風險值的定義

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：

$$Prob(\Delta P(\Delta t, \Delta x) < VaR) = \alpha$$

$\Delta P(\Delta t, \Delta x)$  為資產組合市場價值的改變量，是預測的時間期間(持有期間)  $\Delta t$  與標的資產價格變動  $\Delta x$  所組成的函數； $\alpha$  為信賴水準。例如，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 1》所示。





《圖 1》風險值的定義

### 2.3.2 風險值實證文獻

#### 1. 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 ( $z_\alpha$ ) 下的風險值 (VaR) 便可以直接由投資組合標準差 ( $\sigma$ ) 去估算。由於風險值為分配之標準差乘上標準常態值  $z_\alpha$ ，因此當  $\alpha$  固定時，風險值只受到標準差  $\sigma$  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。

#### 2. 歷史資料模擬法 (historical simulation analysis)

歷史資料模擬法取大量的歷史資料作為計算風險值的依據，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 (1994) 使用歷史資料模擬法並與兩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，組合成十二種方法來衡量以 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，計算一天期風險值。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風險值顯著大於變異數-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 (1994) 也認為，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 Richardson and Whitelaw (1998) 取變異數-共變異數法與歷史資料模擬法的優點，並將兩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。

### 3. 蒙地卡羅模擬法 (Monte Carlo simulation analysis)

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兩種分配所組成，即個別擁有機率  $p$  與  $(1-p)$  的常態分配；接著，在假設兩個分配的平均皆為 0 的前提下，使用最大概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風險值。

#### 4. 極端值估計法 (Extreme Value Analysis)

極端值估計法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。

### 3. 研究方法與設計

#### 3.1 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，研究期間為西元 2001 年 1 月 1 日至西元 2005 年 5 月 31 日，約五年資料，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) 的配對方式，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。由於過去研究 (如蘇文娟, 2000) 使用 1:3 及 1:1 之配對方式，結果發現 1:3 較 1:1，容易發生將危機公司誤判為正常公司，所以為了避免本研究發生這現象；因此本研究採取 1:1 的配對方式，資料共 70 家。參見《表 2》。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。

《表 2》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
90/01/20	1505	楊鐵工廠	1506	正道
90/01/20	2011	彥武企業	2010	春源鋼鐵
90/01/20	2019	桂宏企業	2008	高興昌
90/01/20	2334	國豐企業	2352	明電
90/04/10	2202	三富汽車	2204	中華汽車
90/05/15	2519	宏福建設	2520	冠德建設
90/08/24	2522	啟阜工程	2535	達新工程
90/11/01	1230	聯成食品	1231	聯華食品

《表 2》基礎樣本-危機公司與正常公司配對 (續)

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
91/01/17	9913	美式家具	9936	欣鋁
91/04/17	2016	名佳利金屬	2012	春雨
91/04/17	1223	順大裕	1201	味全
91/11/08	1431	新燕實業	1416	廣豐
91/11/08	2304	誠洲	2358	美格
91/11/08	2531	三采建設	2537	春池
92/01/08	2005	友力工業	2006	東鋼
92/01/09	1222	源益農畜	1232	大統益
92/01/22	2517	長谷科技	2530	華建
92/04/23	2518	長億實業	2501	國建
92/05/06	1422	民興國際	1477	聚陽
92/06/03	2521	宏總建設	2514	龍邦
92/06/18	2445	南方資訊	2485	兆赫
92/06/18	1221	久津實業	1215	卜蜂
92/11/10	1407	華隆	1451	年興
92/11/12	2512	寶成建設	2534	宏盛
93/03/15	1228	臺芳開發	1217	愛之味
93/04/28	1458	嘉興畜產	1443	立益
93/04/28	1602	太平洋電纜	1605	華新
93/07/07	1224	惠勝實業	1233	天仁
93/08/30	2319	大眾電腦	2315	神達
93/09/08	2398	博達科技	2366	亞旭

## 3.2 預警模型財務變數之選取

### 3.2.1 財務變數選取

一般財務預警模型所使用的財務比率，大致可以分為四種，分別是現金流量、償債能力、經營能力、獲利能力；本研究變數選取係參考過去學者之研究變數，除了比率因樣本資料不齊全而剔除外，經過篩選，共 19

個財務變數，X1 到 X19 為本研究所採用的財務項目的自變數。

### 1. 現金流量

X1 (營業用現金流量比率): 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。

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

X2 (現金比率): 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。

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

### 2. 償債能力

X3 (負債比率): 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。

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

X4 (流動比率): 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。

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

X5 (速動比率): 又稱酸性測驗比率，即將根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。

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

X6 (利息保障倍數): 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。

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

X7 (長期資金適合率): 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。

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

### 3. 經營能力

X8 (應收帳款週轉率): 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。

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

X9 (存貨週轉率): 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。

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

X10 (淨值週轉率): 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。

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

X11 (固定資產週轉率): 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。

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

X12 (總資產週轉率): 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。

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

#### 4. 獲利能力

X13 (純益率): 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。

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

X14 (基本獲利率): 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。

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

X15 (總資產報酬率): 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。

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

X16 (普通股權益報酬率): 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。

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

X17 (銷貨毛利率): 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。

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

X18 (每股淨值): 衡量公司普通股每股帳面價值。

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

X19 (每股盈餘): 衡量公司股東投入資金的獲利情況。

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

### 3.2.2 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, 有二種常用的選擇程序:

#### 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。

本研究採用逐步迴歸法中「反向選擇程序」選擇預警模型的變數，希望能將所有具區別能力的變數都加入模型中。

### 3.3 風險值模型

關於模型的挑選，我們首先考慮最常用的兩種基本模型—歷史資料模擬法與蒙地卡羅模擬法，這兩種方法來做比較分析。下面分別就這兩種模型做完整介紹：

#### 3.3.1 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，其操作流程包含三個步驟：

步驟 1：以公司 1/1 到 12/30 的每日股價為歷史價格，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 1000 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，即為風險值。

#### 3.3.2 蒙地卡羅模擬法

以蒙地卡羅模擬法計算風險值時，假設變動量呈現常態分配，則稱為

簡單蒙地卡羅模擬法。計算步驟如下：

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（對應所計算風險值的時間長度）下的機率分配。

步驟 2：取得每一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：以蒙第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風險值。

### 3.4 研究模型

#### 3.4.1 羅吉斯模型

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：

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

而  $z_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij}$  表示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， $X_{ij}$  為解釋變數， $\beta_j$  為各解釋變數的係數。

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：

$$p_i = F(Z_i) = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \dots\dots\dots (2)$$

在此函數中  $p_i$  與  $X_i$  或是與  $\beta_i$  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：

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

經對數轉換為：

$$L_i = \ln\left(\frac{p_i}{1 - p_i}\right) = Z_i = X_i\beta_i \dots\dots\dots (4)$$

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。

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。

### 3.4.2 倒傳遞類神經網路模型

葉怡成（1993）提出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得處理單元所組成，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，就將其反應值透過離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：

$$Y_i = f\left(\sum_i W_{ij}x_i - \theta_j\right)$$

$Y_i$ ：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積和轉換成處理輸出單元之數學公式。

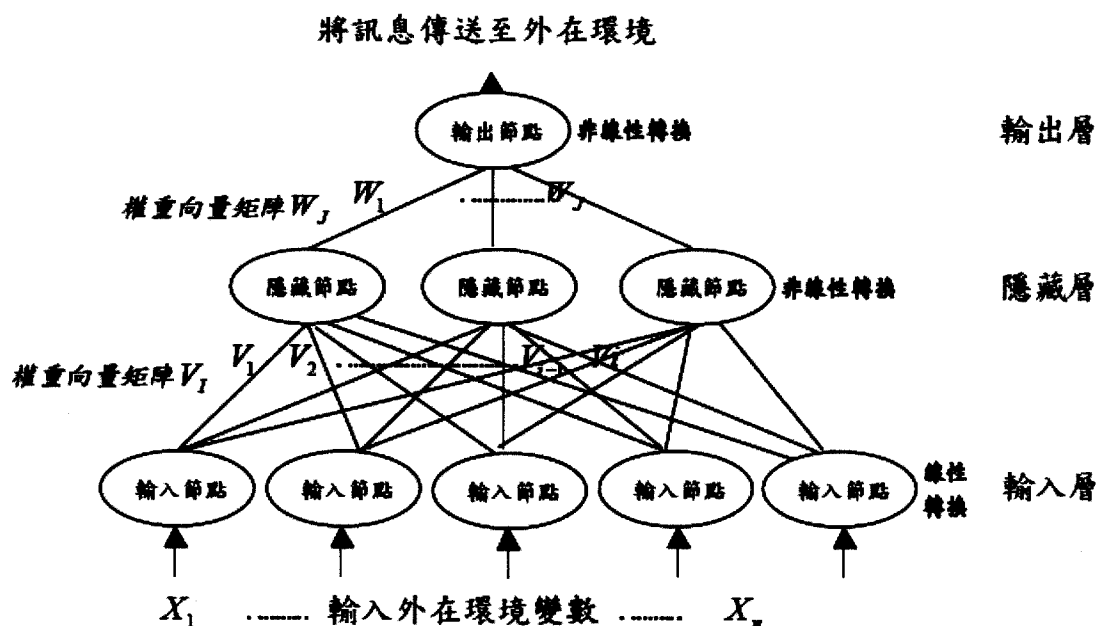
$w_{ij}$ ：表示人工神經細胞模式之神經節強度，又稱連結加權值。

$x_i$ ：表示人工神經細胞模式之輸入訊號。

$\theta_j$ ：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。

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2》所示：



《圖 2》倒傳遞類神經網路之架構 (葉怡成, 1993)

輸入層：從外面接收訊問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。

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：

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

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

## 4. 實證結果

### 4.1 財務變數的選取

本研究就採用逐步迴歸法挑選財務變數，結果如下《表 3》所示。

《表 3》使用逐步迴歸法所選出各年變數

	營業用現金流量比率 (X1)
危機前一年	每股淨值 (X18)
	每股盈餘 (X19)
危機前二年	負債比率 (X3)
	總資產報酬率 (X15)
危機前三年	負債比率 (X3)
	總資產週轉率 (X12)

### 4.2 羅吉斯模型

將上節所挑選的 6 個變數 (X1, X18, X19, X3, X15, X12) 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，總共有 9 種模型。實證結果如《表 4》、《表 5》、《表 6》所示。

#### 4.2.1 傳統財務變數

《表 4》羅吉斯模型採用傳統變數之預測率

	目標	正常	危機
	推論		
危機發生前一年	正常	30	4
	危機	5	31
	總正確率	87.1	

《表 4》羅吉斯模型採用傳統變數之預測率 (續)

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	

#### 4.2.2 加入蒙地卡羅所計算風險值

《表 5》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	80.0	

### 4.2.3 加入歷史模擬法所計算風險值

《表 6》羅吉斯模型加入風險值（歷史）之預測率

危機發生前一年	目標 推論	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	目標 推論	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	目標 推論	正常	危機
	正常	28	9
	危機	7	26
	總正確率	77.1	

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，傳統前一年預測率為 87.1、前二年為 87.1、前三年只有 75.7；風險值（蒙地）前一年為 91.4、前二年為 88.6、前三年只有 80 而風險值（歷史）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。

再從以上各表可以看出，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。

### 4.3 倒傳遞類神經網路模型

採用 4.1 節的 6 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、危機前三年資料在分別求算，總共有 9 種模型。結果如表《表 7》、《表 8》、《表 9》所示。

### 4.3.1 傳統財務變數

《表 7》倒傳遞類神經網路模型採用傳統變數之預測率

危機發生前一年	目標 推論	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	目標 推論	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	目標 推論	正常	危機
	正常	23	10
	危機	12	25
	總正確率	68.6	

### 4.3.2 加入蒙地卡羅所計算風險值

《表 8》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	目標 推論	正常	危機
	正常	34	5
	危機	1	30
	總正確率	91.4	

《表 8》倒傳遞類神經網路模型加入風險值（蒙地）之預測率（續）

危機發生前二年	目標 推論	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	目標 推論	正常	危機
	正常	25	4
	危機	10	31
	總正確率	80.0	

## 4.3.3 加入歷史模擬法所計算風險值

《表 9》倒傳遞類神經網路模型加入風險值（歷史）之預測率

危機發生前一年	目標 推論	正常	危機
	正常	34	6
	危機	1	29
	總正確率	90.0	
危機發生前二年	目標 推論	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	目標 推論	正常	危機
	正常	25	4
	危機	10	31
	總正確率	80.0	

從上述倒傳遞類神經所建立的預警模型可以看出，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，可見預測時間越遠預測能力越差。再從以上各表可以看出，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。因此，不管使用何種模型在加入風險值後，均有效提升預測能力。

#### 4.4 實證結果

由《表 10》顯示，在風險值的求算上，以前一年羅吉斯模型來看風險值（歷史）、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風險值（蒙地）為 91.4、風險值（歷史）為 90.0，風險值（蒙地）預測力高於風險值（歷史）1.4；另二年風險值蒙地的預測能力皆高於或等於風險值（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。

在羅吉斯模型與倒傳遞類神經網路模型比較上，傳統變數方面，不管那一年，羅吉斯模型都高於倒傳遞類神經網路模型，但再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。

《表 10》羅吉斯模型與倒傳遞類神經網路模型預測率比較表

		羅吉斯模型	倒傳遞類神經網路模型
危機前一年	傳統變數	87.1	85.7
	風險值（蒙地）	91.4	91.4
	風險值（歷史）	91.4	90.0
危機前二年	傳統變數	87.1	85.6
	風險值（蒙地）	88.6	88.6
	風險值（歷史）	87.1	88.6
危機前三年	傳統變數	75.7	68.6
	風險值（蒙地）	80.0	80.0
	風險值（歷史）	77.1	80.0

## 5. 結論與建議

### 5.1 結論

本文主要是探討風險值（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（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，共 70 家建立危機預警模型，而風險值（風險值）的求算則是採用蒙地卡羅法及歷史模擬法。茲將實證結果歸納如下：

1. 隨著預測時間增加，預測能力越差。
2. 不管使用何種模型，在加入風險值後，均有效提升預測能力。
3. 在風險值（風險值）求算方法比較上，無法確定何種方法有較好的預測力。
4. 模型之預測能力比較方面，在傳統變數上，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兩模型預測力的差異。

本研究與黃嘉興和沈智偉（2003）不同之處，主要是在危機定義、風險值算法及變數選取方面等方面不同，其採用部份評價法中的 GARCH 及 Delta-Normal 法，本文則採用完全評價法中蒙地卡羅法及歷史模擬法求算風險值；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。

### 5.2 建議

1. 本研究僅考慮財務變數和風險值，其他因素並沒有考慮，如董監事持股、資押比率、產業別及會計師簽證等...，後續研究者可以增加

- 其他非財務變數的考量，以增加其預測能力。
2. 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其他方法求算，檢驗何種方法較能有效提升模型的預測能力。
  3. 本研究期間為危機發生前前一年到前三年，實證結果發現前一年的預測能力較高，若能縮短樣本期間相信可以增加預測效果。

## 參考文獻

- 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。未出版之碩士論文，樹德科技大學金融保險研究所，高雄縣。
- 吳建宏 (1995)。類神經網路運用於公司財務危機之時點。未出版之碩士論文，成功大學工業管理研究所，台南市。
- 柳佳君 (2001)。公司財務危機預警模型之研究。未出版之碩士論文，逢甲大學保險學研究所，台中市。
- 紀舒文 (2000)。風險值風險管理之保守性、精確度與效率性研究。未出版之碩士論文，台灣大學商學研究所，台北市。
- 陳若鈺 (1998)。風險值的衡量與驗證：台灣股匯市之實證。未出版之碩士論文，台灣大學財務金融研究所，台北市。
- 陳肇榮 (1983)。運用財務比率預測財務危機之實證研究。未出版之碩士論文，台灣大學商學研究所，台北市。
- 陳怡雯 (2003)。企業財務危機預警模式：非財務指標之運用。未出版之碩士論文，真理大學財經研究所，台北縣。
- 陳宜玫 (1999)。風險值估計模型之研究：以台灣股票市場為例。未出版之碩士論文，義守大學管理科學研究所，高雄縣。
- 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。

- 隋何 (1998)。《財務管理》。鼎茂圖書出版有限公司，5月1版。
- 黃文隆 (1993)。《財務危機預警模式建立與驗證》。未出版之碩士論文，東吳大學管理科學研究所，台北市。
- 黃嘉興和沈智偉 (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》，54(3)，113-158。
- 葉怡成 (1999)。《應用類神經網路》。儒林圖書有限公司，4月2版。
- 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》。未出版之碩士論文，淡江大學管理科學研究所，台北縣。
- 曾素娟 (1999)。《考慮經濟景氣變動之企業失敗預警模式-台灣上市公司之研究》。未出版之碩士論文，成功大學企業管理研究所，台南市。
- 楊浚泓 (2000)。《考慮財務操作與合併報表後之財務危機預警模式》。未出版之碩士論文，中央大學財務管理研究所，桃園縣。
- 鄭碧月 (1996)。《上市公司營運危機預測模式之研究》。未出版之碩士論文，朝陽技術學院財務金融研究所，台中縣。
- 潘玉葉 (1990)。《台灣上市公司財務危機預警分析》。未出版之博士論文，淡江大學管理科學研究所，台北縣。
- 蘇文娟 (2000)。《台灣上市企業財務危機預測之實證研究》。未出版之碩士論文，東華大學國際經濟研究所，花蓮縣。
- 鄧志豪 (1999)。《以分類樣本偵測地雷股一新財務危機預警模型》。未出版之碩士論文，國立政治大學金融學系，台北市。
- 龔志明 (2000)。《財務危機預測模型之跨期性研究》。未出版之碩士論文，中山大學財務管理學系研究所，高雄市。
- Alexander, C. O., and Leigh, C. T. (1997). On the Covariance Matrices Used in Value at Risk Model. *Journal of Derivative*, 50-62.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the

- Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 589-609.
- Altman, E. I., Marco, G. V., and Varetto, F. (1994). Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks. *Journal of Banking and Finance*, 505-529.
- Atiya, A. F. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results. *IEEE Transactions on neural Networks*, 12(4), 929-935.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 71-111.
- Blum, M. (1974). Failure Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 1-25.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heterosked. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Chaveesuk, R. (1999). Alternative Neural Network Approach to Corporate Bond Rating. *Journal of Engineering Valuation and Cost Analysis*, 2(2), 117-131.
- Danielsson, J., and Vries, C. (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*, 10, 167-179.
- Foster, G. (1978). *Financial Statement Analysis*. Englewood cliffs, New Jersey: Prentice-Hall Inc.
- Hendricks, D. (1966). Evaluation of Value-at-Risk Models Using Historical Data. *Economics Policy Review*, 39-69.
- Jorion, P. (1977). *Value at Risk: The New Benchmark For Controlling Market Risk*. Irwin.
- Martin, D. (1977). *Early Warning of Banking Failure,*” *Journal of Banking and Finance*, 249-276.

- Mensah, Y. M. (1984). An Examination of the Stationary of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 380-395.
- Merton, R. C. (1974). On the Pricing of Corporate Debt. *Journal of Finance*, 449- 470.
- Odom, M. D., and Rharda, R. (1990). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. *IEEE INNS IJCNN*, 163-168.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 109-131.
- Pastena, V., and Ruland, W. (1986). The Merger/Bankruptcy Alternative. *The Accounting Review*, 61(2), 288-301.
- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*, 74(1), 101-124.



# **A Study on Company's Financial Distress Prediction Models: An Application of the Risk at Value (VaR)**

*Yu-Pei Hsu\* Meng-Long Shih\*\* Ke-Hsin Chai\*\*\**

## **Abstract**

According to past studies on company's financial distress prediction models, the input parameters considered are only limited to general financial or non-financial factors. This paper 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 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.

**Key words:** Financial distress prediction; VaR; Logit; BPN

**JEL Classification:** G33

---

\* Assistant Professor, Institute of Financial Management, Nanhua University

\*\* Associate Professor and Corresponding author, Department of Social Science Education, National Taitung University

\*\*\* Master Student, Institute of Financial Management, Nanhua University

