

國立交通大學

財務金融研究所

碩士論文

財務危機預警模型之研究

-以台灣地區上市公司為例

A Study of Financial Distress Prediction Models

-The Case of Companies Listed on TSE

研究生:魏曉琴

指導教授:李正福 教授

林建榮 教授

中華民國九十三年五月

財務危機預警模型之研究-以台灣地區上市公司為例

A Study of Financial Distress Prediction Models
-The Case of Companies Listed on TSE

研究生：魏曉琴
指導教授：李正福 教授
 林建榮 教授

Student : Hsiao-Chin Wei
Advisors : Dr. Cheng-Few Lee
 Dr. Jian-Rung Lin

國立交通大學
財務金融研究所
碩士論文



in partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

of

Science in Finance

May 2004

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十三年五月

財務危機預警模型之研究-以台灣地區上市公司為例

學生：魏曉琴

指導教授：李正福教授
林建榮教授

國立交通大學財務金融研究所

摘 要

長久以來許多經濟及財務學家僅使用公司一期之觀察資料來預測公司發生財務危機之機率，例如 Altman (1968) 使用多變量區別分析、Ohlson (1980) 使用 Logit 模型及 Zmijewski (1984) 使用 Probit 模型等，Shumway (2001) 將這些模型稱之為靜態模型。有別於靜態模型，Shumway 提出一個離散型倖存模型，該模型之優點係能夠有效地使用公司所有之歷史資料來分析，所以可預測取樣公司在樣本期間內每一個時間點發生財務危機之機率；再者，其參數估計式具有一致性及不偏性之性質，且無靜態模型中所存在之樣本選擇偏誤之問題，因此 Shumway 推論出離散型倖存模型其參數之估計與樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力，均較靜態模型有較佳之表現。

Shumway 在其實證研究中係將離散型倖存模型定義為多期 Logit 模型，然而，其所定義之多期 Logit 模型之概似函數忽略了樣本公司在 t_i 時仍存活之機率，因此本研究將其概似函數加以修正，進一步使修正後之離散型倖存模型之概似函數完全考慮所有取樣公司在 $t < t_i$ 及 $t = t_i$ 時之存活機率與發生財務危機之機率，故對修正後之離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析進行實證研究，採用二組解釋變數組合，分別係 Altman 變數組合及 Zmijewski 變數組合，以比較各模型對公司發生財務危機之預測能力，並研究在何種模型下，使用何種解釋變數組合可以得到公司發生財務危機之最佳預測效果。

實證結果顯示，公司年齡取自然對數後，其參數值之檢定結果在各模型中均不顯著，顯示出公司之存續期間與公司是否發生財務危機之關聯性很小，在 Altman 變數組合中，僅有 RE/TA 變數其參數值之檢定結果在四種模型中均係顯著，表示公司累積獲利之能力愈強，愈不易發生財務危機；至於在 Zmijewski 變數組合中，僅有 NI/TA 變數其參數值之檢定結果在四種模型中均係顯著，表示公司之總資產報酬率愈高，獲利能力愈強，愈不易發生財務危機。

在 Altman 與 Zmijewski 變數組合之解釋能力方面，給定樣本外型 II 誤差率，四種模型分別使用 Altman 變數組合比使用 Zmijewski 變數組合可得到較大之樣本外檢定力函數值，因而採用 Altman 變數組合作為解釋變數來進行公司發生財務危機之預測，其正確率會高於使用 Zmijewski 變數組合。

雖然理論上離散型倖存模型會比 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析有較佳之表現，然而實證結果卻與理論有些出入，但是若排除多變量區別分析，僅比較離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型，則結果係使用離散型倖存模型，再搭配 Altman 變數組合，其預測公司發生財務危機之準確率最高。

A Study of Financial Distress Prediction Models -The Case of Companies Listed on TSE

Student : Hsiao-Chin Wei

Advisors : Dr. Cheng-Few Lee
Dr. Jian-Rung Lin

Institute of Finance
National Chiao Tung University

ABSTRACT

For a long time many economists and accountants have been forecasting bankruptcy by single-period classification models, one set of independent variables for each firm, which Shumway (2001) refers to as static models, with multiple-period bankruptcy data. Shumway develops a discrete-time survival model that uses all available information to produce bankruptcy probability estimates for all firms at each point in time. By using all the available data, it avoids the selection biases inherent in static models. While static models produce biased and inconsistent bankruptcy probability estimates, the discrete-time survival model proposed here is consistent in general and unbiased in some cases. Shumway interprets it outperforms static models in out-of-sample forecasts.

Shumway estimates a multi-period logit models that can be interpreted as discrete-time survival model. A logit estimation program can be used to calculate maximum likelihood estimates. I modify the discrete-time survival model's likelihood function because it ignores the probability of surviving at time t . This idea completely considers the probability of failure at time t , surviving up to and at time t for all firms. I estimate discrete-time survival model, logit model, probit model, and multivariate discriminant analysis with two different sets of independent variables that incorporate Altman's (1968) 5 variables and Zmijewski's (1984) 3 variables, as well as Shumway's (2001) variable of the log of firm age.

I find that the log of firm age is not statistically significant in the all models. There appears to be little duration dependence in bankruptcy probability. According to the set of Altman's variables, the only statistically significant variable is RE/TA. While according to the set of Zmijewski's variables only NI/TA is excellent bankruptcy predictor. Both of them represent the higher the (cumulative) profitability the lower the financial distress.

Because all models use the set of Altman's variables can get larger power given the type II error rate out-of-sample, so the out-of-sample accuracy of the set of Altman's variables is higher than the set of Zmijewski's variables.

Although discrete-time survival model is preferable to static models theoretically, empirical result produces contradictory. If I exclude MDA, combining the discrete-time survival model with the set of Altman's variables, then I estimate it is quite accurate in out-of-sample test.

誌 謝

時光荏苒，來到交大的兩年轉眼間就這麼悠悠晃晃地過去了。戴上方帽那一刻，腦海中接連浮現的，是研一那段焚膏繼晷地討論報告、為了期末考和課本與咖啡一起看日出之歲月；以及研二時大家為了寫論文，同學間互相砥礪與扶持，都使我這兩年之研究所生涯，充實而感動。

在長達一年之論文研究過程中，最要感謝的是指導教授 李正福所長及 林建榮教授。尤其是 李正福所長，就像我研究所生涯裡之一盞明燈，以其浩瀚之學識涵養，不厭其煩地指引著我們學習及處事之方向，且在論文撰寫期間不辭辛勞地給予悉心指導與協助，使我從中獲益良多。師恩浩蕩，學生銘記於心。再者，亦要感謝清華大學計量財務金融系 楊屯山教授及政治大學會計系 張清福教授，於口試期間費心詳閱本文，給予許多建議與指導，使本論文之論述更加嚴謹與完備。另外，博士班瑞卿學姐在論文觀念及資料實證部分之不吝指導，以及同班同學曉芸、玫伶和衍龍在寫作上之討論，都是完成此份論文不可或缺之助力。

在即將踏出校園之際，更要感激的是在長達二十年之求學生涯中，一路支持我、陪伴我之家人，特別感謝含辛茹苦教養我之父母，家人的愛和支持，是我得以完成學業之最大力量。另外，也要感謝男友永哲所給予我的包容和溫暖，每當我在人生、學業或論文上遇到挫折時，總是鼓勵著我，給予我力量，讓我有勇氣闖過層層之關卡，因為有您們之陪伴與鼓勵，才有今日的我。僅將此篇論文，獻給我親愛之父母，以及所有關心我的朋友。

魏曉琴 謹識

於交大財務金融所

中華民國九十三年五月

目 錄

中文摘要	i
英文摘要	ii
誌謝	iii
目錄	iv
表目錄	vi
圖目錄	vii
一、	緒論	1
1.1	研究背景與動機	1
1.2	研究目的	2
1.3	研究架構	3
二、	財務預警統計模型暨文獻探討	5
2.1	單變量與多變量模型	5
2.1.1	單變量分析	5
2.1.2	多變量區別分析	6
2.2	迴歸分析模型	11
2.2.1	線性機率模型	11
2.2.2	定性選擇模型	11
2.3	迴覆分割演算	17
2.4	類神經網路	18
2.5	倖存分析	21
2.6	多變量累積總和模型	26
三、	研究方法	31
3.1	Logit 模型	32
3.2	Probit 模型	33
3.3	離散型倖存模型	34
3.4	多變量區別分析	38
3.5	最適分界點	43
3.6	驗證效度	45
四、	研究設計	47
4.1	財務危機之定義	47
4.1.1	國外研究對財務危機之定義	47
4.1.2	國內研究對財務危機之定義	50
4.1.3	我國法律規定	51
4.1.4	台灣經濟新報	52
4.2	研究樣本與資料來源	53
4.3	研究變數	57
4.3.1	因變數	57
4.3.2	解釋變數	57
五、	實證結果與分析	59
5.1	Altman 變數組合之預測結果與分析	59
5.2	Zmijewski 變數組合之預測結果與分析	67
5.3	Altman 變數組合與 Zmijewski 變數組合之比較	74

六、	結論與建議.....	76
6.1	結論.....	76
6.2	建議.....	79
參考文獻	80
附錄一	86



表目錄

表 1	財務預警模型之統計方法比較	28
表 2	取樣期間內財務危機公司之產業別家數分佈表	53
表 3	取樣期間內財務危機公司彙總表	54
表 4	取樣期間內正常公司之產業別家數分佈表	55
表 5	樣本外期間財務危機公司之產業別家數分佈表	55
表 6	樣本外期間財務危機公司彙總表	56
表 7	解釋變數之敘述統計	58
表 8	離散型倖存模型之參數估計值 (Altman 變數組合)	60
表 9	Logit 模型之參數估計值 (Altman 變數組合)	60
表 10	Probit 模型之參數估計值 (Altman 變數組合)	60
表 11	檢定多變量區別分析之假設條件 (Altman 變數組合)	61
表 12	多變量區別分析之參數估計值 (Altman 變數組合)	61
表 13	四種模型之參數估計值 (Altman 變數組合)	61
表 14	四種模型之最適分界點 (Altman 變數組合)	64
表 15	四種模型樣本外誤差率之比較 (Altman 變數組合)	65
表 16	四種模型之樣本外檢定力函數值 (Altman 變數組合)	66
表 17	離散型倖存模型之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)	67
表 18	Logit 模型之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)	67
表 19	Probit 模型之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)	68
表 20	檢定多變量區別分析之假設條件 (Zmijewski 變數組合)	68
表 21	多變量區別分析之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)	68
表 22	四種模型之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)	68
表 23	四種模型之最適分界點 (Zmijewski 變數組合)	71
表 24	四種模型樣本外誤差率之比較 (Zmijewski 變數組合)	71
表 25	四種模型之樣本外檢定力函數值 (Zmijewski 變數組合)	73

圖目錄

圖 1	研究流程.....	4
圖 2	兩群體線性區別函數規則圖.....	38
圖 3	離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之最適分界點 (Altman 變數組合).....	63
圖 4	多變量區別分析之最適分界點 (Altman 變數組合).....	64
圖 5	四種模型之檢定力曲線 (Altman 變數組合).....	65
圖 6	離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之最適分界點 (Zmijewski 變數組合).....	70
圖 7	多變量區別分析之最適分界點 (Zmijewski 變數組合).....	71
圖 8	四種模型之檢定力曲線 (Zmijewski 變數組合).....	72
圖 9	四種模型下 Altman 變數組合與 Zmijewski 變數組合之檢定力曲線.....	75



一、緒論

1.1 研究背景與動機

有鑑於 1997 年亞洲金融風暴及 2000 年網路科技泡沫化之後，世界各國陸續傳出地雷股之消息，企業紛紛發生財務危機而宣布倒閉，連帶地使各國之金融機構和世界各地之投資人遭受不同程度之波及，各國政府也付出相當嚴重之代價。例如美國財星五百大 (Fortune 500) 公司之第七大企業安隆公司 (Enron) 於 2001 年 12 月 2 日向美國聯邦破產法院聲請美國金融史上最為龐大之破產重整保護，成為美國有史以來最大之破產案，嚴重衝擊美國之資本及金融市場。如日中天之 Enron 忽然聲請破產，爆炸之威力相當驚人，造成全球之債權人、投資人及退休基金收益人損失慘重，無辜之員工也賠進了終生之退休金。Enron 事件對金融、社會、歷史、政治及經濟秩序所造成之輿論，其影響如同擁有二百二十三年歷史之美國霸菱商業銀行 (Barings PLC) 於 1995 年 2 月遽然宣佈倒閉所造成之衝擊相同，一個龐大企業體受創之深度與傾圮之速度，皆是令人難以想像。

就台灣而言，亦難以倖免，尤其過去幾年陸續有國產汽車、國揚實業、東隆五金、廣三集團、東帝士集團等企業從事非常規關係人交易之利益輸送、借殼上市護盤、掏空或挪用公司資產等手法間接引發財務問題，而九津實業更在民國九十二年三月六日因為資金一時調度不及，導致爆發巨額股票違約交割，金額逾新台幣廿億元。這些財務危機事件使得各家金融機構為求自保，對於企業之借款愈來愈小心謹慎，但在銀行緊縮銀根後，亦會導致企業資金週轉困難，落入財務危機之窘境。

由於發生財務危機之公司並非是一朝一夕所形成，在爆發財務危機之前均會顯露出一些癥兆，因此本研究期望能提供給金融機構作為授信業務時之輔助工具，加強風險管理之機制；另一方面提早讓管理當局及相關證券主管機關有所防範，能在事發前處理或預防公司發生財務危機，穩定金融之安定性，達到健全經濟體質之目標；最後亦希望能提供機構投資者或一般投資大眾從事投資組合之參考依據，亦即如何在企業發生財務危機之前，即時且正確地區分財務危機與營運正常之公司，避免踩到地雷股，以提高投資組合之報酬率。

1.2 研究目的

長久以來許多經濟及財務學家僅使用公司一期之觀察資料來預測公司發生財務危機之機率，例如 Altman (1968) 使用多變量區別分析 (multivariate discriminant analysis)、Ohlson (1980) 使用 Logit 模型及 Zmijewski (1984) 使用 Probit 模型等，Shumway (2001) 將這些模型稱為靜態模型 (static model)。有別於靜態模型，Shumway 提出一個離散型倖存模型 (discrete-time survival model)，該模型之優點在於納入了隨時間變化之解釋變數向量 (time-varying covariates)，能夠有效地使用公司所有之歷史資料來分析，因此可預測取樣公司在樣本期間內每一個時間點發生財務危機之機率。

Shumway 也指出離散型倖存模型之參數估計式具有一致性 (consistency) 及不偏性 (unbiasedness) 之性質，另外，離散型倖存模型並無靜態模型中所存在之樣本選擇偏誤 (sample selection biases) 之問題，亦即靜態模型忽略了營運正常之公司也有可能發生財務危機之狀況，且靜態模型之研究樣本僅納入具有完整資料之公司，但實際上許多公司無法具有完整之資料，所以 Shumway 推論出離散型倖存模型其參數之估計與樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力，均較靜態模型有較佳之表現。

由於離散型倖存模型中最感興趣之變數係公司年齡，因而採用 Shumway (2001) 所定義之公司年齡 (取對數) 作為解釋變數之一；再者，也以 Altman (1968) 與 Zmijewski (1984) 所採用之解釋變數作為財務比率變數之代表，因此本研究使用了兩組解釋變數，第一組解釋變數包含了 Altman (1968) 所採用之 5 項財務比率和 Shumway (2001) 之公司年齡變數 (取對數)，簡稱為 Altman 變數組合；第二組解釋變數則包含了 Zmijewski (1984) 所採用之 3 項財務比率和 Shumway 之公司年齡變數 (取對數)，簡稱為 Zmijewski 變數組合。

Shumway 在其實證研究中係將離散型倖存模型定義為多期 Logit 模型，然而，Shumway 所定義之多期 Logit 模型之概似函數忽略了樣本公司在 t_i 時仍存活之機率，因此本研究欲將其概似函數加以修正，進一步使修正後之離散型倖存模型之概似函數完全考慮所有取樣公司在 $t < t_i$ 及 $t = t_i$ 時之存活機率與發生財務危機之機率，故本研究對修正後之離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析進行實證研究，比較各模型對公司發生財務危機之預測能力，以及研究在何種模型下，使用何種解釋變數組合可以得到公司發生財務危機之最佳預測效果。

1.3 研究架構

本研究共分為六個章節，各章節之內容簡述如下：

第一章為緒論，本章說明研究主題形成原由與目的，並概述整體之輪廓。第二章列舉財務預警統計模型及其相關之文獻探討，在本章中，除了介紹本研究所使用之離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析之設計與涵意外，亦整理其他財務預警統計分析，並說明各模型之假設條件、優缺點及歷年實證結果。第三章為研究方法，本章首先分別介紹離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析之建構方法；其次決定公司發生財務危機之最適分界點，建立公司發生財務危機之預警模型；最後則探討如何衡量各模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力。

第四章為研究設計，本章包括財務危機之定義，乃針對國內、外學者、我國法律規定及國內研究機構四部分來說明，另外也描述研究樣本之選取標準、實證資料之搜集來源及因變數與解釋變數之定義。第五章為實證結果與分析，本研究使用兩組解釋變數組合，亦即在 Altman 變數組合與 Zmijewski 變數組合下，比較離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析對公司發生財務危機之預測能力，並且研究在何種模型下，使用何種解釋變數組合可以得到公司發生財務危機之最佳預測效果。第六章為結論與建議，本章先依據本研究之實證結果作出結論，其次則針對本研究不足之處對後續研究者提出相關之建議。

針對上述各章節之研究內容，經整理歸納後，本研究之研究流程如圖 1 所示。

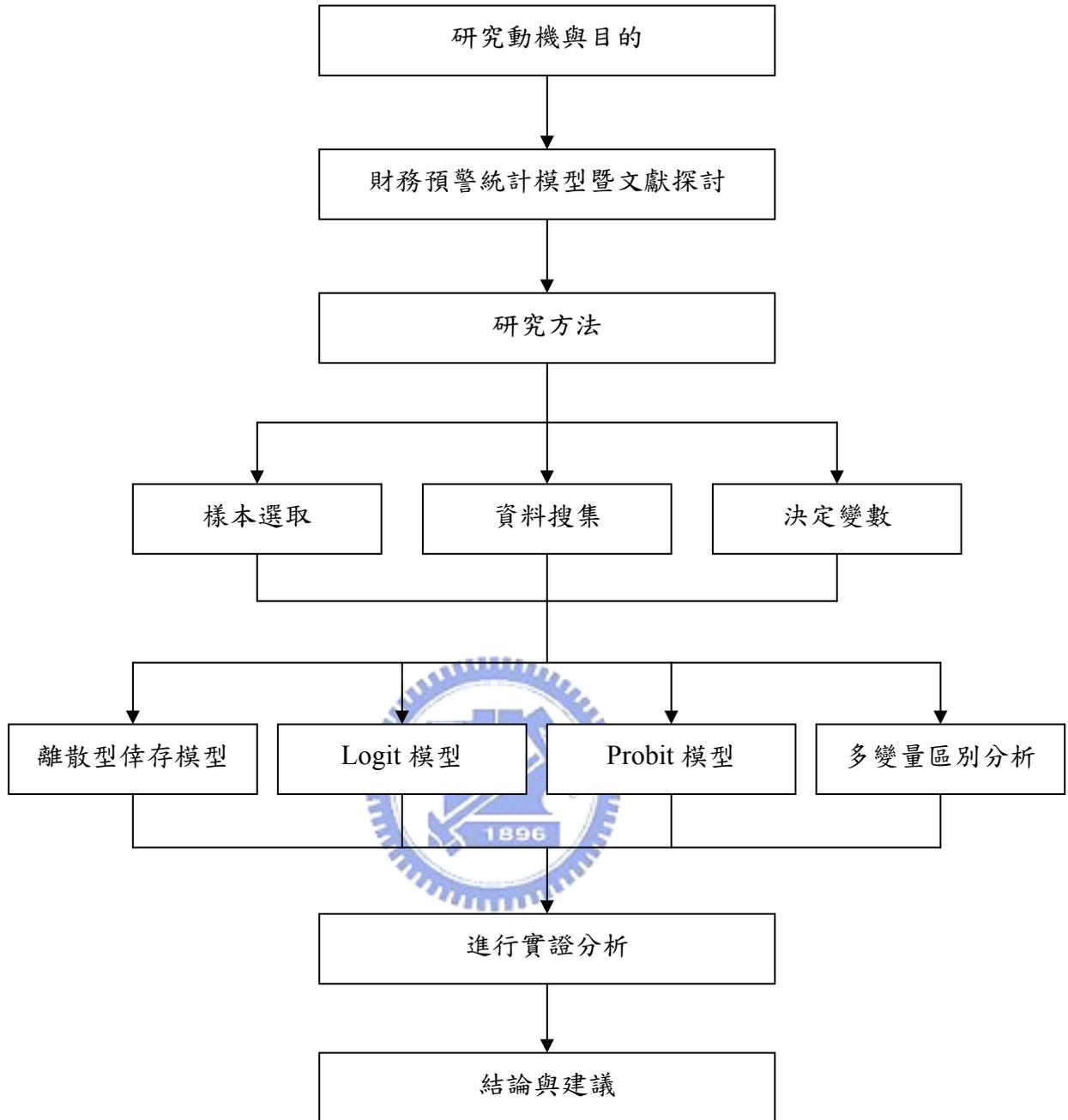


圖 1 研究流程

二、財務預警統計模型暨文獻探討

財務預警之研究可謂是不勝枚舉，引起財務金融方面之學者廣泛之探討，研究重點主要在於相關計量模型之開發與改進以及投入變數之決定兩大範疇。財務預警模型之變革亦隨著時代之演進而有陸續之發展，目前之研究除了大量使用各種多變量統計分析外，還引進了資訊管理、生物醫療等常用之計量技術來處理，使得預警模型更趨於複雜化與多樣化。在本章中，除了介紹本研究所使用之離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析之設計與涵意外，亦整理其他財務預警統計分析，並說明各模型之假設條件、優缺點及主要相關文獻。

2.1 單變量與多變量模型



2.1.1 單變量分析 (univariate analysis)

1932年文獻上第一個用來區別失敗與否之統計分析為單變量模型。單變量分析是以單一自變數來作為分析之指標。一般採用單變數分析之步驟如下：

1. 確定發生財務危機之企業。
2. 根據該企業找出相同產業、規模大小類似之正常企業作為配對樣本(matching sample)。
3. 搜集財務危機企業與正常企業之相關財務比率資料。
4. 利用二分類檢定法 (dichotomous classification test) 將財務比率資料依不同之年度按照大小次序排列，從中找出一個使分類誤差率最小之分割點，而分類誤差率最小之財務比率即為最佳之預測變數。
5. 利用最佳預測變數當做標準對樣本外期間進行預測。

雖然已有相關文獻使用單變量模型，但是興起財務預警風氣之學者首推 Beaver (1966)。Beaver 首先以二分類檢定及配對選樣發展出企業失敗預測模型，而成為單變量

分析方法之主流。Beaver 在其研究中隨機抽取1954至1964年間，共計79家營運狀況遭到失敗之公司，並在同業當中選取資產規模相近之正常公司進行1：1配對檢定，共計79家正常公司。研究中以企業失敗前5年之30項財務比率資料作為自變數，萃取出6項能顯著區分正常與失敗公司之財務比率，並以此作為預測之因子，分別是「現金流量/總負債」、「淨利/總資產」、「總負債/總資產」、「營運資金/總資產」、「流動資產/流動負債」與「信用期間」。最後則將不同年度，各組之財務比率按照大小排列，並應用無母數統計方法 Mann-Whitney-Wilcoxon 檢定法，找出使分類錯誤百分比最低之分界點。研究結果顯示，以「現金流量/總負債」所代表之融資決策最具有區別能力，其次為「淨利/總資產」。Beaver 認為，由於市場效率之不完全，因此最符合現實之模式最有效，也就是簡單模型可能比較好，其實證結果中財務危機發生前3至1年之預測能力分別為77%、79%及87%。

Beaver 之研究對於日後相關研究之影響有下列5點，分別為：1.界定失敗之定義。2.首創配對之抽樣方法。3.增加新的財務比率。4.利用驗證樣本來評估區別能力。5.以分類檢定法求取最佳之分類點。

單變量統計方法雖然簡易，且分析所求得之數值易於解釋，但是以單一因子作為失敗與否之判定卻飽受許多學者批評，一般普遍均認為企業發生失敗之原因，應該是多項因素在同一時間爆發所致，用單一財務比率難以表達整個公司之體質，且有可能某一財務比率單獨考慮時區別效果不顯著，但與其他財務比率一併考慮時卻發生極大解釋能力之現象；另外，單變量分析只考慮到變數之集中趨勢，並未考慮到其離散程度，故後續採用多變量分析方法來彌補單變量分析之弱點。

2.1.2 多變量區別分析 (multivariate discriminant analysis, 簡稱MDA)

多變量區別分析之目的係自兩群或多群樣本中，尋找出最能夠有效區分群體間差異之變數組合。在進行多變量區別分析之前，須先確認模型中之解釋變數資料符合多變量常態分配 (multivariate normality) 及各群體之共變數矩陣相等 (equality of covariance matrices) 之假設。分析步驟為，先找出解釋變數之線性組合，依據此線性區別函數做群體區分，使區分後之群體其群體間變異 (between-group dispersion) 相對於群體內變異

(within-group dispersion) 之比值為最大，接著再檢定各群體之重心是否有差異，進一步找出哪些解釋變數具有最佳之區別能力，最後則利用此線性區別函數求得所有樣本在區別軸上之分數，由各樣本之區別分數 (discriminant score)，將該樣本歸類到某一群體中。

MDA 之優點係同時考慮多項解釋變數，不僅在整體績效衡量上比單變量分析來得周詳，亦可瞭解哪些自變數最具區別能力。

Altman (1968) 是第一位將多變量區別分析應用於企業破產預測之學者，因而成為後續構建企業失敗預測模型之重要基礎。Altman 選取1946至1965年間按美國破產法第十章規定申請破產處分之33家製造業公司作為失敗樣本，並按產業別及公司規模隨機抽取33家於1966年仍然營運正常之公司作為配對樣本，選取22項財務比率後先以因素分析法 (factor analysis) 萃取出5個因素，分別為：1.流動性 (liquidity)。2.獲利能力 (probability)。3.槓桿 (leverage)。4.償債能力 (solvency)。5.活動能力 (activity)，再利用逐步 (stepwise) 區別分析，萃取出5項相互獨立且最具有共同預測能力之財務比率，將此5項財務比率建構一條類似迴歸方程式之區別函數，形成一區別分數，用以區分失敗企業與正常企業，此過程稱之為 Z-score 分析法，其 Z-score model 表示如下

$$Z = 1.2 X_1 + 1.4 X_2 + 3.3 X_3 + 0.6 X_4 + 0.999 X_5,$$

其中，Z：區別分數，

X_1 ：營運資金/資產總額 (working capital/total assets)，

X_2 ：保留盈餘/資產總額 (retained earnings/total assets)，

X_3 ：稅前息前盈餘/資產總額 (earnings before interest and taxes/total assets)，

X_4 ：股東權益(優先股及普通股)市值/總負債帳面價值 (market value equity/book value of total debt)，

X_5 ：銷貨收入/資產總額 (sales/total assets)。

根據二分類檢定法，以區別分數 $Z = 2.675$ 做為判斷企業體質良好與否之分界點 (cut-off point)，當 $Z > 2.675$ 則歸類為正常公司；反之， $Z \leq 2.675$ 則歸類為財務危機公司。對原始樣本區別能力之檢定結果發現，此模式對企業破產之預測在破產前1、2年具顯著性，正確區別率分別為94%與72%，然而隨著時間愈長，模型之預測準確性有逐漸下降之趨勢，前3年至前5年分別為48%、29%、36%，故 Altman 認為區別分析對企業失敗

之預測僅限於短期有效，超過2年以上則不適用。

Altman 另外選取樣本外25家破產公司用以驗證區別能力，結果顯示其正確區別率高達96%；但若是忽略公司資產大小，而改以2項標準（屬於製造業公司以及1958和1961年淨利出現赤字）重新選取出66家正常公司，則其正確區別率為79%。

Deakin (1972) 結合 Beaver 與 Altman 兩位學者之研究，建立二次式區別函數模型 (quadratic function)，藉以改善區別效果，其實證結果發現區別效果在前3年之正確率達80%，但是自第4年起則逐年下降，顯示其區別能力並不理想。

Blum (1974) 以1954至1968年為研究期間，選取115家發生財務危機公司，並依行業別、銷貨淨額、員工人數及會計年度另外選取115家正常公司作為配對樣本。與過去學者不同的是，Blum 視企業為流動性資產之貯水槽，認為當水槽容量變小、流入量減少、流出量增加或流出入之變異增加等均會使企業失敗之機率上升，因此 Blum 以現金流量 (cash flow) 為架構，用流動性、獲利性及變異性三類共12項解釋變數來建立模型，搜集危機發生前8年之財務資料。實證結果發現，以現金流入量/負債、淨值/負債及速動資產淨額/存貨具有顯著之解釋能力；該模型在財務危機發生前1年之正確區別率高達90%，前2年為80%，前3年至5年均為70%，比 Altman 模型下之正確區別率高，但超過5年以上其正確率則逐年下降。

Sinkey (1975) 以1972和1973年為研究期間，選取出110家問題銀行，其中，1972年選出90家、1973年選出20家；每家銀行再依市場所在、存款總額、聯邦準備之會員地位、營業單位數目等4項標準，選出110家健全銀行作為配對樣本，並以「現金+美國政府債券/資產」、「放款總額/資產」、「放款備抵呆帳損失/營業費用」、「放款總額/資本+準備項目」、「營業費用/營業收入」、「放款收入/收入總額」、「美國地方政府債券/收入總額」、「州及地方政府債券/收入總額」、「存款利息支出/收入總額」、「其他費用支出/收入總額」等10項財務比率作為研究變數。研究方法係利用 F 檢定、條件剔除、加權係數、逐步向前選取及逐步向後選取等五種方法，依邊際貢獻之多寡找出能區別問題銀行與健全銀行之財務比率。實證結果發現，問題銀行在流動性、資本適足性與收入來源三方面係低於健全銀行；然而，存放比重、放款品質和收入用途三方面則係高於健全銀行。

Altman, Haldeman, and Narayana (1977) 鑑於經濟條件隨著時間而改變，原有之 Z-score 模型已經無法解釋財務危機之現象，因此 Altman 等人改用二次式函數之 MDA 對原有 Z-score 模型加以擴充修改。研究樣本為1962至1975年共計53家製造業及零售業之破產公司，其中包含了5家非自願性破產（政府援助、重整及銀行接管），並與58家正常公司進行配對檢定，納入了6項重要之會計調整項目後，以27項財務比率作為解釋變數，其中有形資產及利息保障倍數以對數之型態表示，以符合常態分配之特性，再以因素分析法萃取出7項顯著之變數，分別為「稅前息前盈餘/總資產」、「總資產額」、「稅前息前盈餘/利息費用」、「保留盈餘/總資產」、「流動比率」、「權益市價/總資本帳面價值」及過去十年「稅前息前盈餘/總資產」之穩定性，此模型即為知名之「ZETA 模型」。實證結果發現，ZETA 模型在失敗前1年之預測能力高達96%，而失敗前5年亦有70%之準確性。

國內研究方面，陳肇榮（民國七十二年）係以民國六十七至七十一年間發生財務危機之48家企業，以及依行業別及公司規模配對之48家正常公司作為研究樣本，將全體樣本劃分為三組：第一組為原始樣本，係民國六十七至六十九年間發生財務危機及其對應之正常企業共計40家，用以建立區別模式；第二組為保留樣本，仍為上述期間但不同於原始樣本另外選取20家企業，用以檢定區別能力；第三組為後期樣本，係民國七十至七十一年間發生財務危機及其對應之正常企業共計36家，用以驗證預測能力。其模型先利用主成份法 (principal component method) 對32種財務比率進行因素分析，萃取出9個因素後，再分別依單變量及多變量區別模型建構台灣中、大型企業之財務危機預警模型。在單變量模型中，以營運資金淨額占總資產比率最具有預測能力；而在多變量區別模型中，則以速動比率、營運資金占總資產比率、固定資產佔淨值比率、應收帳款收帳天數及現金流入量占現金流出量比率等5項財務比率具有較佳之預測效果。研究結果顯示，企業之財務屬性確實能有效建立台灣中大型企業財務危機之區別模型；在單變量與多變量模型之比較中，兩者之預測能力並無顯著地差異。

路奎琛（民國七十八年）選取民國七十一至七十四年間，失敗與正常公司共21對42家公司作為研究樣本，解釋變數則選取7項財務比率及3項現金流量比率（營運活動現金流量淨額/總資產、營運活動現金流量淨額/總負債、營運活動現金流量淨額/流動負債），分別建構企業失敗之單變量與多變量區別模型。實證結果顯示，在單變量分析中，營運

活動現金流量淨額比率可單獨作為一項預測指標，區別正確率在失敗前1年為66.7%、前2年為72.3%、前3年為77.8%；在多變量區別分析中，由於加入營運活動現金流量淨額比率於模型中並無法增加其區別能力，故其並不具邊際預測效果。

王俊傑（民國八十九年）選取民國八十七至八十八年間本業經營不善、過度財務擴張與人謀不臧之企業，共有20家財務危機公司。嘗試以12季之傳統財務比率及現金流量財務比率共31項作為解釋變數，取代過去以年為期間、傳統財務比率當作解釋變數之作法。其解釋變數可區別為八大類：財務結構、償債能力、經營能力、獲利能力、現金流量槓桿、利潤品質能力、現金流量結構及資產運用現金流量比率等。該研究採用1:1配對方式，依據公司規模、產業性質及業務內容選取正常公司。分析步驟為，先將上述之31項解釋變數經由因素分析簡化為10個因素，然後再利用逐步區別分析，以瞭解各個因素對於總預測結果之重要性排序，最後以區別分析之正確率作為驗證此模型之預測能力。

實證結果如下：1.根據逐步區別分析，最重要之前3項因素分別為安全力、現金安全邊際及收益率指標因素。2.以現金流量指標為核心所代表之現金安全邊際及營業現金效率因素對於區別能力之解釋較強，且超越許多傳統比率之區別能力。3.二次式區別函數之正確區別率分別為84%，73%，70%，高於一次式之75%，70%，74%。4.前3季之正確區別率分別為80%，83%，88%，正確區別率並未隨著財務危機發生之季節到來而隨之上升。5.根據前3年之總正確區別率，家具、五金、電子及食品等行業之型 I 誤差率皆超過20%，代表投資人與債權人運用此模型進行預測須特別注意可能之損失。6.就管理層面而言，正確區別率皆無法達到100%，因此管理當局仍須借重內部之量化與非量化資訊，以達成控制與規劃之目的。

隨著眾多學者之研究顯示，現實事件中財務資料大多不符合 MDA 之假設，MDA 也有許多缺點，如對虛擬變數無法有效地處理、模型所得之結果為分數，除了表明全部樣本之排列順序外其本身不具意義、模型設立只適用線性模型，無法處理非線性情況，以及樣本選擇偏差對模式之分類能力有很大之影響等。雖然 MDA 有如上之缺點，但是卻提供了一個簡易分類失敗與否之方法，可作為後續研究一個重要之基石。

2.2 迴歸分析模型

2.2.1 線性機率模型 (linear probability model, 簡稱LPM)

最早之迴歸模型為線性機率模型。因為模型使用之因變數為離散型 (discrete) 之虛擬變數 (dummy variable)，假設因變數為 1 (事件發生) 和 0 (事件不發生)。由於因變數係二項分配性質，因此其誤差項亦會是二項分配性質，與古典迴歸之常態假設不同，所以無法利用普通最小平方法 (ordinary least squares method, 簡稱 OLS) 來處理，而必須採用一般化最小平方法 (general least squares method, 簡稱 GLS) 求得參數估計量。

由於 LPM 使用上亦相當簡易，早期有許多文獻以此模型來分析財務預警。Mayer and Pifer (1970) 首先將 LPM 運用於銀行倒閉預測，以 39 家倒閉銀行為樣本，同時選取同一地區、設立年數相近之正常營運銀行作為比較。結果顯示，可以成功預測到失敗前 2 年之倒閉事件，其正確區別率達 80%。

線性機率模型之優點為：1. 可解決區別分析中解釋變數非常態之問題。2. 模型使用簡單，解釋變數不須標準化亦不須透過機率分配轉換，即可求得事件發生之機率值。但最大之缺點為得到之機率值往往會落在 (0,1) 之外，不符合機率假設之前題，有學者認為這是模型設定之問題，為了使所有觀察值出現之機率值均落在 (0,1) 之間，改用累積機率函數 (cumulative probability function) 來取代線性機率函數。

2.2.2 定性選擇模型 (models of qualitative choice)

定性選擇模型主要適用於迴歸模型之因變數為非連續性，且可能具兩種或兩種以上之定性選擇，例如：判定企業係正常企業或危機企業以及銀行係問題銀行或非問題銀行之二元選擇 (binary choice)。

依據假設之不同，定性選擇模型可分為 Logit、Probit 及 Probabilistic 三種模型，適用於非線性情況，三者均係屬質分析方法，其因變數均為離散型型態，即因變數為 1 (事件發生) 或 0 (事件不發生)。

Probit 模型係假設事件發生之機率符合標準常態分配，Logit 模型係假設事件發生

之機率符合 Logistic 分配，Probabilistic 模型則係使用 Cauchy 累積分配函數，其中，以 Logit 與 Probit 模型最常被使用，此兩種模型之優點係其非線性機率累積函數型式可以解決線性機率模型中機率值落在 (0,1) 以外之問題，使得求出之機率值易於解釋，且符合機率假設之前題；再者，於統計處理之過程中係將事件是否會發生之模型轉換成以機率之形式表示，並進一步求出事件發生之機率，不像多變量區別分析係直接判斷事件是否會發生；最後，兩種模型之解釋變數不須像多變量區別分析須符合常態分配之假設，其模型之參數估計係採用最大概似估計法 (maximum likelihood estimation method, 簡稱MLE)，所以可以處理非常態性之資料分類。在實證上，由於 Logit 模型其資料處理較容易、成本較低，故大多數之學者採用 Logit 模型來建立財務危機預警模型。

Ohlson (1980) 是第一位運用 Logit 模型發展企業財務危機預測模式。認為在一般線性迴歸或區別分析係假設誤差項需符合常態分配，而 Logit model 之優點在於不論自變數或母體為離散、連續或混合均可分析，並且當自變數母體為未知或非常態時，使用 Logit model 處理區別問題較為可靠。

Ohlson 以1970至1976年間在 NYSE 或 AMEX 上市及上櫃 (over-the-counter) 之製造業為研究樣本，選擇105家破產公司，並以隨機取樣之方式，選取出2,058家正常公司作為配對樣本，另選取9項財務比率，分別是公司規模 (總資產除以 GNP 價格指數後之值再取對數)、負債比率、營運資金比率、流動比率倒數、破產虛擬變數值 (總負債大於總資產設定為1，否則為0)、資產報酬率、損益虛擬變數值 (最後2年虧損設定為1，否則為0) 及純益變動率等。Ohlson 建立3個模型加以分析，模型1：預測1年內會破產。模型2：預測2年內會破產。模型3：預測1年或2年內會破產。實證結果發現，模型1之預測能力較佳，且所有係數之符號皆與預期假設相同，除了營運資金比率、流動比率倒數、損益虛擬變數值不具統計上之顯著性外，其餘變數均具統計上之顯著性，尤其以公司規模為最重要之變數；另一方面，若以0.5為分界點，則模型1至模型3之正確區別率分別為96.12%、95.55% 和92.84%。

Zmijewski (1984) 係最早利用 Probit 模型來建構財務危機預警模型，選取1972至1978年間76家破產公司以及3,880家正常公司進行分析，分別使用未加權 Probit 模型、加權最大概似法 Probit 模型及雙變量 Probit 模型。Zmijewski 認為財務危機研究大多會產生兩個問題：1.選擇性基礎偏誤 (choice-based biases)：大多數之研究均抽取相同數

目之正常公司與失敗公司，但實際上，失敗公司只占少數，其結果將使失敗公司之正確區別率高估，唯有樣本比率越接近母體中失敗公司所占之比例時，此偏誤才會縮小。2. 樣本選擇偏誤 (sample selection biases)：具有完整資料才能納入樣本中，但實際上有許多企業無法具有完整之資料，因此所採用之樣本較難代表母體。Zmijewski 解釋上述兩種偏差所造成之結果，強調非隨機抽樣方法所造成之偏誤，對於模型整體之區別 (overall classification) 與預測能力並無顯著地改變，在統計之推論上，其解釋也與隨機抽樣並無不同，差別在於對個別群體之分類與預測會有顯著地影響，而在考慮成本效益後，非隨機抽樣仍然有其存在之價值。

Genetry, Newbold and Whitford (1985) 選取1970至1980年間33家破產公司，另外依規模及產業別選出33家正常公司作為配對樣本，以8項淨資金流量所組成之因素建立模型 (2項資金來源：來自營業之資金、融資；6項資金用途：營運資金、固定費用支出、資本支出、股息、其他資產負債流量及現金與有價證券之變動，其中營運資金、現金與有價證券之變動可能為流入或流出)，再將每個資金流量成分除以淨資金流量總額，決定出個別變數對淨資金流量總額所貢獻之百分比，並對相關變數進行統計檢定，統計方法有 MDA、Probit 模型及 Logit 模型。檢定結果為資金流量變數對公司失敗預測之能力以 Logit 模型為最佳，其分類正確率界於77%至83%之間；而在所有解釋變數中，以股息最為顯著，合理之解釋應是當公司資金流量趨於短缺時，會減少股息發放，隱含著股利發放愈少，則公司失敗之機率愈大。

Platt and Platt (1990) 認為公司財務比率之資料會隨時間經過而產生不穩定之情形，不穩定之情形是由經濟循環、企業生命週期、通貨膨脹與利率水準等因素所造成。這些不穩定之情形會導致估計期間和預測期間不同之分類結果。此外，作者也認為在進行財務危機之研究時，從不同產業中所抽出之樣本會由於產業間產品之生命週期、競爭結構、生產因素與行銷方式之不同而造成各產業間財務比率有很大之差異，因此採用 Logit 模型，試圖以產業相對財務比率來降低財務比率之不穩定性。研究結果顯示，採用原始財務比率之模型，其對失敗企業分類之正確區別率為78%；採用產業相對財務比率，正確區別率達90%，預測能力比前者較佳。

Hwang, Lee and Liaw (1997) 利用 Logit 模型，對1985到1988年間美國 FDIC

(Federal Deposit Insurance Corporation) annual income and call report 上之銀行進行預測倒閉模型研究，選取48項財務比率以 Logit 逐步迴歸進行分析，萃取出18項顯著之財務變數指標，再以全部之財務變數與逐步迴歸後所得之18項財務變數進行比較；同時，也以本期之實證模型，對下一期進行倒閉預測之研究，並說明若 FDIC 已知銀行之清算成本，則可依據倒閉預測模型計算出公平之存款保險費率。

Kane, Patricia and Richardson (1998) 主要探討經濟不景氣對公司失敗預警模型預測能力之影響，樣本取自1968至1990年，選取128家符合失敗企業定義且有完整資料之公司，並以隨機之方式選取2,000家非失敗公司。該研究以經濟不景氣為解釋變數建立3個模型，並以 Logit 分析法來比較是否加入不景氣之解釋變數能提高預測之正確率。實證結果顯示，加入了不景氣之解釋變數確實能提高預測之正確率；再者，該研究提出在經濟衰退階段，淨利/總資產及現金/總資產兩項解釋變數在失敗預測模型中相當顯著。

國內研究方面，陳明賢 (民國七十五年) 為國內最先將 Logit 與 Probit 模型應用於企業失敗預測。財務危機公司之樣本選自民國七十三至七十四年間，11家發生全額交割之上市公司，並以 Altman 等學者所提之配對方法，選擇：1.相同產業 (甚至相同的產品市場、相同的銷貨額)。2.相同規模大小 (固定資產及員工人數)。3.設立公司年數相同，方能成為配對標準，因此共選取19家相對應之正常企業。在解釋變數方面，依照 Foster (1978) 之分類，選取5大類共計22項財務比率，搜集樣本公司民國六十八至七十二年之財務報表資料，利用 VISICALC 套裝軟體計算財務比率，再利用 Beaver, Gupta 所提倡之二分類區分法，即以型 I 加型 II 錯誤率最小為目標，觀察單變數之區別效果，最後選擇區別能力最佳之9項變數進入第二階段之多變量分析。

在多變量分析中，利用七十二年之財務資料，採取逐步之方式，將各變數陸續代入 Probit 和 Logit 模型，在係數之 t 值檢定以及模型之概似比 (likelihood ratio) 檢定雙重選擇標準下，發現有3項變數符合標準，分別是流動比率(取對數)、營運資金對總負債之相對強度及固定資產對淨值比率(取對數)。求出適合之模型後，選擇讓模型中歸類錯誤率總和最低之一點，令其為模式歸類之分界點，另外再將民國六十八至七十一年 (危機前2年至前5年) 之資料分別代入 Probit 和 Logit 模型中，求取各年度之預測能力。實證結果發現，不論是 Probit 或 Logit 模型，前5年之正確區別率皆在80%以上，兩者分析方法無顯著差異。

潘玉葉 (民國七十九年) 首先針對台灣之財務比率進行常態性檢定，發現並不符合常態分配，故並不適合以區別分析作為模型建立之方法，因此改用 Logit 模型分析，以全額交割日期發生在民國七十一至七十六年間之18家股票上市企業為財務危機公司，並以產品性質及股本相近之32家企業為正常公司配對樣本，搜集財務危機前5年之資料，選取20項財務比率作為解釋變數。先用因素分析法逐年萃取因素負荷量 (factor loading) 較大之財務因素，並以各年度之財務共同因素逐年建構財務危機預警模式。實證結果發現：1.相較於健全公司，危機企業具有低變現性、高財務槓桿及低獲利性之特性。2.危機前5年中，最後2年以財務槓桿因素最具解釋能力，前3年則以獲利因素之解釋效果為最佳。3.危機前5年之正確區別率分別為80%、76%、76%、56.25%、72.72%。此外，作者認為危機發生前4年正確率偏低之原因，在於總體經濟變動之影響，因此若考慮了總體經濟因素或許會增加模型之穩定性。

儲蕙文 (民國八十五年) 以民國七十四至七十五年間被列為全額交割股之公司視為財務危機公司，捨棄1:1配對方式，採用隨機抽樣之方式，以近似母體財務困難及正常公司分佈之比率抽取樣本，並且將樣本分為原始樣本和期後樣本兩類。採用 Altman 分類財務變數之方式，搜集財務危機前4年之資料，並將22項財務變數減少為18項，以因素分析、區別分析和 Logit 模型進行實證研究，實證結果顯示：1.企業失敗為一階段性過程。2.失敗過程可以用財務比率有效地解釋，且每一階段具重大顯著性之財務因素都不盡相同。3.針對發生財務困難前4個年度以因素分析法萃取出主要之財務因素，其中因素負荷量較大者為股東權益報酬率、流動資產百分比、負債比率、應收帳款週轉率、銷貨成長率、收益率、總資產報酬率等。4.就企業失敗過程而言，在財務困難前3、4年，大部分之公司可從負債比率之惡化看出端倪，而在財務困難前1、2年，總資產報酬率明顯地下降。5.以期後樣本對區別函數之穩定性進行驗證，結果顯示該模式之預測能力在失敗前3個年度均達82%以上。

林宓穎 (民國九十一年) 針對民國八十八年至民國九十一年一月間，國內非金融業發生財務危機之上市公司共計32家，以1:2之比率配對同一年度、同一產業且資產規模相近之正常公司共計60家，採用股票變更交易方式為全額交割股或未經變更交易方式逕行終止上市作為財務危機發生之時點，而以「盈餘管理」 (earning management)、「公司資本結構」 (capital structure)、「風險控制」 (risk control) 三方面之觀點來建構財

務危機發生當季與發生前11季之財務危機預警模式。實證模型為二元 Logit 迴歸模型，經模型驗證得知，模型整體對於是否發生財務危機之預測正確率介於73%至82%之間，顯示該研究所建立之財務危機預警模式尚足以區別正常公司與財務危機公司。若分別探討上述三方面之觀點，依據實證之結果，「盈餘管理：若企業進行過度盈餘管理，則易產生財務危機，其中依我國上市公司特性應收帳款與存貨可能係盈餘管理中最主要項目。」及「公司資本結構：公司應使用長期資金來源支應長期資產，短期資金來源支應流動資產」對於判斷是否為財務危機公司之預測並不顯著，不過「風險控制：風險越高之公司，越易成為財務危機公司」對於判斷是否為財務危機公司之預測呈現顯著之關係，而且實證結果也顯示，負債比率與發生財務危機之可能性呈現顯著之正向關係；公司整體之資產規模與發生財務危機之可能性呈現顯著之負向關係；董監事持股質押比例 (the rate of trustees' mortgaging shares) 與發生財務危機之可能性呈現顯著之正向關係。

許伯彥 (民國九十二年) 係以公司財務、營運及公司治理 (corporate governance) 變數建立模型，探討公司財務因素、公司治理因素與財務報表舞弊之關係。以民國八十四年至九十年間，因為1.重大錯誤依證期會要求公司重編財務報表；2.簽證會計師因簽證不實受懲戒或控訴；3.公司負責人或經理人因財報不實受控訴等因素作為選取財務危機公司之標準，共選取41家公司，再依產業別分為鋼鐵、食品、電子、機電及營建業，另選取與財務危機公司同一年度、行業別相同及發生財務報表舞弊前1年度其資產總額最接近之同類公司作為對照樣本，採1家問題公司配對5家正常公司，故共選取了201家正常公司，運用財務報表舞弊前1年或前2年公司財務、營運及公司治理變數進行 Logit 分析，並提出了7種假說推論。實證結果顯示，7種模型分析中以資產報酬率、負債比率、來自營運之現金對銷貨比率及董監事持股質押比率等變數與財務報表舞弊有顯著關聯；當模型中無來自營運之現金對銷貨比率變數時，以董監事持股質押比率與財務報表舞弊有較顯著關聯，若加入來自營運之現金對銷貨比率變數時，則上述顯著變數將產生變化，除了來自營運之現金對銷貨比率變數本身具顯著關聯外，亦促使資產報酬率具顯著關聯，但董監事持股質押比率則為不顯著之變數。

由於 Logit 和 Probit 兩種模型必須經過轉換方能求得機率值，所以兩者之計算程序較為複雜，且模型中分界點之決定往往會影響模型之預測能力，因此為其主要之缺點。

2.3 迴覆分割演算 (recursive partitioning algorithm, 簡稱 RPA)

迴覆分割演算係一種非參數之分類技術，其所使用之分類法則係對解釋變數作二分類分割，所以為一種無母數分析方法，因此無解釋變數分配假設之限制，其模型主要之目的係使整體錯誤分類之成本降至最低。

PRA 之區別過程類似向前逐步迴歸之變數選取方式，其流程圖近似於決策樹 (decision tree) 之形狀，在每一個決策節點 (node) 上，PRA 選擇一解釋變數，同時定義一個分割值 (critical value) (相當於單變量區法過程)，將每一個到達此節點之次樣本 (sub-sample) 分割成二個較小之樣本，亦即形成二個分枝 (branches) (相當於多變量區法過程)，所以 PRA 相當於結合了單變量與多變量區別法。在每一個步驟上，RPA 選擇之解釋變數係依據最能減少分類行為所產生之期望歸類錯誤成本，並將其分割，此一過程不斷地重覆，直到期望歸類錯誤成本無法減少為止。

Frydman, Altman, and Kao (1985) 以 1971 至 1981 年間隨機抽取 58 家財務危機公司與 142 家正常公司，利用 RPA 法來分析，實證結果顯示其正確區別率達 85% 至 94% 之間。

此模型對使用者而言頗具方便性，然而缺點係分類工作繁複、分割點建立不易、模型穩定性和統計特性未健全及不同公司或不同產業間之相對績效表現無法用此模型來加以評估，因此實用性上成效並不佳。

2.4 類神經網路 (artificial neural networks, 簡稱 ANN)

Logit 或 Probit 模型中分界點之決定，往往會影響模式之預測能力，而且需要對變數做先驗假設，故有學者提出類神經網路模型來解決此問題；另一方面，隨著電腦運算能力之增強，財務預警系統開始引入了人工智慧 (artificial intelligence) 之概念，此技術源於意圖模擬人類之腦部在圖形與語音辨識方面之強大能力，開發出以「類神經」計算原理為基礎之處理模式。

類神經網路是一種電腦資訊處理技術，其基本架構可分為「輸入層 (input layer)」、「隱藏層 (hidden layer)」和「輸出層 (output layer)」，每一層均包含若干處理單元之「節點」。輸入層之節點負責外在資訊之接收，隱藏層之節點則是將接收之訊息予以處理，並轉化結果至輸出層，而輸出層之節點負責將最終結果之判定輸出，其資料之重要程度可用「權值」大小來表示。

類神經網路模型眾多，其中運用最廣的是倒傳遞網路 (back-propagation networks)，其屬於監督式學習 (supervised learning) 之類神經網路，在學習時會將錯誤之訊號反饋回來，用以修正神經元連結之權值。應用在財務預警系統領域中，即以輸入、輸出所組成之資料，經過訓練和學習加以模式化來建立系統模型 (即輸入與輸出之關係)，然後藉此推估、預測與診斷企業之經營狀況。由於類神經網路不需符合多變量區別分析之諸多假設，係一種「資料訓練」之過程，又能處理非量化之變數，其優點為適應性強、具有高容記憶能力、學習能力、平行運算能力、歸納能力及擁有容錯能力等特性，故愈來愈多之學者以類神經網路建立財務危機預警模型。

Odom and Sharda (1990) 比較類神經網路和多變量區別分析模型之不同，選取1975至1982年間65家財務危機公司並與64家正常公司進行配對，將樣本劃分為訓練樣本和保留樣本，並以 Altman (1968) 所提出之 Z-score 分析中之5項財務比率，擷取公司財務危機前1年之資料來建立類神經網路與多變量區別分析兩個預警模型。實證結果顯示，在訓練樣本中，多變量區別分析和類神經網路模型之正確區別率分別為84.86%和100%；而保留樣本之驗證方面，其正確區別率分別為81.18%和74.28%，整體而言，類神經網路在企業財務危機之預測上，較區別分析模式佳。

Tam and Kiang (1992) 首次利用類神經網路、多變量區別分析、Logit 模型、決策樹等多種分析方法來建構財務預警模式，研究樣本為1985至1987年共59家危機銀行，並採取1:1之配對方式，產生59家正常銀行，另選用19項財務指標，以財務危機前2年之資料建立預警模型。實證結果發現，財務危機前1年以類神經網路之正確區別率為最高，達到85.2%，而失敗前2年之正確區別率則以 Logit 模型為最高。

Coats and Fant (1993) 採用 Altman (1968) 所提出之 Z-score 分析中之5項財務比率作為研究變數，研究範圍係1970至1989年間自 Standard & Poor's Compustat 之財務資料隨機抽取94家財務危機公司及188家正常公司作為研究樣本，分別以多變量區別分析及類神經網路 (瀑布關聯網路) 建立財務危機預警模型，並比較兩個模型之預測能力。實證結果顯示，類神經網路模型之預測能力較佳，對危機公司之正確區別率達91%，對正常公司之正確區別率達96%；而多變量區別分析對危機公司之正確區別率為72%，對正常公司之正確區別率為89%。

Zhang, G., et al. (1999) 利用類神經網路及 Logit 模型建立企業破產預測模型，並透過5種不同組合樣本交叉驗證分析法 (cross-validation analysis) 來比較兩模型之優劣。實證中以1980至1991年間美國製造業110家破產公司配對220家健全公司作為研究對象，採用6項財務比率建立模型。研究結果顯示，類神經網路模型之正確區別率為88.18%，高於 Logit 模型78.64%之正確區別率。

國內研究方面，郭瓊宜 (民國八十三年) 是第一篇以類神經網路建立財務危機預警模型之研究，研究範圍是民國七十至八十二年間列為全額交割股之23家上市公司，並選取相同產業、規模相近之44家正常公司與之配對，另外依財務結構、經營效能、獲利能力、變現性、與成長性等5大財務構面擷取出20項財務比率作為研究之解釋變數。分析步驟係先以因素分析法萃取出具有代表性之財務比率作為類神經網路之輸入變數，再運用模擬、比較之方式決定最佳模型，最後則以保留樣本驗證模型之預測能力；另一方面，也利用上述之資料建立 Logit 模型，作為與類神經網路模型對照比較之用。研究結果發現，在類神經網路中，以財務危機發生前2年之正確區別率最高，原始樣本達高98.08%，且型 I 誤差率係零，保留樣本也有89.44%之正確率；而在 Logit 模型中，則以危機發生前1年之模型最好，原始樣本之正確區別率為83.5%，保留樣本為74.51%，但 Logit 模

型之型 I 誤差率偏高，值得注意。總體而言，類神經網路在區別正常與危機公司方面之表現，大多優於 Logit 模型。

卓怡如 (民國八十四年) 以民國六十六至八十三年間27家上市危機公司配對60家正常公司及27家未上市危機公司配對58家未上市正常公司作為研究對象，該研究採用財務比率、產業相對比率、財務比率變動及產業相對財務比率變動四類財務變數，分別建立 Logit 模型與倒傳遞類神經網路。研究結果顯示，在原始樣本方面，類神經網路之正確區別率高達95%以上，較 Logit 模型所得到之80%正確區別率來得高；而保留樣本方面，兩模型之正確區別率差不多，總括來說，類神經網路為較佳之預警模型，而在四類變數中，係以產業相對財務比率之正確區別率為最佳。

池千駒 (民國八十八年) 研究範圍係民國七十至八十七年十二月底被證交所列為全額交割股或下市或主動向財政部申請暫停交易之44家上市公司，將樣本分為兩類進行實證研究，第一類樣本組以列為全額交割股和暫停交易之公司作為財務困難公司，共計40家；第二類樣本組僅以列為全額交割股之公司作為財務困難公司，共計30家。配對樣本方面，以資產規模、產業別相似之正常公司與之配對。該研究將解釋變數分為4類：1.財務比率。2.財務比率趨勢。3.非財務變數。4.總體經濟變數。其中，財務比率趨勢乃係針對財務困難發生前5年之財務比率，以年度為 x 軸，財務比率為 y 軸，利用 OLS 計算斜率來衡量其趨勢。所使用之方法學為 Logit 模型及倒傳遞類神經網路，實證結果發現：1.將 OLS 所計算之財務比率趨勢納入 Logit 模型中，可增加模型之正確區別率。2.非財務變數中會計師之變動，能增加模型之正確區別率，亦即非財務變數係公司發生財務困難之徵兆。3.由於財務困難公司與正常公司之樣本比例為1：1，因此總體經濟變數無法在模型中看出其解釋能力，若想要顯示出總體經濟之影響，則可能要設計其他樣本配對方式。4.倒傳遞類神經網路之區別正確率優於 Logit 模型。

雖然類神經網路無須任何機率分配假設，也擁有適應性強、具有學習能力、平行運算能力、歸納能力、容錯能力及高容記憶能力等特性，並可作多層等級判斷問題等優點，但是由於較缺乏嚴謹之統計理論基礎，且在樣本數不多之情況下，必須減少輸入向量數目來簡化網路複雜度，另外也可能會產生模型不易收斂之問題，故此方法學仍有待改善之處。

2.5 倖存分析 (survival analysis)

隨著統計方法之進步，財務預警模型不斷之改善，區別能力已大幅提高，然而既有之預測模型大多把研究焦點放在失敗與正常企業之正確區別率，所提供之資訊都僅限於「診斷」失敗之發生，對於正常企業轉變為失敗企業之時點，皆無法做預測，故參考 Cox (1972) 提出之「存續時間」(duration) 觀念，以此概念所發展之模型即為倖存分析。

倖存分析模型在過去一直被廣泛地應用在生物醫療之研究上，近幾年來才開始引入到金融管理領域。主要係分析當生存資料受其他變數影響下之存活函數 (survival function) 及危險函數 (hazard function)。根據 Cox 之方法，可以藉由觀察樣本之存續時間來預估個體之危險比率 (hazard rate) 與進行存續時間之預測，增強了模型所提供之資訊價值，故倖存分析又可稱之為「危險模型」(hazard model) 或「Cox 模型」。

倖存分析模型可分為無參數模型 (nonparametric model)、半參數模型 (semiparametric model) 及參數模型 (parametric model) 等三大類別，在應用方面，二種模型較為普遍，其一為「加速失敗時間模型」(accelerated failure time model)，係強調停留狀態下之時間與存活函數之關係；其二為「比率危險模型」(proportional hazard model, 簡稱PHM)，係強調個體間之危險函數係呈現比率關係。倖存分析之優點為該模型納入了隨時間變化之解釋變數向量，能夠有效地使用公司所有之歷史資料來分析，所以可預測取樣公司在樣本期間內每一個時間點發生財務危機之機率；再者，倖存分析模型之參數估計式具有一致性及不偏性之性質，因而可得到較佳之統計推論；最後，該模型避免了其他財務預警模型中普遍存在之樣本選擇偏誤之問題，因此所採用之樣本近似於母體。

Lane, Looney, and Wansley (1986) 係第一篇將生物醫學界常用之 Cox 比例危機模型應用於財務金融之領域，其研究目的係應用 Cox 模型進行金融機構倒閉之預測，樣本之研究期間為 1979 至 1983 年，選取 130 家失敗銀行並以 334 家正常營運銀行作為配對樣本，利用 21 項財務比率進行分析，建立金融機構倒閉預警模型，並將 Cox 比例危險模型與區別分析模型做比較。實證結果發現，兩種分析方法在總分類之正確率上無顯著差異，但是 Cox 模型卻有較低之型 I 誤差率。該研究發現利用失敗前 1 年之資料，Cox 模型可得到 4 項顯著之變數，分別為 $\log(\text{工商業貸款}/\text{總貸款})$ 、 $\text{總貸款}/\text{總存款}$ 、 $\log(\text{總資本}/\text{總資產})$ 及 $\log(\text{總營業費用}/\text{總營業收入})$ ；利用失敗前 2 年之資料，Cox 模型可得到 6 項顯著之變數，分別為 $\log(\text{內部擔保}/\text{總資產})$ 、 $\text{總貸款}/\text{總資產}$ 、 $\log(\text{工商業貸款}$

/總貸款)、 $\log(\text{總資本}/\text{總資產})$ 、 $\log(\text{總營業費用}/\text{總營業收入})$ 及淨利/總資本。

Vandell, K. D., et al. (1993) 研究商業抵押違約貸款，利用 Cox 模型建立預測模型，其違約貸款之定義為「借款者喪失抵押品贖回權利」。研究期間係 1962 至 1989 年，共計有 2,899 件貸款案，其中 175 件貸款案認定係違約案件，該研究之解釋變數為貸款利率、貸款期限、貸款金額、地理變數、貸款用途、借款者身份及貸放比例等，因變數則為以月為單位之貸款存活時間。實證結果發現，貸款期限、貸款利率、貸放比例及貸款用途等變數具有顯著性。

Wheelock and Wilson (2000) 則延伸 PHM 模型，使用依時共變數 (time-varying covariates) 之危險模型來探討銀行業者因破產或被併購而退出市場之原因，經由實證結果得知，銀行總放款比及商業企業放款比愈高者，愈有可能傾向失敗，再者，放款業務之管理績效與失敗機率有明顯之反向關係；最後，銀行管理績效之無效率亦是造成倒閉的原因之一。雖然銀行開業之年數與銀行破產之關係不顯著，但是卻與銀行被併購有明顯之反向關係，隱含著開業愈久之銀行較不容易成為被併購之對象。

Shumway (2001) 認為以往探討財務危機之文獻所採用之模型均只使用公司一期之觀察資料來預測公司未來之破產機率，Shumway 稱這些模型為靜態模型 (static model)。有別於靜態模型，Shumway 提出了離散型倖存模型之方法，使用公司所有歷史資料來分析及預測公司未來每一時間點之破產機率。該方法係應用倖存分析之概念，以多期 Logit 模型 (multiple-period Logit model) 來解釋該危險模型，並以常用之區別模型和 Logit 模型作為比較。該研究之觀察期間為 1962 至 1992 年，樣本內 (in-the-sample) 期間為 1962 至 1983 年，樣本外 (out-of-sample) 期間為 1984 至 1992 年，以股票下市之 5 年內不論何種原因遭到破產作為破產公司之認定標準，故共計有 300 家破產公司 (排除證券金融保險業)。

在解釋變數方面，於倖存模型中，最感興趣之變數為公司年齡，故以在 NYSE 或 AMEX 掛牌交易之年數 (取對數) 作為代表，另外，除了納入 Altman (1968) 所採用之 5 項財務比率及 Zmijewski (1984) 所採用之 3 項財務比率外，並額外提出 3 項市場變數 (market-driven variables)，分別係公司相對規模 (取對數)、公司過去之超額報酬及公司股票報酬之標準差。

為了確保統計結果不會受到極端值之影響，Shumway 截去每一項解釋變數高於第99百分位數以及低於第1百分位數之樣本，因此在 Altman 之變數中，樣本內期間共有2,496家上市公司，其中破產公司有229家，解釋變數年資料有28,226筆。作者強調，倖存模型係用全部可獲得之歷史資料進行參數估計，而區別分析則係用樣本內時間點之最後一筆解釋變數資料進行參數估計，結果發現，倖存模型中，公司年齡（取對數）之解釋變數不具顯著性，財務比率中只有 EBIT/TA（獲利能力）、ME/TL（償債能力）具有統計上之顯著性；而在樣本外期間之預測能力上，倖存模型之預測準確率較佳。

在 Zmijewski 之變數中，樣本內期間共有2,657家上市公司，其中破產公司有241家，解釋變數年資料有32,524筆。作者也再次強調，倖存模型是用全部可獲得之歷史資料進行參數估計，而 Logit 模型也是用樣本內時間點之最後一筆解釋變數資料進行參數估計，結果發現，倖存模型中，公司年齡（取對數）之解釋變數仍然不具顯著性，財務比率中只有 NI/TA（獲利能力）、TL/TA（償債能力）具有統計上之顯著性，故作者認為公司年齡（取對數）並非係預測公司是否會發生破產之一項重要因子，至於在樣本外期間之預測能力上，倖存模型之預測準確率與其他模型差不多。

由於前面兩個實證研究並沒有納入市場變數，因此該研究最後以單純之市場變數及結合了市場和會計變數（NI/TA、TL/TA）分別建構倖存模型，以探討是否納入市場變數後，對樣本外之預測準確率會有所提升。結果顯示，純粹只有市場變數之倖存模型中，3項解釋變數皆具有統計上之顯著性；同時結合市場和會計變數之倖存模型中，除了 NI/TA、公司股票報酬之標準差不具顯著性外，其餘皆具顯著性，至於在樣本外期間之預測能力上，同時結合市場和會計變數之準確率也顯然地高於其他變數組合。

在國內研究方面，花敬霖（民國八十二年）利用 PHM 及 Logit 模型從事上市公司財務預警模型之實證，並比較兩者模型之正確性。樣本採用民國八十一年以前上市達3年之公司為研究對象。失敗公司定義成列為全額交割股之公司，另外選取與失敗公司規模類似、產業相同之正常公司進行配對，分別建立失敗前1年與前2年之財務預警模型。失敗前1年選取樣本共有53家，其中有37家為正常公司、16家為失敗公司；而失敗前2年之選取樣本共有52家，其中正常公司為33家、失敗公司為19家。倖存函數之解釋變數採用傳統之財務比率。實證結果發現：1. PHM 與 Logit 兩者之正確區別率大致相同，但是 PHM 能提供更多訊息及樣本生存時間之期望值。2. 就各樣本之預估存活時間來看，PHM 模型所估計之生存時間大多低於實際生存時間，亦即 PHM 模型有達到預警功能

之效果。3.影響企業失敗之因素就失敗前1年模型為資金流動性、獲利能力、財務結構性與市場情報指標；失敗前2年包含變數為流動性指標、經營能力指標、成長性指標及財務結構性指標。

賴麗月 (民國八十三年) 則使用 Cox 比例危機模型分析公司遭遇經濟不景氣之後可能生存多久才會出現財務危機之徵兆。研究範圍為民國七十二至七十七年共72個月之上市公司，財務危機公司定義為全額交割、分盤集合競價交易、停止買賣、令其下市或經法院裁定重整者，因此全體樣本共有78家，其中財務危機公司占全體樣本之15.38%。模型中以財務比率作為存活函數之解釋變數，利用逐步迴歸分析法尋找解釋變數之最佳組合，實證結果發現，財務危機公司在固定比率、營運資金比率及資產週轉率方面不同於一般正常公司。

郭志安 (民國八十五年) 以 Cox 模型建立一套公司財務危機預警模型，將公司視為一個生命體，以26項財務比率作為解釋變數，再從中萃取出因子來建立模型。研究範圍係民國七十一至八十四年被降為全額交割股之上市公司，共有11家失敗公司樣本，再選取22家正常公司與之配對。實證結果發現，將公司前1年與前2年之財務資料進行整理，最後所萃取出來之因子在危機發生前1年為流動資產百分比及股東權益百分比；危機發生前2年為股東權益百分比、固定資產比率、應收帳款週轉日及營業利益對資產總額比。其兩種模型在預測能力上都有不錯之表現，雖然利用危機發生前1年之資料所建構之模型不如危機發生前2年所建構之模型來得好，但仍然具有相當之參考價值。

溫健志 (民國九十年) 則以民國八十四至九十年一月為研究期間，被證交所列為全額交割股之27家上市公司作為失敗公司樣本，並分別採用1:1、1:2與1:3三種不同之配對方式尋找正常公司，將其解釋變數分為財務比率與非財務比率兩大部分，搜集企業失敗前1季、前2季、前3季、前4季、前1年及前2年共計6種不同時點之資料，以 Korow and Stuhr (1985) 所提出之加權效率性指標 (weight efficiency, 簡稱W.E.) 來比較存活分析與 Logit 模型之預測能力。研究結果顯示，雖然 Logit 模型在區別能力與模型效率上均優於存活分析，然而在1:2之配對下，兩種模型之 W.E. 均達到最高，存活分析之預測能力接近 Logit 模型，因此作者建議應同時運用 Logit 模型與存活分析，以加強風險管理。

李家豪 (民國九十一年) 以民國八十年至八十九年為研究期間，研究對象係國內上市公司營運困難者，營運困難之定義為連續3年公佈之年度財報其營業淨利為負數者，危機發生日期界定為第3年之年度財報公佈日期，失敗公司共計89家，採取1:2之配對方式選取相同產業中營業淨利最高之前2家作為正常公司樣本；解釋變數分為3大類，包括了財務變數與現金流量變數、非財務變數及總體指標，因變數方面則係採用公司自上市以來之存續期間，使用倖存分析之依時共變數危險模型建構早期預警系統，並與常用之 Logit 模型作為比較，在模型效率上，捨棄一般常見之型 I 誤差率及型 II 誤差率，改以 W.E. 作為模型比較之判斷。研究結果顯示，倖存分析與 Logit 模型所構建之預警模式皆能有效預測公司發生財務危機，其中，資產週轉率、毛利率以及股價波動皆為兩模型共同偵測到之失敗因子；此外，公司規模及設立年數與失敗機率在存活分析中具有反向關係，顯示出公司規模愈大、設立年數愈長，可掌控之資源愈多、經營狀況愈隱定，將會有助於降低失敗發生之機率。



2.6 多變量累積總和模型 (multivariate cumulative sum model, 簡稱 CUSUM)

一般財務預警模型多屬於橫斷面之分析，往往無法彰顯變數之時間序列變化意義，因此改以品質管制方法之 CUSUM 模型來解決此一問題。CUSUM 模型原本用在繪製累積和管制圖 (cumulative sum chart) 來監控制程中品質之變化，目的係迅速偵測出產品品質變異增大之情形，及早採取修正之動作，讓損失程度達到最小。運用在財務危機預警系統上則係將一系列正常群體和問題群體作對比，當累積指標逐漸趨向問題群體而超過臨界值時，則判斷其將發生問題。

Theodossiou (1993) 係最早將 CUSUM 模型引進企業財務危機預測之學者。而 Kahya 與 Theodossiou (1999) 則進一步將該模型加以強化，因而此二篇文獻均為 CUSUM 之基石。

Theodossiou (1993) 以美國上市之製造業和零售業為對象，選取出1970至1980年代發生破產之62家公司作為失敗公司，並自 COMPUSTAT 1988年之檔案中，隨機抽取197家正常公司作為配對樣本，採用各公司20年5項財務比率建立模型。Theodossiou 以 Healy 之 CUSUM 與 Shumway 之時間序列區別分析 (time-series DA) 為架構，建立動態之財務危機預警模型。分析步驟為先繪圖比較各財務比率之平均值在危機與正常公司間之差異，再利用 VAR 模式估計其參數值並代入 CUSUM 模型中，分別計算出各公司之 CUSUM 值。實證結果發現，固定資產對總資產、淨營運資金對總資產、每股盈餘對每股市價、存貨對銷貨及營運收入對總資產等5項財務比率對財務危機具有較好之預測能力。

Theodossiou and Kahya (1999) 以美國1974至1991年間之72家失敗公司與117家正常公司進行動態化財務危機預警模型之實證研究，解釋變數包括了固定資產對總資產比率、淨營運資金對總資產比率、營業利益對總資產比率及存貨對營業收入比率等4種財務比率，並以資料之一階差分進行估計。其最重要之貢獻係進一步強調所有預警模型都應該先滿足定態 (stationary) 之條件；其次，對 CUSUM 模型加以改善，更加重視整體分析在財務管理方面之意義，使得動態化財務預警模型更加地穩健；最後，將

CUSUM、多變量區別分析及 Logit 模型進行比較，結論認為 CUSUM 具有相對較佳之財務預警效果。

國內研究方面，張隆鐘（民國八十四年）係最早將 CUSUM 模型應用於台灣上市公司之財務危機預測。該研究選取民國七十一至七十五年間被證交所列為全額交割股，且營運時間達5年以上之10家財務危機公司，再依其產業別、公司規模進行1:1正常公司配對。採用 Theodossiou (1993) 所使用之固定資產對總資產比率、營業利益對總資產比率等5項財務比率變數，建立財務危機預警模型。由實證結果得知財務危機之發生大多起因於經營績效不佳、資金運用不當及財務結構不良，繼而又因營運績效無法改善，導致償債能力不足，在此一惡性循環之下於是引發財務危機，因此，當一公司之財務比率納入 CUSUM 模式中，若累積分數低於危機臨界值，則該公司有79.39%之機率將成為財務危機公司；另外，各選取2家財務危機與正常公司作為保留樣本，發現在變更交易之前，其 CUSUM 之分數，在時間變化之過程中有呈現急速退化現象，顯示出財務危機公司之財務惡化現象有加速累積之情況發生。

林金賜（民國八十六年）以民國八十一至八十五年間，經變更交易方式為全額交割股之上市公司作為財務危機公司之樣本，因此共計有3家財務危機公司，另選取3家正常公司作為配對樣本。採用 Theodossiou (1993) 所使用之「固定資產/總資產比率」、「淨營運資金/總資產比率」、「每股盈餘/每股市價比率」、「存貨/營業收入比率」及「營業利益/總資產比率」等5項財務比率作為解釋變數，搜集財務危機發生前20期季資料來建構動態化財務危機預測模型。實證結果發現，失敗公司由於銷貨延遲、存貨積壓及營業收入衰退等因素，造成公司營運資金周轉不靈，導致最後發生財務危機之情況。在模型之預測能力上，於發生財務危機前6季左右，即能偵測出財務危機之徵兆，因此精確性較區別分析高，由此顯示出 CUSUM 之財務預警模型具有較佳之預測能力。

CUSUM之優點為：1.考慮了前後期之相關性。2.採用累積之概念，增加了模型之敏感度。3.不須像橫斷面分析須做不同時點、外在條件相同之不合理假設；然而其缺點係資料須滿足非自我相關之性質，若資料序列觀察值之間彼此相關，則會發生誤判之風險。

以上即係與財務預警相關之統計模型，為了更清楚地比較各種財務預警模型之統計方法，茲將其假設條件及優缺點作一彙總，見表1所示。

表 1 財務預警模型之統計方法比較

統計方法	假設條件	優點	缺點
單變量分析	無	1.計算簡易。 2.所求得之財務指標與數值易於解釋。	1.單一區別指標無法涵蓋企業整體面。 2.不同財務比率之預測方向及預測能力可能會互相矛盾。 3.有可能某一財務比率單獨考慮時區別效果不顯著，但與其他財務比率一併考慮時卻發生極大解釋能力之現象。 4.未考慮變數之變異程度。 5.未能獲知所有變數間之相關程度。
多變量區別分析	1.兩個或兩個以上之群體。 2.每個群體至少有兩個樣本。 3.區別變數之個數應少於總樣本數減 2。 4.區別變數為區間尺度。 5.解釋變數資料須符合多變量常態分配。 6.每一群體之共變異數矩陣須相等。	1.同時考慮多項解釋變數，在整體績效衡量上比單變量分析來得周詳。 2.可瞭解哪些自變數最具區別能力。	1.現實事件中財務資料大多不符合 MDA 之假設。 2.無法有效地處理虛擬變數。 3.模型所得之結果為分數，除了表明全部樣本之排列順序外其本身不具意義。 4.模型設立只適用線性模型，無法處理非線性情況。 5.樣本選擇偏差對模式之分類能力有很大之影響。

統計方法		假設條件	優點	缺點
迴歸分析法	線性機率模型	1.殘差項須為常態分配。 2.殘差項變異性齊一。 3.自變數間無共線性存在。 4.樣本數須大於迴歸參數個數。	1.可解決區別分析中解釋變數非常態之問題。 2.模式使用簡單，解釋變數不須標準化亦不須透過機率分配轉換，即可求得事件發生之機率值。	1.只能應用於二元選擇模式。 2.得到之機率值往往會落在(0,1)之外，不符合機率假設之前題。
	Logit 模型	1.殘差項須為 weibull 分配。 2.累積機率分配函數須服從 Logistic 分配。 3、4 與線性機率模型相同。	1.可解決區別分析中解釋變數非常態之問題。 2.其累積機率函數型式可以適用非線性情況。 3.求出之機率值落在 (0,1) 之間，使得結果易於解釋且符合機率假設之前題。	1.模型使用時必須經過轉換方能求得機率值，因此計算程序較為複雜。 2.模型中分割點之決定往往會影響模型之預測能力。
	Probit 模型	1.殘差項須為常態分配。 2.累積機率分配函數須服從標準常態分配。 3、4 與線性機率模型相同。	同 Logit 模型。	同 Logit 模型。
迴覆分割演算		無	1.無須參數估計，故共變數無任何分配假設，以無母數分析法即可。 2.結合單變量簡單方便與多變量之周延性。 3.可考慮歸類錯誤成本。	1.分類工作繁複。 2.分界點建立不易。 3.模型穩定性及統計特性未健全。 4.難以比較不同公司及不同產業間之相對績效表現，因此實用性不足。
類神經網路		無	1.不須符合多變量區別分析諸多假設。 2.係一種「資料訓練」之過程，能處理非量化之變數。 3.適應性強、具有高容記憶能力、學習能力、平行運算能力、歸納能力及擁有容錯能力等特性。	1.較缺乏嚴謹之統計理論基礎。 2.在樣本數不多之情況下，必須減少輸入向量數目來簡化網路複雜度。 3.可能產生模型不易收斂之問題。

統計方法	假設條件	優點	缺點
離散型倖存分析 (危險模型)	1.公司年齡為離散型隨機變數。 2.可視為多期 Logit 模型。 3.各期資料視為獨立。 4.危險函數為 Logit 函數。	1.納入了隨時間變化之解釋變數向量，可有效地使用公司所有之歷史資料來分析，所以可預測取樣公司在樣本期間內每一個時間點發生財務危機之機率。 2.參數估計式具有一致性及不偏性，因而可得到較佳之統計推論。 3.避免了其他財務預警模型中普遍存在之樣本選擇偏誤之問題。	1.各期內之資料隨著時間變化會有相關性。 2.若危險函數非 Logit 函數，則多期 Logit 模型不能解釋危險模型。
CUSUM	不同群體間其共變異數矩陣須相同	1.考慮了前後期之相關性。 2.採用累積之概念，增加了模型之敏感度。 3.不須像橫斷面分析必須做不同時點、外在條件相同之不合理假設。	資料須滿足非自我相關之性質，若資料序列觀察值之間彼此相關，則會發生誤判之風險。

資料來源：本研究整理。

三、研究方法

本研究使用四種統計模型進行實證分析，分別為離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析。本章首先介紹該四種統計模型之建構方法；其次決定公司發生財務危機之最適分界點，建立公司發生財務危機之預警模型；最後則探討如何衡量各模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力。茲將四種統計模型之理論敘述如下。

財務危機之研究為二元選擇模型。假設一決策個體面臨雙重選擇之機會，而該決策係依個體之特性 (characteristics) 來決定。在實證研究中，常使用屬質因變數迴歸模型 (qualitative dependent variable regression model) 進行財務危機之研究，其中，最常使用之模型為 Logit 與 Probit 模型，二者均源自於線性機率模型，其因變數為離散型之虛擬變數，假設因變數為 1 (事件發生) 和 0 (事件不發生)。二元選擇之迴歸模型表示如下

$$Y_i = \beta' x_i + \varepsilon_i, \quad (1)$$

其中， $Y_i = \begin{cases} 1, & \text{假設事件發生,} \\ 0, & \text{假設事件不發生.} \end{cases}$

x_i ：解釋變數向量，

β' ：解釋變數之參數向量，

ε_i ：誤差項，期望值為 0 之二項分配隨機變數。

第(1)式兩邊取期望值

$$E(Y_i) = \beta' x_i. \quad (2)$$

由於 $\beta' x_i$ 常會落在 (0,1) 之外，所以改用累積機率函數 (cumulative probability function) 來取代線性機率函數，表示如下

$$F(E(Y_i)) = F(Z_i) = F(\beta' x_i). \quad (3)$$

累積機率函數有許多種，在此僅使用 Logistic 分配及標準常態分配。採用 Logistic 分配為 Logit 模型；採用標準常態分配為 Probit 模型，分別介紹如下。

3.1 Logit 模型

Logit 模型假設事件發生之機率服從累積 Logistic 分配，因此財務危機發生之累積機率為 P_i ，故在給定解釋變數 x_i 下，函數之分配表示如下

$$P_i = F(Z_i) = F(\beta'x_i) = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} = \frac{1}{1+e^{-\beta'x_i}} = \frac{e^{\beta'x_i}}{1+e^{\beta'x_i}}, \quad (4)$$

其中， Z_i 視為一企業發生財務危機之強度， Z_i 愈大表示財務危機程度愈嚴重。

第(4)式中之機率估計值不會有超過 1 或低於 0 之情形發生，雖然此機率函數已非為線性關係，但經由下列轉換仍可以用線性函數來表示

$$\begin{aligned} \therefore P_i = F(Z_i) &= \frac{1}{1+e^{-Z_i}}, \\ \therefore (1+e^{-Z_i})P_i &= 1, \\ \Rightarrow e^{Z_i} &= \frac{P_i}{1-P_i}, \end{aligned}$$


$$\text{取對數} \Rightarrow Z_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta'x_i. \quad (5)$$

第(5)式可引申出實務上兩種特性：

1. 當 Z_i (財務危機強度) 愈大時， P_i (企業發生財務危機之機率) 也愈大。
2. $\frac{P_i}{1-P_i}$ 為一企業發生財務危機之「勝算比」(odds ratio)，即事件發生之機率相對於事件不發生之機率強度，使得關係式容易解釋。

由於機率函數已非為線性關係，以 OLS 來估計 Logit 模型之參數並不適合，因此，必須改用 MLE 估計之，概似函數 (likelihood function) 表示如下

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \left(F(Z_i)^{y_i} [1-F(Z_i)]^{1-y_i} \right) = \prod_{i=1}^n \left(\frac{e^{\beta'x_i}}{1+e^{\beta'x_i}} \right)^{y_i} \left(\frac{1}{1+e^{\beta'x_i}} \right)^{1-y_i}. \quad (6)$$

其中， y_i 為虛擬變數，若第 i 家公司發生財務危機，則 $y_i = 1$ ，否則， $y_i = 0$ 。

3.2 Probit 模型

Probit 模型假設事件發生之機率服從標準常態分配，因此財務危機發生之累積機率為 P_i ，故在給定解釋變數 x_i 下，函數之分配表示如下

$$P_i = F(Z_i) = F(\beta'x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{Z_i} e^{-\frac{s^2}{2}} ds = \Phi(\beta'x_i), \quad (7)$$

其中， S 令為標準常態隨機變數（平均數為 0，變異數為 1 之標準常態分配）、 $\Phi(\cdot)$ 為標準常態累積分配函數。

由第(7)式可知，不論 x_i 為何，所得之機率估計值均落在 (0,1)。

Probit 模型也是運用 MLE 來進行參數估計，概似函數表示如下

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \left(F(Z_i)^{y_i} [1 - F(Z_i)]^{1-y_i} \right) = \prod_{i=1}^n [\Phi(\beta'x_i)]^{y_i} [1 - \Phi(\beta'x_i)]^{1-y_i}. \quad (8)$$

其中， y_i 為虛擬變數，若第 i 家公司發生財務危機，則 $y_i = 1$ ，否則， $y_i = 0$ 。

不論是 Logit 模型或是 Probit 模型，均將二元選擇問題之迴歸模型（即公司是否發生財務危機）轉換成公司發生財務危機之機率模型，並且進一步地求出公司發生財務危機之機率。

3.3 離散型倖存模型 (discrete-time survival model)

在本研究中，公司年齡之衡量，乃參考 Shumway (2001)，即自個別公司之股票上市交易日起算，至發生財務危機之時間點或觀察期間結束之累計「年數」。因此，定義公司發生財務危機之時間點 (公司年齡) 為一離散型之隨機變數 T ， $T \in \{1, 2, 3, \dots, t\}$ ，其發生財務危機之機率質量函數 (probability mass function) 為 $f(t, x; \theta)$ ，其中， x 表示為解釋變數向量， θ 表示為參數向量。

在倖存模型中，須先定義兩個重要之函數：存活函數 (survivor function) 及危險函數 (hazard function)，表示如下

$$\text{存活函數: } S(t, x; \theta) = 1 - \sum_{j < t} f(j, x; \theta) = P(T \geq t | x; \theta), \quad (9)$$

其表示公司在年齡 t 之前，尚未發生財務危機之機率。

$$\text{危險函數: } \phi(t, x; \theta) = \frac{f(t, x; \theta)}{S(t, x; \theta)} = P(T = t | T \geq t, x; \theta), \quad (10)$$

其表示公司在年齡 t 時瞬間發生財務危機之機率。

根據第(9)與第(10)式之定義，則離散型倖存模型之概似函數表示如下

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \phi(t_i, x_i; \theta)^{y_i} S(t_i, x_i; \theta), \quad (11)$$

其中， y_i 為虛擬變數，若第 i 家公司在取樣期間內發生財務危機，則 $y_i=1$ ，否則， $y_i=0$ 。

第(11)式中，離散型倖存模型之概似函數納入了隨時間變化之解釋變數向量 x (time-varying covariates by making x depend on time)，而此正是與 Logit 和 Probit 模型之概似函數最大不同之處。

Shumway (2001) 將離散型倖存模型定義為多期 Logit 模型。多期 Logit 模型係將公司內各期之資料視為獨立，故在多期 Logit 模型中，只有在公司發生財務危機之當年度，其因變數為 1，否則為 0。以下則介紹離散型倖存模型與多期 Logit 模型間之關係。

Shumway 定義之多期 Logit 模型之概似函數表示如下

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \left(F(t_i, x_i; \theta)^{y_i} \prod_{j < t_i} [1 - F(j, x_i; \theta)] \right), \quad (12)$$

其中， $F(t, x; \theta)$ 代表上界值為 1 且非遞減之累積分配函數 (cumulative distribution function)； y_i 為虛擬變數，若第 i 家公司在取樣期間內發生財務危機，則 $y_i=1$ ，否則， $y_i=0$ 。

因為 $F(t, x; \theta)$ 有上界值和非遞減之特性，且與時間有關，因此 Shumway 認為 $F(t, x; \theta)$ 可解釋倖存函數，以 ϕ 來取代 F ，離散型倖存模型之概似函數可表示如下

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \left(\phi(t_i, x_i; \theta)^{y_i} \prod_{j < t_i} [1 - \phi(j, x_i; \theta)] \right). \quad (13)$$

又 Cox and Oakes (1984) 定義離散型倖存模型之存活函數如下

$$S(t, x; \theta) = \prod_{j < t_i} [1 - \phi(j, x_i; \theta)]. \quad (14)$$

將第(14)式代入第(13)式中，即可推論出離散型倖存模型之概似函數與多期 Logit 模型之概似函數是相等的，故可將離散型倖存模型定義為多期 Logit 模型。

然而，Shumway 在第(12)式中卻忽略了樣本公司在 t_i 時仍存活之機率，因此本研究將第(12)式多期 Logit 模型之概似函數加以修正，使離散型倖存模型之概似函數改寫如下

$$\mathcal{L} = \prod_{i=1}^n \left(\phi(t_i, x_{it}; \theta)^{y_i} [1 - \phi(t_i, x_{it}; \theta)]^{1-y_i} \prod_{j < t_i} [1 - \phi(j, x_{it}; \theta)] \right) \quad (15)$$

第(15)式即完全考慮所有取樣公司在 $t < t_i$ 及 $t = t_i$ 時之存活機率與發生財務危機之機率。

根據上述之討論，本研究將離散型倖存模型之危險函數 $\phi(t, x; \theta)$ 視為 Logit 函數，其定義如下

$$\phi(t, x; \theta) = \frac{e^{(\alpha + \beta_1 g(t) + \beta_2 x)}}{1 + e^{(\alpha + \beta_1 g(t) + \beta_2 x)}}, \quad \theta = (\alpha, \beta_1, \beta_2), \quad (16)$$

其中， $g(t)$ 表示為公司年齡取自然對數後之函數，亦即 $g(t) = \ln(t)$ ，因此，離散型倖存模型是一種加速失敗時間模型 (accelerated failure-time model; Lancaster 1990)。

實務上，因為離散型倖存模型之概似函數為非線性，且解釋變數隨時間變化，因而很難估計其參數 θ ；然而，藉由上述之討論推導出離散型倖存模型相當於多期 Logit 模型，故可使用 Logit procedure 來進行離散型倖存模型之參數估計，以求取危險模型中參數之最大概似估計值 (maximum likelihood estimates) 及預測公司發生財務危機之機率。

當使用 MLE 分別估計出離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中參數之最大概似估計值之後，須分別對三種模型之適合度 (goodness-of-fit) 進行檢定，其目的在於檢定解釋變數是否會影響公司發生財務危機，假說如下所示

$$H_0: \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$H_1: \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} \neq \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

利用概似比率 D (likelihood ratio) 進行統計顯著性檢定，表示如下

$$D = -2 \log\left(\frac{L_0}{L_m}\right) = -2(\log L_0 - \log L_m), \quad (17)$$

其中， L_0 為虛無假設成立下之概數函數值，

L_m 為所有參數均存在時所得到概數函數之最大值。

概似比率 D 可轉換成卡方 (χ^2) 統計值，自由度為參數之個數。

在虛無假設成立下，設顯著水準 $\alpha = 0.05$ ，若顯著拒絕 H_0 ，則表示解釋變數確實對公司發生財務危機有影響。

就個別參數之顯著性檢定，離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型係採用 Wald 檢定法，Wald 統計量係自由度為 1 之卡方分配，乃瞭解個別解釋變數對模型是否具有解釋能力，假說如下所示

$$H_0: \beta_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, k$$

$$H_1: \beta_i \neq 0, \quad i = 1, 2, \dots, k$$

$$\text{Wald} = \left[\frac{\hat{\beta}_i}{SE(\hat{\beta}_i)} \right]^2,$$



(18)

其中， $\hat{\beta}_i$ 為第 i 項解釋變數之參數估計值，

$SE(\hat{\beta}_i)$ 為參數估計值之標準差。

在虛無假設成立下，設顯著水準 $\alpha = 0.05$ ，若顯著拒絕 H_0 ，則表示第 i 項解釋變數對公司發生財務危機具解釋能力。

3.4 多變量區別分析

區別分析係在兩個或兩個以上事先界定之群體下，求取最能將各群體資料點區別清楚之線性函數，亦即各群體在此一線性函數上之投影，其群體間變異 (between-group dispersion) 相對於群體內變異 (within-group dispersion) 之比值為最大，如圖 2 所示。

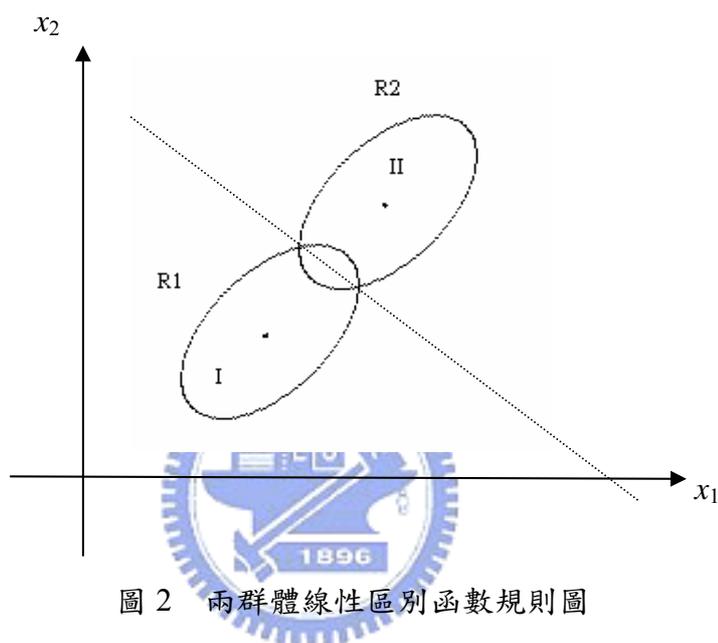


圖 2 兩群體線性區別函數規則圖

區別分析有 2 項重要之假設條件，即解釋變數資料須具備多變量常態性及各群體之共變異數矩陣須相等。

解釋變數之常態性檢定係採用無母數統計中之 Kolmogorov-Smirnov (簡稱 K-S) 檢定法，在顯著水準 $\alpha = 0.05$ 之假設下，針對各個解釋變數分別進行常態性檢定，假說如下所示

H_0 : 解釋變數分配為常態分配

H_1 : 解釋變數分配為非常態分配

在虛無假設成立下，若顯著拒絕 H_0 ，則表示解釋變數分配為非常態分配。

財務危機公司與正常公司兩群體共變異數矩陣相等之檢定如下所示

H_0 : 兩群體共變異數矩陣相等

H_1 : 兩群體共變異數矩陣不等

利用卡方 (χ^2) 統計值進行統計顯著性檢定，自由度為 $\frac{1}{2}(K-1)P(P+1)$ ，表示如下

$$\chi^2 = -2\rho \ln \left[\frac{N^{PN/2}V}{\prod N(i)^{PN(i)/2}} \right], \quad (19)$$

其中， $V = \frac{\prod |\text{within SS matrix}(i)|^{N(i)/2}}{|\text{pooled SS matrix}|^{N/2}}$ ，

$$\rho = 1 - \left[\sum \frac{1}{N(i)} - \frac{1}{N} \right] \frac{2P^2 + 3P - 1}{6(P+1)(K-1)},$$

K : 群體數目，

P : 解釋變數數目，

N : 總樣本數－群體數目，

$N(i)$: 第 i 個群體之樣本數－1。



在虛無假設成立下，設顯著水準 $\alpha = 0.05$ ，若顯著拒絕 H_0 ，則表示財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣不相等。

建構多變量區別函數前，須先衡量所選擇之解釋變數是否能顯著地區分財務危機公司與正常公司，亦即兩群體在各個解釋變數上之平均數是否有顯著差異，假說如下所示

$$H_0: \mu_{i1} = \mu_{i2}, \quad i = 1, 2, \dots, k$$

$$H_1: \mu_{i1} \neq \mu_{i2}, \quad i = 1, 2, \dots, k$$

其中， μ_{i1} 及 μ_{i2} 分別定義為財務危機公司與正常公司第 i 項解釋變數之平均數。

利用 Wilks' Λ 進行統計顯著性檢定，表示如下

$$\Lambda = \frac{SS_w}{SS_t}, \quad (20)$$

其中， SS_w 為群體內變異平方和 (sum of squares within groups)，

SS_t 為總變異平方和 (total sum of squares)。

Wilks' Λ 可轉換成 F 統計值，自由度為 $(p, n_1 + n_2 - p - 1)$ ，表示如下

$$F = \left(\frac{1 - \Lambda}{\Lambda} \right) \left(\frac{n_1 + n_2 - p - 1}{p} \right), \quad (21)$$

其中， n_1 、 n_2 分別表示為財務危機公司與正常公司之總家數， p 為解釋變數數目。

在虛無假設成立下，設顯著水準 $\alpha = 0.05$ ，若顯著拒絕 H_0 ，即表示該解釋變數能顯著地區分財務危機公司與正常公司。

當解釋變數資料符合多元常態分配且財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣相等，則建立一條多變量線性區別函數 Z ，也稱為費雪線性區別函數 (Fisher linear discriminant function)，表示如下

$$Z = v_1 x_1 + v_2 x_2 + \dots + v_i x_i = v'x, \quad (22)$$

其中， x 為解釋變數向量， v 為區別參數向量。

如能求得參數向量 v 之數值，使群體間變異和群體內變異之比率為最大，即可獲得最佳之區別函數，表示如下

$$\text{Max } \lambda = \frac{SS_b}{SS_w}, \quad (23)$$

其中， SS_b 為群體間變異平方和 (sum of squares between groups)，

λ 為區別比率。

將第(23)式改以平方與交叉乘積和 (sum of squares and cross products, SSCP) 矩陣表示

$$\begin{aligned} SS_w &= SS_1 + SS_2 + \dots + SS_j \\ &= v'\Sigma_1 v + v'\Sigma_2 v + \dots + v'\Sigma_j v \\ &= v'(\Sigma_1 + \Sigma_2 + \dots + \Sigma_j)v \\ &= v'\mathbf{W}v, \end{aligned}$$

$$SS_b = v'\mathbf{B}v.$$

其中， \mathbf{W} 為聯合組內平方與交叉乘積和 (pooled within-groups SSCP) 矩陣，

\mathbf{B} 為組間平方與交叉乘積和 (between-groups SSCP) 矩陣。

因此將第(23)式改寫如下

$$Max \lambda = \frac{v'\mathbf{B}v}{v'\mathbf{W}v}. \quad (24)$$

欲求解最大之 λ 值及區別參數向量 v ，將第(24)式偏微分令其等於 0，表示如下

$$\frac{\partial \lambda}{\partial v} = \frac{2[(\mathbf{B}v)(v'\mathbf{W}v) - (v'\mathbf{B}v)(\mathbf{W}v)]}{(v'\mathbf{W}v)^2} = 0,$$

$$\text{代入 } \lambda = \frac{v'\mathbf{B}v}{v'\mathbf{W}v},$$

$$\text{得 } \frac{2(\mathbf{B}v - \lambda \mathbf{W}v)}{v'\mathbf{W}v} = 0,$$

$$\text{兩邊分別乘上 } \frac{v'\mathbf{W}v}{2} \text{ 及 } \mathbf{W}^{-1},$$

$$\text{得 } (\mathbf{W}^{-1}\mathbf{B} - \lambda I)v = 0. \quad (25)$$

求解後可得出 v 向量之值，即為多變量區別函數之參數。

一旦建立了財務危機公司與正常公司二群體之多變量區別函數後，須檢定此區別函數是否能顯著地區分財務危機公司與正常公司，亦即二群體之重心是否有顯著差異，假說如下所示

$$H_0: \begin{pmatrix} \mu_{11} \\ \mu_{21} \\ \vdots \\ \mu_{k1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_{12} \\ \mu_{22} \\ \vdots \\ \mu_{k2} \end{pmatrix}$$

$$H_1: \begin{pmatrix} \mu_{11} \\ \mu_{21} \\ \vdots \\ \mu_{k1} \end{pmatrix} \neq \begin{pmatrix} \mu_{12} \\ \mu_{22} \\ \vdots \\ \mu_{k2} \end{pmatrix}$$

其中， μ_{i1} 及 μ_{i2} 分別定義為財務危機公司與正常公司第 i 項解釋變數之平均數， μ_{k1} 及 μ_{k2} 則為財務危機公司與正常公司第 k 項解釋變數之平均數。

利用 Wilks' Λ 進行統計顯著性檢定，表示如下

$$\Lambda = \frac{|\mathbf{W}|}{|\mathbf{T}|}, \quad (26)$$

其中， \mathbf{T} 為總樣本平方與交叉乘積和 (total-sample SSCP) 矩陣。

Wilks' Λ 可轉換成卡方 (χ^2) 統計值，自由度為 $p(G-1)$ ，表示如下

$$\chi^2 = -[n-1-(p+G)/2] \ln \Lambda, \quad (27)$$

其中， p 為解釋變數數目， G 為群體數目。

Wilks' Λ 亦可利用第(21)式轉換成 F 統計值，自由度為 $(p, n_1 + n_2 - p - 1)$ 。

在虛無假設成立下，設顯著水準 $\alpha = 0.05$ ，若顯著拒絕 H_0 ，則表示此區別函數能顯著地區分財務危機公司與正常公司。

本研究使用 SAS 及 SPSS 統計軟體處理相關資料及撰寫相關程式，以求取離散型倖存模型、Logit 模型與 Probit 模型中參數之最大似估計值，以及多變量區別分析中之區別參數。

3.5 最適分界點 (optimal cut-off point)

用 MLE 分別估計出離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中參數之最大概似估計值之後，則進一步計算第 i 家公司在取樣期間內最後一筆解釋變數資料其年齡為 t_i 時發生財務危機之機率估計值，離散型倖存模型係以危險函數值 $\phi(t_i, x_{it_i}; \hat{\theta})$ 表示之；Logit 模型及 Probit 模型則以累積機率函數 $F(\hat{\beta}'x_{it_i})$ 表示之，兩者模型差別在於 Logit 模型之累積機率函數服從 Logistic 分配，而 Probit 模型服從標準常態分配。判斷方式為，給定某個分界點 $P \in (0, 1)$ ，若 $\phi(t_i, x_{it_i}; \hat{\theta}) \geq P$ 或 $F(\hat{\beta}'x_{it_i}) \geq P$ ，則將 i 公司歸類為財務危機公司；反之，則歸類為正常公司。

同樣地，在多變量區別分析中，估計出區別參數向量 \hat{v} 後，進一步計算第 i 家公司在取樣期間內最後一筆解釋變數資料其年齡為 t_i 時之區別分數 (Z-score)，以 $\hat{v}'x_{it_i}$ 表示之。判斷方式為，當給定某個分界點 $Z \in (-\infty, +\infty)$ ，若 $\hat{v}'x_{it_i} \leq Z$ ，則將 i 公司歸類為財務危機公司；反之，則歸類為正常公司。

因此，在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中，樣本內時間點之型 I 誤差率 (type I error rate in-the-sample, $\alpha_{in}(P)$) 係指給定分界點 P 值，在樣本內時間點下，將財務危機公司錯誤歸類到正常公司之家數占所有財務危機公司之比例；此種分類誤差會使投資人或金融機構因誤判而遭受投資損失或債權無法收回而形成呆帳之問題，定義如下

$$\alpha_{in}(P) = \frac{\text{將財務危機公司錯誤歸類為正常公司之總家數}}{\text{樣本內時間點公司發生財務危機之總家數}} \quad (28)$$

而多變量區別分析中，樣本內時間點之型 I 誤差率 $\alpha_{in}(Z)$ 係指給定分界點 Z 值，在樣本內時間點下，將財務危機公司錯誤歸類到正常公司之家數占所有財務危機公司之比例，定義如同第(28)式。

在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中，樣本內時間點之型 II 誤差率 (type II error rate in-the-sample, $\beta_{in}(P)$) 係指給定分界點 P 值，在樣本內時間點下，將正常公司錯誤歸類到財務危機公司之家數占所有正常公司之比例，此種分類誤差雖然未使

投資人或金融機構因誤判而遭受損失，然而卻會因為過度保守而失去投資機會或低信用風險之貸放機會，定義如下

$$\beta_{in}(P) = \frac{\text{將正常公司錯誤歸類為財務危機公司之總家數}}{\text{樣本內時間點正常公司之總家數}}. \quad (29)$$

而多變量區別分析中，樣本內時間點之型 II 誤差率 $\beta_{in}(Z)$ 係指給定分界點 Z 值，在樣本內時間點下，將正常公司錯誤歸類到財務危機公司之家數占所有正常公司之比例，定義如同第(29)式。

樣本內最適分界點之決定乃是參考 Ohlson (1980) 和 Begley, Ming, and Watts (1996) 之最適判斷準則，亦即使型 I 誤差率和型 II 誤差率之總和為最小 (minimizes the sums of percentage type I and percentage type II errors)。在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中，最適分界點 $\hat{P} \in (0,1)$ 定義如下

$$\hat{P} = \min_p (\alpha_{in}(P) + \beta_{in}(P)). \quad (30)$$



而在多變量區別分析中，其最適分界點 $\hat{Z} \in (-\infty, +\infty)$ 定義如下

$$\hat{Z} = \min_Z (\alpha_{in}(Z) + \beta_{in}(Z)). \quad (31)$$

3.6 驗證效度 (validation)

本研究分別以樣本外時間點 t_j' 之型 I 誤差率、型 II 誤差率、總分類誤差率 (sum of error rate) 及檢定力函數 (power function) 來驗證各模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力；其中， t_j' 代表樣本內期間繼續存活之正常公司中，第 j 家公司在樣本外期間最後一筆解釋變數資料之年齡。

在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中，樣本外時間點之型 I 誤差率 $\alpha_{out}(\hat{P})$ 係指給定最適分界點 \hat{P} 值，在樣本外時間點下，將財務危機之公司錯誤歸類到正常公司之家數占所有財務危機公司之比例，定義如下

$$\alpha_{out}(\hat{P}) = \frac{\text{將財務危機公司錯誤歸類為正常公司之總家數}}{\text{樣本外時間點公司發生財務危機之總家數}} \quad (32)$$

樣本外時間點之型 II 誤差率 $\beta_{out}(\hat{P})$ 係指給定最適分界點 \hat{P} 值，在樣本外時間點下，將正常公司錯誤歸類到財務危機公司之家數占所有正常公司之比例，定義如下

$$\beta_{out}(\hat{P}) = \frac{\text{將正常公司錯誤歸類為財務危機公司之總家數}}{\text{樣本外時間點仍為正常公司之總家數}} \quad (33)$$

樣本外時間點之總分類誤差率 $\gamma_{out}(\hat{P})$ 係指給定最適分界點 \hat{P} 值，在樣本外時間點下，錯誤分類之家數占全部公司之比率，定義如下

$$\gamma_{out}(\hat{P}) = \frac{\text{錯誤分類之總家數}}{\text{樣本外時間點全部公司之總家數}} \quad (34)$$

而多變量區別分析中，樣本外時間點之型 I 誤差率 $\alpha_{out}(\hat{Z})$ 係指給定最適分界點 \hat{Z} 值，在樣本外時間點下，將財務危機公司錯誤歸類到正常公司之家數占所有財務危機公司之比例，定義如同第(32)式；樣本外時間點之型 II 誤差率 $\beta_{out}(\hat{Z})$ 係指給定最適分界點 \hat{Z} 值，在樣本外時間點下，將正常公司錯誤歸類到財務危機公司之家數占所有正常公

司之比例，定義如同第(33)式；最後，樣本外時間點之總分類誤差率 $\gamma_{out}(\hat{Z})$ 係指給定最適分界點 \hat{Z} 值，在樣本外時間點下，錯誤分類之家數占全部公司之比率，定義如同第(34)式。

由第(32)、(33)、(34)式可知，當樣本外時間點之型 I 誤差率、型 II 誤差率或總分類誤差率愈小，則代表對公司發生財務危機之預測能力愈好。

樣本外時間點之檢定力函數則係參考 Saunders and Allen (2002)，計算過程為先給定某一樣本外時間點之型 II 誤差率 $\beta_{out} \in (0,1)$ ，找出符合該型 II 誤差率之分界點 $P_{\beta_{out}}$ 或 $Z_{\beta_{out}}$ ；再將 $P_{\beta_{out}}$ 或 $Z_{\beta_{out}}$ 代入檢定力函數中，即可得出樣本外時間點之檢定力函數值 $\pi_{out}(P_{\beta_{out}})$ 或 $\pi_{out}(Z_{\beta_{out}})$ 。離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中，樣本外時間點之檢定力函數定義如下

$$\pi_{out}(P_{\beta_{out}}) = 1 - \alpha_{out}(P_{\beta_{out}}). \quad (35)$$

在多變量區別分析中，樣本外時間點之檢定力函數定義如下

$$\pi_{out}(Z_{\beta_{out}}) = 1 - \alpha_{out}(Z_{\beta_{out}}). \quad (36)$$

由第(35)及(36)式可知，檢定力函數值愈大，代表正確預測財務危機公司之準確率愈高，亦即對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力愈好。



四、研究設計

本章分為三節，依序介紹財務危機預警模型之設計推導與研究流程：第一節首先界定財務危機之定義；第二節為研究樣本與資料來源；第三節為研究變數，描述各相關變數之定義。

4.1 財務危機之定義

公司自成立起，在其營運之過程中，因為存在許多內外因素，可能導致無法永續經營而退出產業，此種現象稱之為「失敗」(failure)，有些文獻則稱之為「破產」(bankruptcy)。總括而言，既有文獻在實證分析時，均認同失敗應屬於漸進之慢性過程，目前國內外學者對於財務危機並無公認之經濟定義，但通常公司在發生財務危機之前，都有些許脈絡可循，學者們則嘗試從這些脈絡中找尋一些規則，以下將針對國內、外學者、我國法律規定以及國內研究機構四部分來說明財務危機各種不同之定義。

4.1.1 國外研究對財務危機之定義

1.Beaver (1966)

首先將企業失敗作明確之定義。認為企業未宣告破產倒閉之前，往往負債已經大於資產總額，或者早已經無法運作，因此，主張當企業無法在到期時償付財務上之義務即屬失敗，並且將企業財務危機定義為以下情形之一者：(1)發生巨額銀行帳戶透支 (overdrawing bank account)。 (2)未支付特別股股利 (nonpayment of preferred stock dividends)。 (3)公司債券違約 (bond default)。 (4)宣告破產 (bankruptcy)。

2.Altman (1968)

以符合美國破產法第十章提出破產請願作為財務危機公司之認定標準。

3.Deakin (1972)

將財務危機定義為經歷倒閉、無償債能力或為了債權人之利益而遭到清算之公司。

4. Blum (1974)

將財務危機定義為公司之債務於到期時無法完全支付而必須與債權人協議減少金額且債權人同意。

5. Foster (1978)

將財務危機定義為：(1)宣告破產 (sales decline in major products)。 (2)債券違約 (default of bond)。 (3)特別股股利未能發放 (omission of preferred dividends)。 (4)短期債務延遲支付 (deferment of payments to short-term creditors)。 (5)主力產品銷售額明顯下降 (sales decline in major products)。

6. Ohlson (1980)

根據美國現行法律或其他規範破產程序之通知書作為認定之標準。

7. Scott (1981)

認為應該以債信不足或是債權到期無法償還來定義公司發生財務危機。



8. Zmijewski (1984)

定義財務危機為申請破產者即稱之為失敗。

9. Lau (1987)

指出企業失敗前可分為3個階段，階段1：潛伏期；階段2：資金不足期；階段3：財務危機期。將失敗過程予以動態化，以5種財務狀態來評估公司之財務狀況，放棄傳統失敗與未失敗之二分法。該5種財務狀況分別為：狀況0（財務狀況穩定）；狀況1（停止發放股利或大幅減少股息支付達40%以上）；狀況2（技術性失敗與貸款償還違約）；狀況3（按美國破產法第七章或第十一章規定申請破產處分者）；狀況4（法院宣告破產或進行清算）。在財務危機時期，若問題持續無法解決，公司只有清算、破產或由他人接管。

10. Goldstein (1988)

將公司失敗分為3類，第1類為管理失敗：指公司未能發揮潛力，或已實現之投資報酬率顯著而持續地低於同類公司，即績效不佳。第2類為財務失敗：當企業遭受長期又

嚴重之損失，或其資產不足以清償其負債時謂之。第3類為法律失敗：即法律宣告公司破產，公司破產可能肇因於績效不佳而又未有效改善所致。

11.Hambrick and D'Aveni (1988)

企業在破產前可分為4個階段，第1階段為不利之開端：負債較高、營運資金水準較低，且績效不好。第2階段為早期傷害：公司之負債、營運資金、績效持續惡化。第3階段為邊際生存：經營績效只達損益兩平狀況。第4階段為死亡掙扎：公司之負債、營運資金、績效迅速惡化，導致破產。

12.Wruck (1990)

以目前現金流量不足以應付目前之支付義務作為財務危機之依據。

13.Laitinen (1991)

將企業失敗區分為3種過程：第1類失敗公司之失敗訊號早在失敗前數年即顯現於財務比率中，例如：投資報酬率、現金流量對銷貨比率、負債比率及流動比率都已呈現不佳之變化，並且越接近失敗期間情況越惡化，這種失敗過程，歸納為「慢性失敗公司」。第2類失敗公司在失敗前數年與未失敗公司在負債比率與流動性上並無差異，失敗之原因源於收益不彰，可由較差之投資報酬率、現金流量對銷貨比率及總資產周轉率觀察出來，稱之為「收益失敗公司」。第3類失敗公司直到失敗前1年才與未失敗公司在財務比率上有顯著之差異，在此之前均察覺不易，由於此種公司之財務比率迅速惡化，並且發生於失敗前1年，因此不易被預測出來，稱之為「嚴重失敗公司」。

14.Ofek (1993)

公司發生財務危機定義為股票報酬率曾在市場排名前67%，而現在排名在後10%。

15.Chen and Church (1992)、Hopwood, Mckeown and Mutchler (1994)

認為財務危機係指一企業之淨值、淨利、保留盈餘、現金流量為負數，破產當年度有負的營運資金以及破產前3年有營運損失。

16. Ward and Foster (1997)

以無能力償付債務或利息或正在進行債務重整之公司作為判定財務危機之標準。

4.1.2 國內研究對財務危機之定義

1.陳肇榮（民國七十二年）

公司之短期債務償付發生困難，其嚴重性足以危害到公司生存，即認為公司發生財務危機。更進一步將公司失敗之過程劃分為3個階段，第1階段：財務危機階段（代表資金不足、週轉困難及債務拖延償付）。第2階段：財務失調階段（代表暫時性週轉不靈、支票退票與債務違約）。第3階段：破產倒閉階段（代表負債總額超過資產總額和喪失清償能力）。

2.賴世權（民國七十八年）

提出公司失敗3階段論，公司遭到失敗必先經歷投資報酬率降低階段，其次為財務結構惡化階段，最後將進入危機顯露之第3階段，導致公司破產。

3.黃俊雄（民國八十三年）、蔡麗君（民國八十四年）

二者對於財務危機公司之定義係採「金融聯合徵信中心信用資訊」之認定，即「法人授信戶在年度中與往來銀行發生逾期未還、經催收或列為呆帳，且於年底尚未清償」之公司。



4.張智欽（民國八十四年）、張惟明（民國八十六年）、朱泓志（民國八十六年）

依據「台灣證券交易所所有價證券上市審查準則」中第13條和第14條改類標準之規定，上市股票公司被改為降類公司即視為發生財務危機。

5.劉向麗（民國九十年）

站在銀行融資之觀點，透過負債比率與速動比率兩項財務比率之結合，建立一項公司財務風險指標，將公司之財務狀態分成6個等級，指標前3級列為財務危機公司，後3級則視為正常公司。

6.白欽元（民國九十一年）

參考中小企業信用保證基金對授信對象信用惡化及逾期授信之規定，假設公司若有下列任何事件之一，即視為發生財務危機：(1)各項授信保證已屆清償期而未清償者。(2)未能依約分期償還達1個月以上，或應繳付之利息延滯期間達3個月以上者。(3)授信雖未

屆清償期，但銀行認為借款戶之信用狀況和財務情形顯著惡化，其債權已失去安全性，如期回收顯有困難，而主張提前到期者。(4)授信對象或其負責人受票據交換所拒絕往來處分或有退票紀錄者。(5)授信對象或其負責人受破產宣告，或清理債務中，或其財產受強制執行，假扣押、假處分或拍賣之聲請者。(6)淨值低於實收資本額二分之一者。(7)授信對象停止營業者。

4.1.3 我國法律規定

1.台灣證券交易所股份有限公司營業細則¹

依據台灣證券交易所訂定之營業細則第49條、50條及50條之1規定，若上市公司股票變更交易方式為「全額交割股」、「停止買賣」或「終止上市」時，則將之歸類為財務危機公司。(營業細則第49條、50條及50條之1條文詳見附錄一)

陳明賢 (民國七十五年)、李立行 (民國七十七年)、路奎琛 (民國七十八年)、潘玉葉 (民國七十九年)、邱榮志 (民國八十年)、梁清源 (民國八十一年)、黃文隆 (民國八十二年)、溫淑斐 (民國八十三年)、卓怡如 (民國八十四年)、吳聲坡 (民國八十五年)、鄭碧月 (民國八十六年)、李洪慧 (民國八十七年)、曾素娟 (民國八十八年)、龔志明 (民國八十九年)、陳碧滋 (民國九十年)、林佳穎 (民國九十一年) 等人均採此定義來判斷企業是否發生財務危機，往後財務危機亦多採此一定義。

2.公司法

- (1)公司法第211條，公司虧損達實收資本額二分之一，董事會應即召開股東會報告；公司資產顯有不足抵償其所負債務時，除依第228條辦理者外，董事會應即聲請宣告破產。
- (2)公司法第282條，公開發行股票或公司債之公司，因財務困難，暫停營業或有停業之虞者，法院得依下列關係人之一聲請，裁定准予重整：董事會、繼續6個月以上持有已發行股份總數百分之十以上股份之股東或相當於公司已發行股份總數金額百分之十以上之公司債權人。

¹台灣證券交易所訂定之營業細則於民國九十三年一月五日最新修正。

4.1.4 台灣經濟新報 (Taiwan Economic Journal, 簡稱TEJ)

信用風險發生於公司個體公司債之倒帳率 (default, 未依約如期償還本息)，由於國內發行公司債還不普遍，當無法以「公司債倒帳」如此明確之事件作為財務危機之判斷點時，TEJ 以下列9項事件來確認公司發生財務危機之時點：

1. 倒閉破產。
2. 全額交割股或下市。
3. 公司跳票、違約交割、或成為票據拒絕往來戶。
4. 申請重整。
5. 申請紓困、召開債權人協調會、求外援。
6. 銀行緊縮銀根。
7. 外人接管經營。
8. 申請暫停交易。
9. 公司因財務吃緊而宣告停工。



李哲惠 (民國九十年)、高偉柏 (民國九十年)、林妙宜 (民國九十一年) 均採 TEJ 之定義來判斷企業是否發生財務危機。

由於本文研究之目的在於預測公司發生財務危機之機率，因此，本研究對財務危機之定義係依據「台灣證券交易所制定之營業細則第 49 條、50 條及 50 條之 1 之情事者」之標準，亦即凡上市公司股票變更交易方法為全額交割方式、停止買賣或終止上市之一者，即作為企業發生財務危機之時點。

4.2 研究樣本與資料來源

本研究係以上市公司為研究對象，其主要原因有下列兩點：

1. 上市公司之財務報表均需經過會計師查核簽證，且受到證券暨期貨管理委員會與台灣證券交易所之監督與相關法令之規範，因此上市公司之各種財務性和非財務性之資訊較為公開，具有相當程度之公信力。
2. 上市公司除了可以在資本市場上獲取所需要之資金外，亦可用股票質押之方式向金融機構申請貸款，因此若上市公司發生財務危機，相對於未上市公司及中小企業，對於投資人及債權人等均會造成相當大之損失與衝擊，影響層面既廣且深。

在研究樣本之選取方面，本研究係以民國七十年一月至八十八年十二月底為取樣期間，搜集此期間內股票才上市之公司。因為證券金融保險業其行業性質較為特殊，其會計處理不同於其他產業，故不列入研究樣本中；再者，本研究傾向預測非高科技產業財務危機之機率，故電子業產業也不納入研究樣本中；另一方面，也剔除財務報表不全及缺重大訊息公告之公司。

上市公司發生財務危機之時點，本研究係依據台灣證券交易所制定之營業細則第 49 條、50 條及 50 條之 1 規定，即變更交易方式為全額交割股、停止買賣或終止上市三種狀況中最早發生之事件為優先。因此，從台灣經濟新報文化事業股份有限公司之資料庫、台灣證券交易所之公開資訊觀測站、中華民國證券暨期貨市場發展基金會之真像王專業剪報資料庫、中央社剪報資料庫及聯合知識庫進行交叉比對，共擷取出 29 家符合財務危機定義之上市公司，按其產業別之家數分佈情形及財務危機公司之樣本詳見表 2 和表 3 所示。

表 2 取樣期間內財務危機公司之產業別家數分佈表

產業別	家數	產業別	家數	產業別	家數
水泥工業	0	化學生技醫療	0	建材營造	4
食品工業	3	玻璃陶瓷	1	航運業	1
塑膠工業	2	造紙工業	1	觀光事業	0
紡織纖維	3	鋼鐵工業	6	貿易百貨	0
電機機械	1	橡膠工業	0	其他	4
電器電纜	0	汽車工業	3		

資料來源：本研究整理

表 3 取樣期間內財務危機公司彙總表

代碼	公司名稱	上市日期	危機日期	危機原因
8724(1226)	立大	82/12/10	88/09/08	全額交割股
1228	台芳	83/10/11	87/11/20	停止買賣
1230	聯成食品	84/10/20	88/12/10	全額交割股
8721(1317)	尚鋒	81/12/16	85/04/15	全額交割股
8711(1320)	大穎	85/03/04	88/09/08	全額交割股
1429	新奇	70/02/24	74/08/01	全額交割股
8717(1448)	瑞圓	81/04/08	88/05/19	全額交割股
8706(1461)	金緯	85/01/15	88/01/20	全額交割股
8707(1508)	中精機	79/11/30	87/11/24	停止買賣
1808	國賓瓷	83/10/26	88/09/08	全額交割股
1908	萬有	70/01/05	87/09/08	停止買賣
2003	同光	76/10/29	82/03/15	全額交割股
8708(2004)	大中鋼鐵	76/11/05	88/02/06	全額交割股
2005	友力	76/11/18	88/02/06	全額交割股
2016	名佳利	81/06/12	87/10/23	全額交割股
8709(2018)	峰安	82/01/13	88/05/10	全額交割股
8714(2021)	紐新	84/01/05	88/09/20	停止買賣
2202	三富	77/12/19	86/11/10	全額交割股
8702(2203)	羽田	77/12/27	85/01/13	全額交割股
8712(2205)	國產車	85/01/06	87/10/17	全額交割股
8719(2519)	宏福	82/09/27	87/11/20	停止買賣
2522	啓阜	83/10/01	88/11/08	全額交割股
2528	皇普	84/03/10	88/12/13	停止買賣
2529	仁翔	84/04/17	89/02/19	全額交割
2613	中櫃	84/01/20	88/09/08	全額交割股
9903	光男	76/12/28	83/11/05	全額交割股
9913	美式	81/08/20	88/01/30	全額交割股
8705(9920)	東隆	83/11/10	87/11/09	停止買賣
8723(9932)	順大裕	81/06/27	87/12/24	全額交割股

資料來源：本研究整理

本研究正常公司之定義係取樣期間內股票才上市之公司，且截至民國八十八年十二月底仍然營運正常、無發生任何財務危機之情事者。依前述資料搜集之方式，進行交叉比對後，最終共擷取出 220 家上市公司作為正常公司樣本，按其產業別之家數分佈情形詳見表 4 所示。

表 4 取樣期間內正常公司之產業別家數分佈表

產業別	家數	產業別	家數	產業別	家數
水泥工業	4	化學生技醫療	15	建材營造	28
食品工業	17	玻璃陶瓷	5	航運業	14
塑膠工業	14	造紙工業	1	觀光事業	4
紡織纖維	35	鋼鐵工業	21	貿易百貨	7
電機機械	16	橡膠工業	6	其他	24
電器電纜	6	汽車工業	3		

資料來源：本研究整理

由表 2 和表 4 可知，本研究在取樣期間內之總樣本共計 249 家上市公司。為了進一步比較使用離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析對預測公司發生財務危機之優劣，另外選取民國八十九年一月至九十一年十二月底作為樣本外期間，如同前述資料搜集之方式，進行交叉比對後，共擷取 29 家符合財務危機定義之上市公司。由於取樣期間內正常公司之家數為 220 家，扣除樣本外期間 29 家財務危機公司後，因此樣本外期間仍營運正常之公司共有 191 家。樣本外期間財務危機公司按其產業別之家數分佈情形及財務危機公司樣本詳見表 5 和表 6 所示。

表 5 樣本外期間財務危機公司之產業別家數分佈表

產業別	家數	產業別	家數	產業別	家數
水泥工業	0	化學生技醫療	0	建材營造	9
食品工業	4	玻璃陶瓷	1	航運業	0
塑膠工業	1	造紙工業	0	觀光事業	0
紡織纖維	3	鋼鐵工業	5	貿易百貨	1
電機機械	1	橡膠工業	0	其他	3
電器電纜	1	汽車工業	0		

資料來源：本研究整理

表 6 樣本外期間財務危機公司彙總表

代碼	公司名稱	上市日期	危機日期	危機原因
8722(1214)	尚德	71/09/08	90/11/01	停止買賣
1222	源益	81/03/18	89/11/06	全額交割股
1224	惠勝	81/10/01	90/09/06	全額交割股
1225	福懋油脂	82/09/27	89/09/11	全額交割股
8713(1322)	延穎	87/11/16	89/05/10	全額交割股
1431	新燕	71/02/25	90/05/08	全額交割股
1438	裕豐	77/12/15	90/11/07	全額交割股
1462	東雲	78/08/15	90/05/24	全額交割股
8720(1509)	元富鋁	80/11/23	90/04/18	全額交割股
1613	台一	84/10/20	91/01/07	全額交割股
1807	羅馬	81/10/07	91/01/10	全額交割股
2011	彥武	79/05/17	89/11/09	停止買賣
2014	燁隆	81/02/20	90/11/30	全額交割股
2019	桂宏	82/02/18	89/09/18	全額交割股
2024	志聯	84/12/30	90/11/13	全額交割股
2025	千興	85/02/08	91/01/10	全額交割股
2512	寶建	81/02/20	91/06/28	全額交割股
2517	長谷	82/05/28	91/01/07	全額交割股
2518	長億	82/08/27	91/07/30	全額交割股
2521	宏總	83/07/18	89/09/07	全額交割股
8725(2531)	三采	84/10/30	90/05/08	全額交割股
8716(2532)	尖美	84/10/30	89/05/25	全額交割股
2537	數位春池	85/09/06	91/05/07	全額交割股
2538	基泰	85/11/01	91/05/07	全額交割股
2539	櫻建	86/07/16	91/05/07	全額交割股
2904	匯僑	72/01/05	90/09/11	全額交割股
9906	興達	79/12/15	90/11/07	全額交割股
9911	櫻花	81/07/16	91/05/07	全額交割股
9922	優美	84/01/17	90/09/06	全額交割股

資料來源：本研究整理

4.3 研究變數

4.3.1 因變數

1. Logit 模型

本研究之因變數定義為「上市公司是否發生財務危機」，以虛擬變數表示，1 表示為發生財務危機之公司，0 表示為正常營運公司。

2. Probit 模型

與 Logit 模型相同，因變數定義為「上市公司是否發生財務危機」，以虛擬變數表示，1 表示為發生財務危機之公司，0 表示為正常營運公司。

3. 離散型倖存模型

Shumway (2001) 將離散型倖存模型定義為多期 Logit 模型。多期 Logit 模型係將公司內各期之資料視為獨立，故在多期 Logit 模型中，只有在公司發生財務危機之當年度，其因變數為 1，否則為 0。



4. 多變量區別分析

因變數定義為取樣公司在區別軸上之區別分數。

4.3.2 解釋變數

本研究採用兩組解釋變數，第一組解釋變數包含了 Altman (1968) 所採用之 5 項財務比率和 Shumway (2001) 之公司年齡變數 (取對數)，簡稱為 Altman 變數組合；第二組解釋變數則包含了 Zmijewski (1984) 所採用之 3 項財務比率和 Shumway 之公司年齡變數 (取對數)，簡稱為 Zmijewski 變數組合。

Altman (1968) 所採用之 5 項財務比率分別為：營運資金/資產總額 (working capital/total assets; WC/TA)、保留盈餘/資產總額 (retained earnings/total assets; RE/TA)、稅前息前盈餘/資產總額 (earnings before interest and taxes/total assets; EBIT/TA)、股東權益市值/總負債帳面價值 (market value of equity/book value of total debt; ME/TL) 及銷貨收入/資產總額 (sales/total assets; S/TA)。

Zmijewski (1984) 所採用之3項財務比率分別為：淨利/資產總額 (net income/total assets; NI/TA)、負債總額/資產總額 (total debt/total assets; TL/TA) 及流動資產/流動負債 (current assets/current liabilities; CA/CL)。

公司年齡變數係參考 Shumway (2001)。在本研究中，每家樣本公司之年齡係自個別公司之股票上市交易日起算，直至發生財務危機之事件日或觀察期間結束之累計「年數」。其值再取自然對數，意謂著倖存模式為一種加速失敗時間模型。

用個別公司股票上市交易日而不採用自公司成立日來衡量公司年齡之理由為公司在核准上市前需要符合證管機關企業上市之規定與要求，因此公司在初次上市時是齊質的 (homogeneous)。再者，一家企業有可能是小型投機公司或是大型控股公司，故在經濟意義上，用公司成立日來衡量公司年齡係低於股票上市交易日。

為了使參數估計值及各模型對公司發生財務危機之預測能力不受解釋變數之全距 (range)、極端值 (outlier)、測量單位 (unit)、以及分佈區域 (spread) 等因素之影響，本研究將所有解釋變數先予以標準化 (standardize)，再進行參數估計。

本研究在取樣期間內總樣本共計有 249 家上市公司，其中財務危機公司共計 29 家，正常公司共計 220 家。從台灣經濟新報文化事業股份有限公司之資料庫搜集 249 家上市公司在取樣期間內之 9 項解釋變數年資料，最終共搜集了 1,848 筆，表 7 即係 9 項解釋變數年資料之敘述統計。

表 7 解釋變數之敘述統計

解釋變數	來源	平均數	中位數	標準差	最小值	最大值
WC/TA	Alt	0.1486	0.1395	0.1803	-1.0713	1.1979
RE/TA	Alt	0.0533	0.0593	0.1232	-1.6818	0.6752
EBIT/TA	Alt	0.0592	0.0602	0.0854	-1.0061	0.6526
ME/TL	Alt	5.4051	3.3237	6.4633	0.0355	78.7321
S/TA	Alt	0.7228	0.6318	0.4568	-0.1665	4.1400
NI/TA	Zmi	0.0347	0.0407	0.0984	-1.6825	0.6407
TL/TA	Zmi	0.4000	0.3942	0.1690	0.0485	1.5139
CA/TL	Zmi	1.9803	1.4929	1.6762	0.0129	21.1094
年齡(取對數)	Shu	1.3867	1.6094	0.7535	0.0000	2.8332

註：「來源」係本研究之解釋變數所參考之文獻。

Alt : Altman (1968), Zmi : Zmijewski (1984), Shu : Shumway (2001)。

五、實證結果與分析

為了使參數估計值和離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析對公司發生財務危機之預測能力不受解釋變數之全距、極端值、測量單位及分佈區域等因素之影響，本研究將所有解釋變數先予以標準化，再進行參數估計。

本研究先以 MLE 進行離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之參數估計，而在多變量區別分析中，則係以群體間變異和群體內變異之比率為最大來估計其區別參數；再利用各模型所估計出來之參數值分別計算樣本內時間點公司發生財務危機之機率，找出各模型之最適分界點；最後係驗證及比較各模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測效果。

本章分為三節，第一節探討使用 Altman 之變數組合時，亦即 Shumway (2001) 之公司年齡變數（取對數）與 Altman (1968) 所採用之 5 項財務比率，各模型對公司發生財務危機之預測結果與分析；第二節則探討使用 Zmijewski 之變數組合時，亦即 Shumway 之公司年齡變數（取對數）與 Zmijewski (1984) 所採用之 3 項財務比率，各模型對公司發生財務危機之預測結果及分析；第三節則比較 Altman 變數組合與 Zmijewski 變數組合之解釋能力。

5.1 Altman 變數組合之預測結果與分析

本研究係以民國七十年一月至八十八年十二月底為取樣期間，在取樣期間內之總樣本共計有 249 家上市公司，其中財務危機公司共計 29 家，正常公司共計 220 家。從台灣經濟新報文化事業股份有限公司之資料庫搜集 249 家上市公司在取樣期間內解釋變數「所有」之歷史年資料，最終共搜集了 1,848 筆資料來進行離散型倖存模型之參數估計；Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析則係搜集取樣期間內解釋變數「最後一筆」之年資料，最終共搜集了 249 筆資料來進行參數估計。表 8 至表 10 即係在 Altman 之變數組合下，離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之參數估計值；由於多變量區別分析有 2 項重要之假設條件，即解釋變數資料須符合多元常態分配及財務危機公司與

正常公司兩群體之共變異數矩陣須相等，因此表 11 為多變量區別分析中假設條件之檢定結果，表 12 則為多變量區別分析之參數估計值，表 13 係彙總四種模型之參數估計值。

表 8 離散型倖存模型之參數估計值 (Altman 變數組合)

變數	係數	標準差	Wald 卡方統計量	P 值
Ln(年齡)	-0.0151	0.0497	0.093	0.747
WC/TA	-0.0291	0.0552	0.278	0.548
RE/TA	-0.3219*	0.1097	8.604	0.000
EBIT/TA	0.0879	0.0972	0.816	0.078
ME/TL	0.0486	0.0523	0.865	0.300
S/TA	-0.2876	0.0504	0.158	0.670
模型適合度檢定：chi-square=23.522 P 值=0.001				

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

表 9 Logit 模型之參數估計值 (Altman 變數組合)

變數	係數	標準差	Wald 卡方統計量	P 值
Ln(年齡)	-0.1383	0.1442	0.920	0.326
WC/TA	-0.1561	0.2083	0.562	0.405
RE/TA	-3.9517*	0.8410	22.074	0.000
EBIT/TA	1.8612*	0.5942	9.809	0.000
ME/TL	0.4580*	0.1634	7.852	0.001
S/TA	-0.2876	0.1818	2.502	0.080
模型適合度檢定：chi-square=67.154 P 值=0.000				

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

表 10 Probit 模型之參數估計值 (Altman 變數組合)

變數	係數	標準差	Wald 卡方統計量	P 值
Ln(年齡)	-0.0782	0.24462	0.102	0.353
WC/TA	-0.1017*	0.34260	0.088	0.021
RE/TA	-1.3205*	0.81648	2.616	0.000
EBIT/TA	0.4388*	0.63850	0.472	0.000
ME/TL	0.2197*	0.26455	0.689	0.002
S/TA	-0.1131	0.28323	0.160	0.203
模型適合度檢定：chi-square=289.290 P 值=0.022				

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

表 11 檢定多變量區別分析之假設條件 (Altman 變數組合)

	Ln(年齡)	WC/TA	RE/TA	EBIT/TA	ME/TL	S/TA
K-S 常態性檢定	2.296*	1811*	4.052*	3.392*	3.274*	1.950*
	(0.000)	(0.003)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)
共變異數矩陣相等之檢定：chi-square=514.248 (0.000)						

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。
括弧內為 p 值 (p-value)。

表 12 多變量區別分析之參數估計值 (Altman 變數組合)

變數	係數	Wilks' Λ	F 統計量	P 值
Ln(年齡)	0.1144	1.000	0.008	0.928
WC/TA	0.2401*	0.819	54.666	0.000
RE/TA	0.9325*	0.702	104.632	0.000
EBIT/TA	0.1829*	0.839	47.468	0.000
ME/TL	-0.3041	0.992	2.035	0.155
S/TA	0.3103*	0.965	8.886	0.003
區別函數顯著性檢定：chi-square=101.154 P 值=0.000				

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

表 13 四種模型之參數估計值 (Altman 變數組合)

模型	Ln(年齡)	WC/TA	RE/TA	EBIT/TA	ME/TL	S/TA
離散型倖存模型	-0.0151 (0.747)	-0.0291 (0.548)	-0.3219* (0.000)	0.0879 (0.078)	0.0486 (0.300)	-0.0200 (0.670)
Logit 模型	-0.1383 (0.326)	-0.1561 (0.405)	-3.9517* (0.000)	1.8612* (0.000)	0.4580* (0.001)	-0.2876 (0.080)
Probit 模型	-0.0782 (0.353)	-0.1017* (0.021)	-1.3205* (0.000)	0.4388* (0.000)	0.2197* (0.002)	-0.1131 (0.203)
多變量區別分析	0.1144 (0.928)	0.2401* (0.000)	0.9325* (0.000)	0.1829* (0.000)	-0.3041 (0.155)	0.3103* (0.003)

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。
括弧內為 p 值 (p-value)。

在多變量區別分析之假設條件檢定中，由表 11 可得知，當解釋變數為公司年齡（取對數）與 Altman 所採用之 5 項財務比率時，每一項解釋變數均不符合常態性之要求；且財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣不相等，因此未滿足多變量區別分析之假設條件。

Altman 所採用之 5 項財務比率之特性為：其值越高，則公司愈不易發生財務危機。表 13 中，公司年齡變數之參數估計值在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中均為負值，在多變量區別分析中為正值；表示公司上市期間愈長，經營狀況愈穩定，愈不易發生財務危機；但該參數值之檢定結果在四種模型中均不顯著，顯示公司之存續期間與公司是否發生財務危機之關聯性很小。

WC/TA 變數之參數估計值在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中均為負值，在多變量區別分析中為正值；表示公司理財愈適當，愈不易發生財務危機；但該參數值之檢定結果在離散型倖存模型和 Logit 模型中均不顯著，而在 Probit 模型及多變量區別分析中係顯著。

RE/TA 變數之參數估計值在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中均為負值，在多變量區別分析中為正值；且參數值之檢定結果在四種模型中均係顯著，表示公司累積獲利之能力愈強，愈不易發生財務危機。

EBIT/TA 變數之參數估計值在四種模型中均為正值，該參數值之檢定結果在離散型倖存模型中為不顯著，但在 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析中均係顯著。ME/TL 變數之參數估計值在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中均為正值，在多變量區別分析中為負值；該參數值之檢定結果在離散型倖存模型及多變量區別分析中為不顯著，但在 Logit 模型和 Probit 模型中係顯著。

最後，S/TA 變數之參數估計值在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中均為負值，在多變量區別分析中為正值；表示公司總資產運用效能愈高，愈不易發生財務危機；但該參數值之檢定結果僅在多變量區別分析中為顯著，其餘三種模型均不顯著，顯示該三種模型下，公司之資產總額在營業上之運用情形和公司是否發生財務危機之關聯性很小，僅在多變量區別分析中，其關聯性很強。

由表 13 可得知，在解釋變數為公司年齡（取對數）與 Altman 所採用之 5 項財務比率之組合下，離散型倖存模型之參數估計值若檢定結果為顯著時，其參數值為負值，多變量區別分析之參數估計值若檢定結果為顯著時，其參數值為正值，均與該變數之本質一致；然而，Logit 和 Probit 兩種模型之參數估計值若檢定結果為顯著時，卻產生了其參數之正負值與該變數之本質不符合之混淆情況。

在模型適合度檢定中，由表 8 至表 10 可得知，離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型在 5% 之顯著水準下均拒絕虛無假設，表示解釋變數為 Altman 之變數組合確實對公司發生財務危機有影響。而在區別函數顯著性檢定方面，由表 12 可得知其區別函數

能顯著地區分財務危機公司與正常公司。

圖 3 係在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型下，當解釋變數為 Altman 之變數組合時，給定各種分界點，其所對應之樣本內型 I 誤差率及型 II 誤差率之總和，所形成之軌跡。橫軸為可能之分界點 $P \in (0,1)$ ，縱軸為在各種分界點之下，其所對應之樣本內型 I 及型 II 誤差率之總和 $(\alpha_{in}(P) + \beta_{in}(P))$ ；垂直線與橫軸之交點為 $(\alpha_{in}(P) + \beta_{in}(P))$ 發生最小值之處，其值即為最適分界點 \hat{P} 。

圖 4 係在多變量區別分析下，當解釋變數為 Altman 之變數組合時，給定各種分界點，其所對應之樣本內型 I 誤差率及型 II 誤差率之總和，所形成之軌跡。橫軸為可能之分界點 $Z \in (-\infty, +\infty)$ ，縱軸為在各種分界點之下，其所對應之樣本內型 I 及型 II 誤差率之總和 $(\alpha_{in}(Z) + \beta_{in}(Z))$ ；垂直線與橫軸之交點為 $(\alpha_{in}(Z) + \beta_{in}(Z))$ 發生最小值之處，其值即為最適分界點 \hat{Z} 。

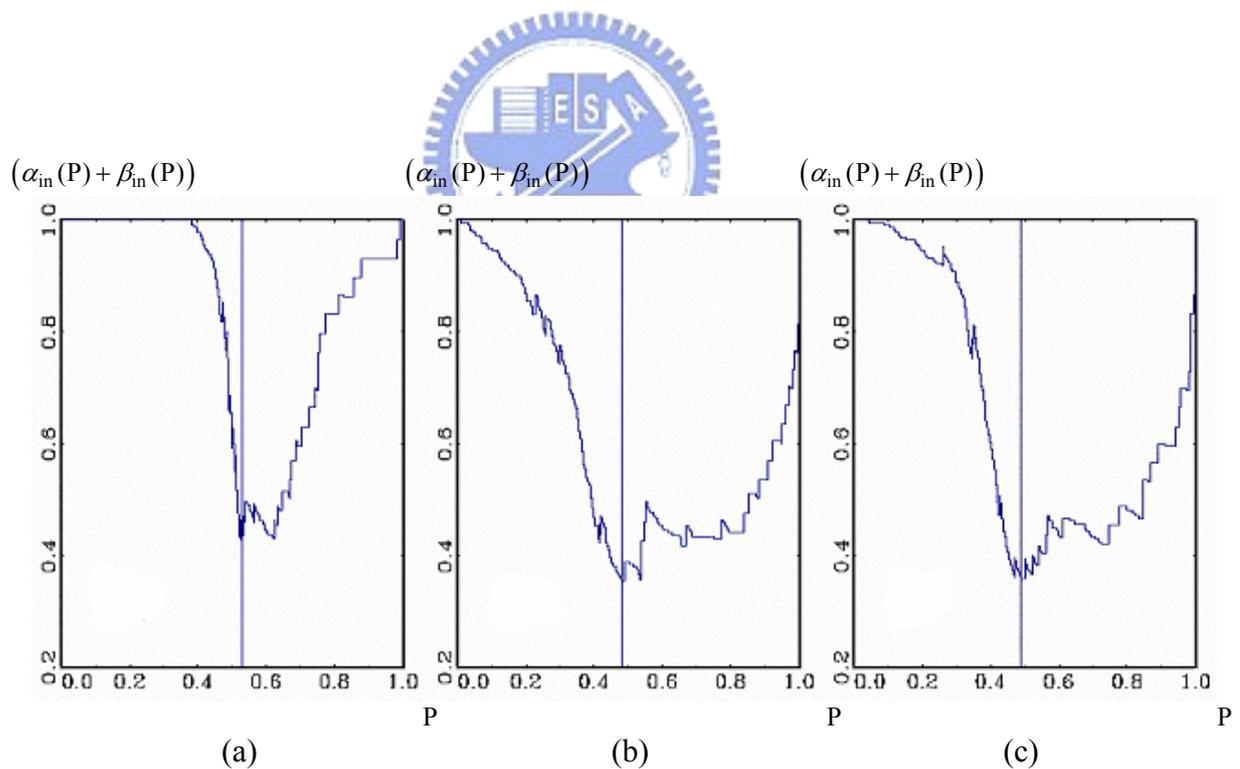


圖 3 離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之最適分界點 (Altman 變數組合)

註：圖(a)為離散型倖存模型、(b)為 Logit 模型、(c)為 Probit 模型。

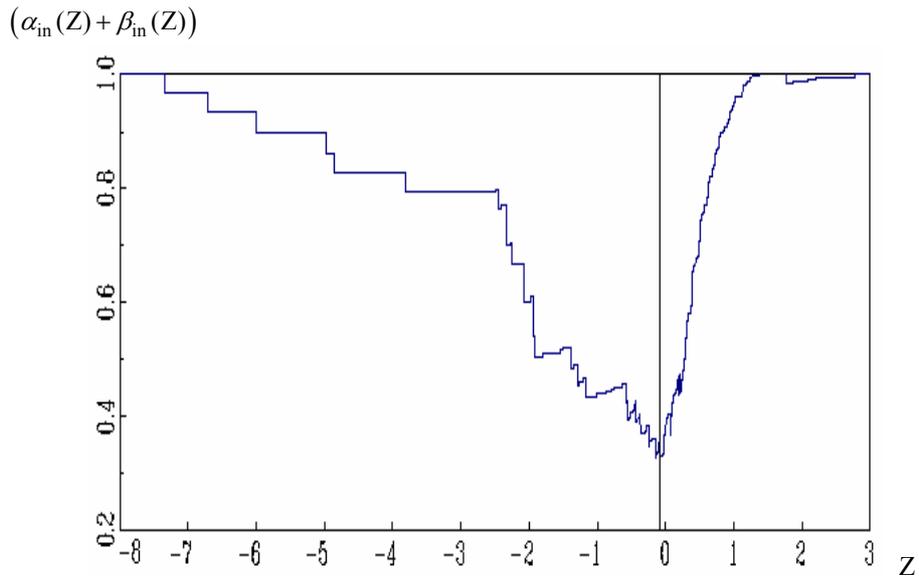


圖 4 多變量區別分析之最適分界點 (Altman 變數組合)

表 14 四種模型之最適分界點 (Altman 變數組合)

	離散型倖存模型	Logit 模型	Probit 模型	多變量區別分析
最適分界點	0.5281	0.4808	0.4866	-0.0815

註：離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之最適分界點為機率值，多變量區別分析之最適分界點則為分數。

表 14 即為四種模型之最適分界點，其中離散型倖存模型之最適分界點均大於 Logit 模型及 Probit 模型。

表 15 係四種模型分別依其最適分界點所得之樣本外型 I 誤差率、型 II 誤差率及總分類誤差率。由表 15 可得知，四種模型之樣本外型 II 誤差率及總分類誤差率大致相同，但樣本外型 I 誤差率中，多變量區別分析為最低，其次係離散型倖存模型；因此當解釋變數為 Altman 之變數組合時，雖然多變量區別分析對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力優於離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型，但由於解釋變數之資料以及財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣皆不滿足多變量區別分析之假設條件，所以有可能高估了多變量區別分析之預測能力，因而並不意謂著離散型倖存模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力不及多變量區別分析。

表 15 四種模型樣本外誤差率之比較 (Altman 變數組合)

模型	型 I 誤差率	型 II 誤差率	總分類誤差率
離散型倖存模型	0.0345	0.2513	0.2227
Logit 模型	0.1724	0.2251	0.2182
Probit 模型	0.1034	0.2251	0.2091
多變量區別分析	0.0000	0.2461	0.2136

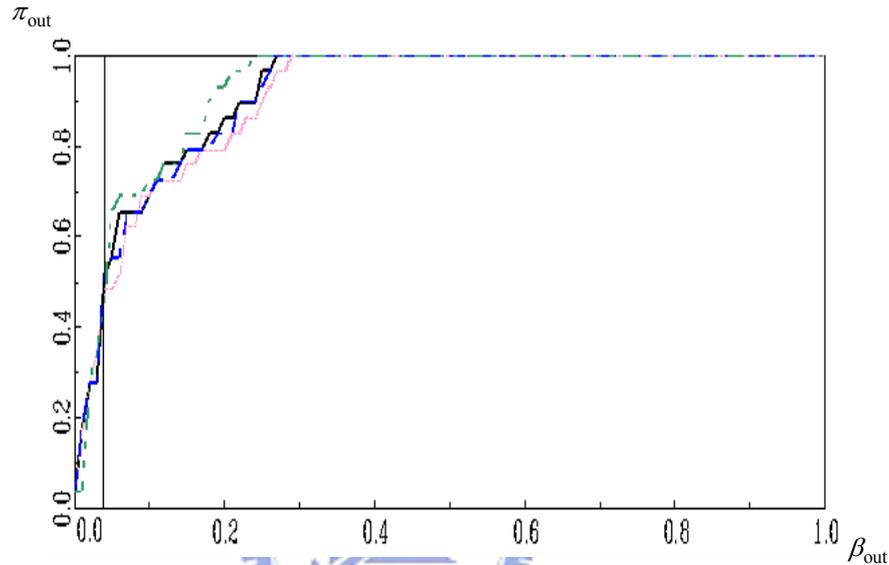


圖 5 四種模型之檢定力曲線 (Altman 變數組合)

註：實線為離散型倖存模型、點線為 Logit 模型、短折線為 Probit 模型、短折加點線為多變量區別分析。

圖 5 為四種模型下，給定某一樣本外型 II 誤差率 $\beta_{out} \in (0,1)$ ，其所對應之檢定力函數值 $\pi_{out}(P_{\beta_{out}})$ 或 $\pi_{out}(Z_{\beta_{out}})$ 所形成之軌跡，亦即檢定力曲線 (power curves)。橫軸為樣本外型 II 誤差率，縱軸為檢定力函數值。由圖 5 可得知，當樣本外型 II 誤差率大於 0.0471，則多變量區別分析之樣本外檢定力函數值會高於或近似於離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型；若僅比較離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型，結果係當樣本外型 II 誤差率大於 0.1081，則離散型倖存模型之樣本外檢定力函數值會高於或近似於 Logit 模型與 Probit 模型。

因此，當解釋變數為 Altman 之變數組合時，在容許樣本外型 II 誤差率大於 0.0471 之情形下，雖然多變量區別分析對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力優於離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型，但由於解釋變數資料及財務危機公司與正常公

司兩群體之共變異數矩陣皆不滿足多變量區別分析之假設條件，因而也並不代表離散型倖存模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力不及多變量區別分析。

表 16 為四種模型中部份之樣本外型 II 誤差率與其所對應之檢定力函數值。由表 16 可得知，若容許樣本外型 II 誤差率大於 0.08，則多變量區別分析所得到之檢定力函數值會高於或近似於離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型；但若排除多變量區別分析，僅觀察離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型，則離散型倖存模型在表中所列示之樣本外型 II 誤差率下，所得到之檢定力函數值均高於或近似於 Logit 模型及 Probit 模型，代表離散型倖存模型正確預測出財務危機公司之能力優於 Logit 模型及 Probit 模型；另一方面，若允許樣本外型 II 誤差率超過 0.28，則四種模型均可正確地預測出全部之財務危機公司。

表 16 四種模型之樣本外檢定力函數值 (Altman 變數組合)

型 II 誤差率	離散型倖存模型	Logit 模型	Probit 模型	多變量區別分析
0.00	0.0345	0.0345	0.0345	0.0345
0.04	0.5172	0.4828	0.5172	0.4483
0.08	0.6552	0.6207	0.6552	0.6897
0.12	0.7586	0.7241	0.7241	0.7586
0.16	0.7931	0.7586	0.7931	0.8276
0.20	0.8621	0.7931	0.8276	0.9310
0.24	0.8966	0.8621	0.8966	1.0000
0.28	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
0.32	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

註：僅部份列出。

5.2 Zmijewski 變數組合之預測結果與分析

如同第一組解釋變數，從台灣經濟新報文化事業股份有限公司之資料庫搜集 249 家上市公司在取樣期間內解釋變數「所有」之歷史年資料，最終共搜集了 1,848 筆資料來進行離散型倖存模型之參數估計；Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析則係搜集取樣期間內解釋變數「最後一筆」之年資料，最終共搜集了 249 筆資料來進行參數估計。表 17 至表 19 即為在 Zmijewski 之變數組合下，離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之參數估計值；由於多變量區別分析有 2 項重要之假設條件，即解釋變數資料須符合多元常態分配及財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣須相等，因此表 20 為多變量區別分析中假設條件之檢定結果，表 21 則為多變量區別分析之參數估計值，表 22 係彙總四種模型之參數估計值。

表 17 離散型倖存模型之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)

變數	係數	標準差	Wald 卡方統計量	P 值
Ln(年齡)	0.0009	0.0497	0.000	0.985
NI/TA	-0.2421*	0.0716	11.424	0.000
TL/TA	0.0704	0.0643	1.196	0.146
CA/CL	0.0522	0.0563	0.861	0.267
模型適合度檢定：chi-square=23.971			P 值=0.000	

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

表 18 Logit 模型之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)

變數	係數	標準差	Wald 卡方統計量	P 值
Ln(年齡)	-0.0223	0.1423	0.025	0.874
NI/TA	-1.5164*	0.3987	14.469	0.000
TL/TA	0.6676*	0.2377	7.887	0.000
CA/CL	0.3827*	0.1706	5.034	0.006
模型適合度檢定：chi-square=56.625			P 值=0.000	

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

表 19 Probit 模型之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)

變數	係數	標準差	Wald 卡方統計量	P 值
Ln(年齡)	0.0098	0.0930	0.011	0.883
NI/TA	-0.7200*	0.2096	11.800	0.000
TL/TA	0.4358*	0.1525	8.168	0.000
CA/CL	0.2335*	0.1132	4.259	0.000
模型適合度檢定：chi-square=291.557 P 值=0.022				

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

表 20 檢定多變量區別分析之假設條件 (Zmijewski 變數組合)

	Ln(年齡)	NI/TA	TL/TA	CA/CL
K-S 常態性檢定	2.296*	4.238*	1.251	3.328*
	(0.000)	(0.000)	(0.087)	(0.000)
共變異數矩陣相等之檢定：chi-square=273.736 (0.000)				

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

括弧內為 p 值 (p-value)。

表 21 多變量區別分析之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)

變數	係數	Wilks' Λ	F 統計量	P 值
Ln(年齡)	-0.0644	1.000	0.008	0.928
NI/TA	0.4056*	0.764	76.269	0.000
TL/TA	-1.0751*	0.713	99.661	0.000
CA/CL	-0.4034*	0.981	4.828	0.029
區別函數顯著性檢定：chi-square=102.017 P 值=0.000				

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

表 22 四種模型之參數估計值 (Zmijewski 變數組合)

模型	Ln(年齡)	NI/TA	TL/TA	CA/CL
離散型倖存模型	0.0009	-0.2421*	0.0704	0.0522
	(0.985)	(0.000)	(0.146)	(0.267)
Logit 模型	-0.0223	-1.5164*	0.6676*	0.3827*
	(0.874)	(0.000)	(0.000)	(0.006)
Probit 模型	0.0098	-0.7200*	0.4358*	0.2335*
	(0.883)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
多變量區別分析	-0.0644	0.4056*	-1.0751*	-0.4034*
	(0.928)	(0.000)	(0.000)	(0.029)

註：*顯著水準 $\alpha = 0.05$ 。

括弧內為 p 值 (p-value)。

在多變量區別分析之假設條件檢定中，由表 20 可得知，當解釋變數為公司年齡（取對數）與 Zmijewski 所採用之 3 項財務比率時，除了 TL/TA 符合常態性外，其餘之解釋變數均不符合常態性之要求；且財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣不相等，因此也未滿足多變量區別分析之假設條件。

Zmijewski 所採用之 3 項財務比率之特性為：NI/TA 及 CA/CL 之值愈大、TL/TA 之值愈小，則公司愈不易發生財務危機。表 22 中，公司年齡變數之參數值其檢定結果在四種模型中仍不顯著，再次顯示出公司之存續期間與公司是否發生財務危機之關聯性很小。

NI/TA 變數之參數估計值在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中均為負值，在多變量區別分析中為正值，且該參數值之檢定結果在四種模型中均係顯著，表示公司之總資產報酬率愈高，獲利能力愈強，愈不易發生財務危機。

TL/TA 變數之參數估計值在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中均為正值，在多變量區別分析中為負值，表示公司之負債比率愈小，其財務結構愈好，愈不易發生財務危機；但該參數值之檢定結果僅在離散型倖存模型中為不顯著，在 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析中均係顯著。

最後，CA/CL 變數之參數估計值在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型中均為正值，在多變量區別分析中為負值；該參數值之檢定結果僅在離散型倖存模型中為不顯著，但在 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析中係顯著。

由表 22 可得知，在解釋變數為公司年齡（取對數）與 Zmijewski 所採用之 3 項財務比率之組合下，離散型倖存模型之參數估計值若檢定結果為顯著時，其參數值為負值，與該變數之本質一致；然而，Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析之參數估計值若檢定結果為顯著時，同樣也產生了其參數之正負值與該變數之本質不符合之混淆情況。

在模型適合度檢定中，由表 17 至表 19 可得知，離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型在 5% 之顯著水準下均拒絕虛無假設，表示解釋變數為 Zmijewski 之變數組合也同樣對公司發生財務危機有影響。而在區別函數顯著性檢定方面，由表 21 可得知其區別函數也能顯著地區分財務危機公司與正常公司。

圖 6 係在離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型下，當解釋變數為 Zmijewski 之變數組合時，給定各種分界點，其所對應之樣本內型 I 誤差率及型 II 誤差率之總和，所形成之軌跡。橫軸為可能之分界點 $P \in (0,1)$ ，縱軸為在各種分界點之下，其所對

應之樣本內型 I 及型 II 誤差率之總和 $(\alpha_{in}(P)+\beta_{in}(P))$ ；垂直線與橫軸之交點為 $(\alpha_{in}(P)+\beta_{in}(P))$ 發生最小值之處，其值即為最適分界點 \hat{P} 。

圖 7 係在多變量區別分析下，當解釋變數為 Zmijewski 之變數組合時，給定各種分界點，其所對應之樣本內型 I 誤差率及型 II 誤差率之總和，所形成之軌跡。橫軸為可能之分界點 $Z \in (-\infty, +\infty)$ ，縱軸為在各種分界點之下，其所對應之樣本內型 I 及型 II 誤差率之總和 $(\alpha_{in}(Z)+\beta_{in}(Z))$ ；垂直線與橫軸之交點為 $(\alpha_{in}(Z)+\beta_{in}(Z))$ 發生最小值之處，其值即為最適分界點 \hat{Z} 。

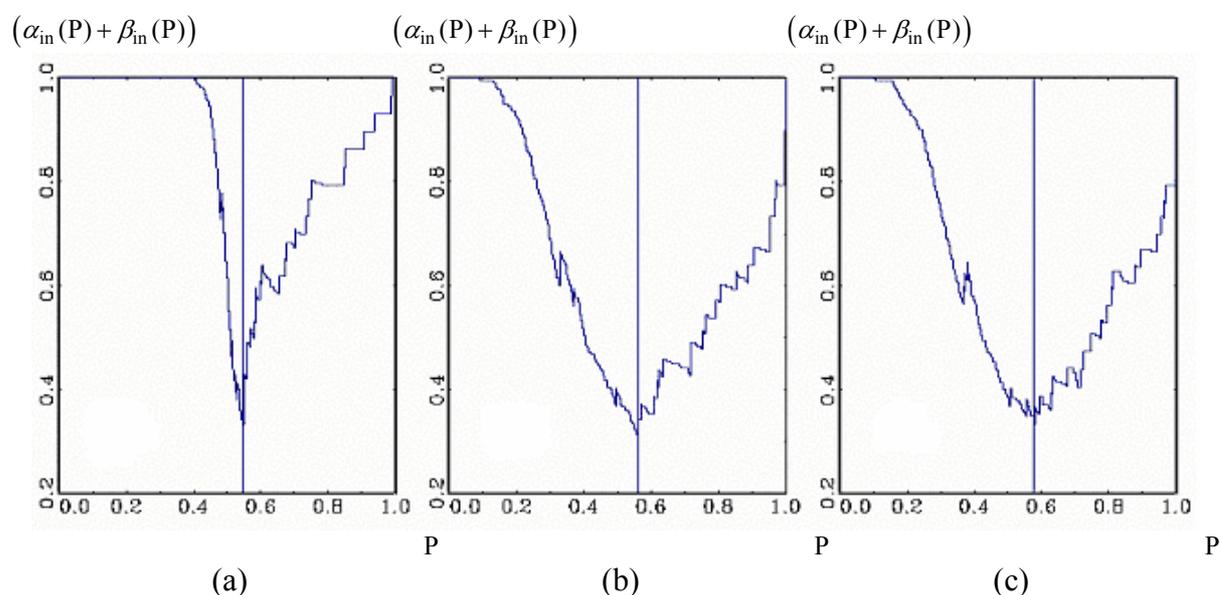


圖 6 離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之最適分界點 (Zmijewski 變數組合)

註：圖(a)為離散型倖存模型、(b)為 Logit 模型、圖(c)為 Probit 模型。

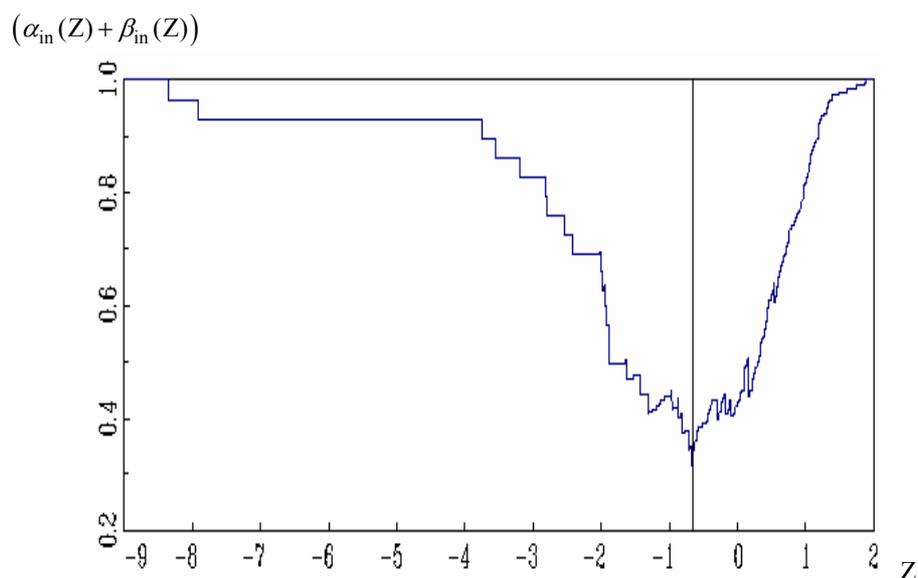


圖 7 多變量區別分析之最適分界點 (Zmijewski 變數組合)

表 23 四種模型之最適分界點 (Zmijewski 變數組合)

	離散型倖存模型	Logit 模型	Porbit 模型	多變量區別分析
最適分界點	0.5476	0.5621	0.5772	-0.6908

註：離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之最適分界點為機率值，多變量區別分析之最適分界點則為分數。

表 24 四種模型樣本外誤差率之比較 (Zmijewski 變數組合)

模型	型 I 誤差率	型 II 誤差率	總分類誤差率
離散型倖存模型	0.2413	0.1675	0.1773
Logit 模型	0.2413	0.1518	0.1636
Probit 模型	0.2413	0.1623	0.1727
多變量區別分析	0.1724	0.1728	0.1727

表 23 即為四種模型之最適分界點，其中離散型倖存模型、Logit 及 Probit 模型之最適分界點均很相近。

表 24 係四種模型分別依其最適分界點所得之樣本外型 I 誤差率、型 II 誤差率及總分類誤差率。由表 24 可得知，四種模型之樣本外型 II 誤差率及總分類誤差率大致相同，但樣本外型 I 誤差率中，多變量區別分析依然最低，其他三種模型則係完全相同，

因此，當解釋變數為 Zmijewski 之變數組合時，雖然多變量區別分析對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力優於離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型，但由於解釋變數之資料及財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣皆不滿足多變量區別分析之假設條件，所以有可能高估了預測能力，因而並不代表多變量區別分析對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力真的優於其他三個模型；若僅比較離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力，則可看出離散型倖存模型與 Logit 模型和 Probit 模型大致相同。

圖 8 係四種模型之檢定力曲線，橫軸為樣本外型 II 誤差率，縱軸為檢定力函數值。由圖 8 可得知，當樣本外型 II 誤差率大於 0.1830，則離散型倖存模型之樣本外檢定力函數值會高於或近似於 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析；因此，當解釋變數為 Zmijewski 之變數組合時，在容許樣本外型 II 誤差率大於 0.1830 之情形下，離散型倖存模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力係優於 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析。

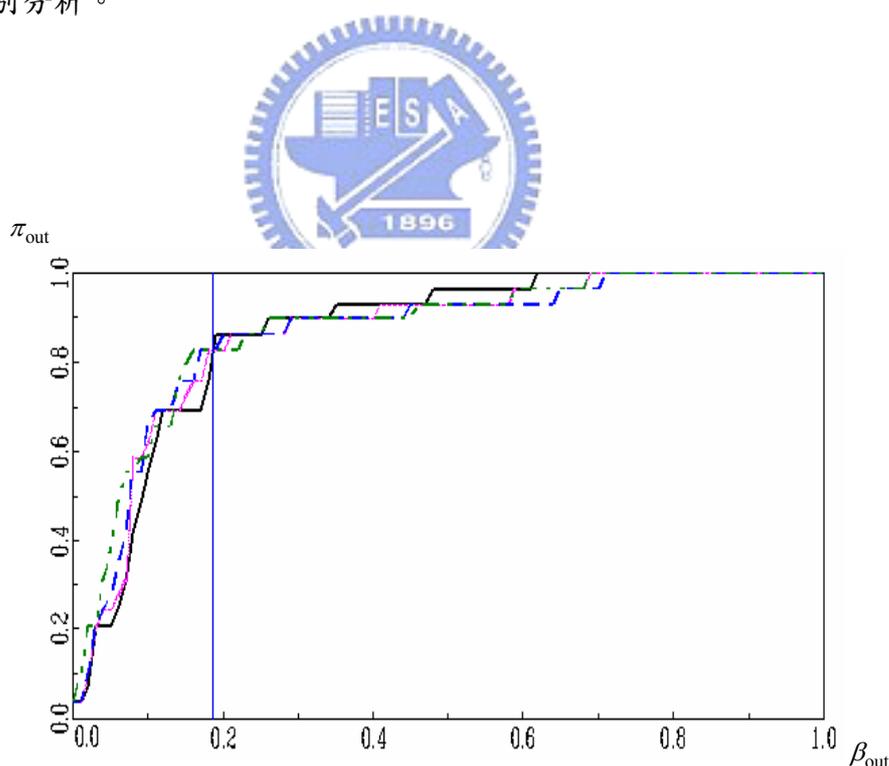


圖 8 四種模型之檢定力曲線 (Zmijewski 變數組合)

註：實線為離散型倖存模型、點線為 Logit 模型、短折線為 Probit 模型、短折加點線為多變量區別分析。

表 25 為四種模型中部份之樣本外型 II 誤差率與其所對應之檢定力函數值。由表 25 可得知，當容許樣本外型 II 誤差率大於 0.20，則離散型倖存模型所得到之樣本外檢定力函數值會高於或近似於 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析，代表離散型倖存模型正確預測出財務危機公司之能力優於其他三種模型；此外，若允許樣本外型 II 誤差率超過 0.64，則離散型倖存模型可正確預測出全部之財務危機公司，且其樣本外檢定力函數值上升至 1 之速度均較 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析來得快。

表 25 四種模型之樣本外檢定力函數值 (Zmijewski 變數組合)

型 II 誤差率	離散型倖存模型	Logit 模型	Probit 模型	多變量區別分析
0.04	0.2069	0.2414	0.2414	0.3103
0.08	0.4138	0.5862	0.5517	0.5517
0.12	0.6897	0.6552	0.6897	0.6552
0.16	0.6897	0.7586	0.7586	0.8276
0.20	0.8621	0.8276	0.8621	0.8276
0.24	0.8621	0.8621	0.8621	0.8621
0.28	0.8966	0.8621	0.8621	0.8966
0.32	0.8966	0.8966	0.8966	0.8966
0.36	0.9310	0.8966	0.8966	0.8966
0.40	0.9310	0.8966	0.8966	0.8966
0.44	0.9310	0.9310	0.8966	0.8966
0.48	0.9655	0.9310	0.9310	0.9310
0.52	0.9655	0.9310	0.9310	0.9310
0.56	0.9655	0.9310	0.9310	0.9310
0.60	0.9655	0.9655	0.9310	0.9655
0.64	1.0000	0.9655	0.9310	0.9655
0.68	1.0000	0.9655	0.9655	0.9655
0.72	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
0.76	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

註：僅部份列出。

5.3 Altman 變數組合與 Zmijewski 變數組合之比較

圖 9 係分別在離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析下，比較使用 Altman 之變數組合與 Zmijewski 之變數組合對公司發生財務危機之預測效果。

圖 9 中，橫軸為樣本外型 II 誤差率，縱軸為檢定力函數值；實線代表 Altman 之變數組合，亦即解釋變數為公司年齡 (取對數) 與 Altman 所採用之 5 項財務比率，短折線則代表 Zmijewski 之變數組合，亦即解釋變數為公司年齡 (取對數) 與 Zmijewski 所採用之 3 項財務比率。由圖 9 可得知，給定樣本外型 II 誤差率，四種模型使用 Altman 之變數組合所描繪出之檢定力曲線絕大部份均高於使用 Zmijewski 之變數組合，亦即使用 Altman 之變數組合可得到較大之樣本外檢定力函數值，因此，使用 Altman 之變數組合來進行樣本外公司發生財務危機之預測，其正確率會高於使用 Zmijewski 之變數組合。



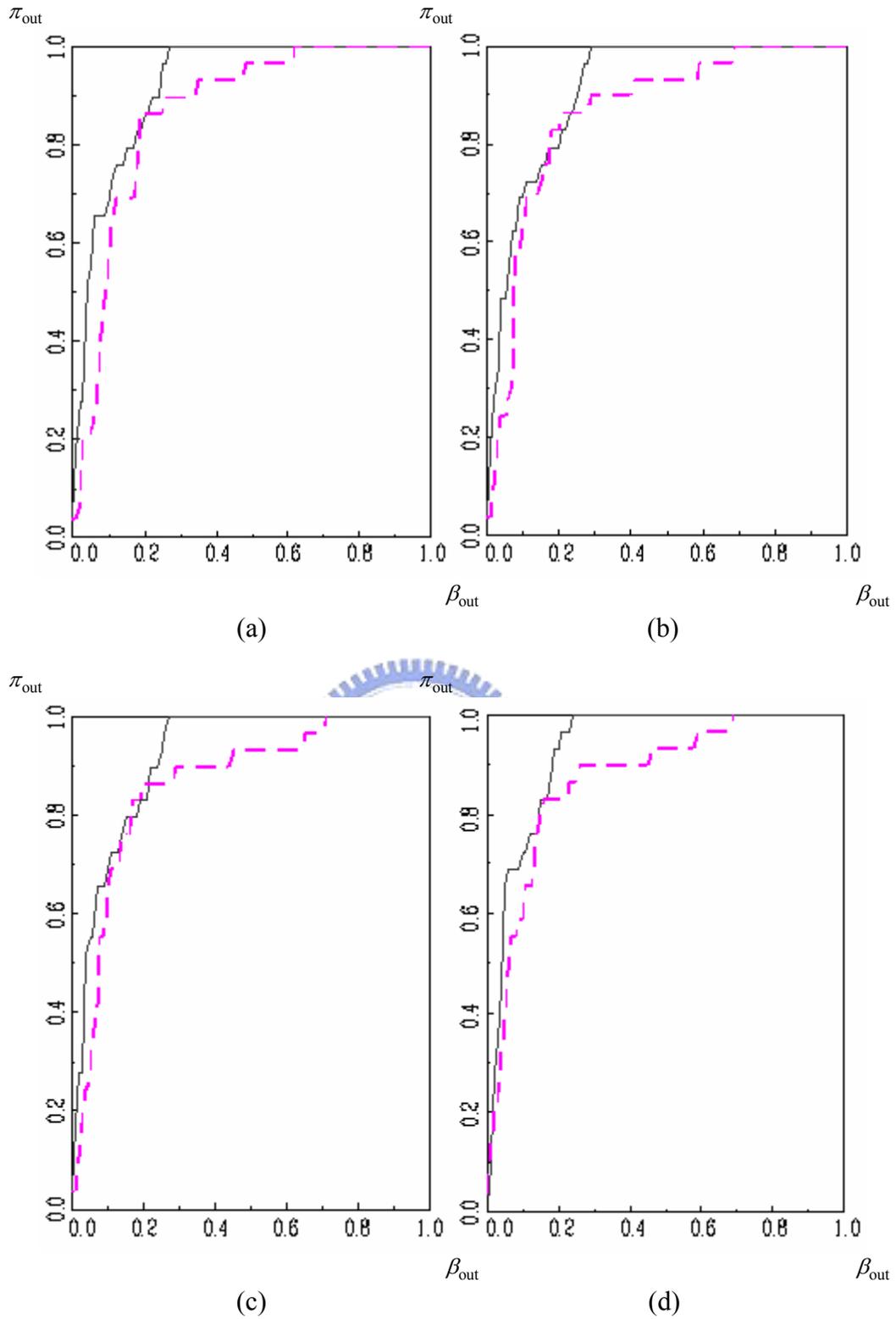


圖 9 四種模型下 Altman 變數組合與 Zmijewski 變數組合之檢定力曲線

註:1.實線為 Altman 之變數組合，短折線為 Zmijewski 之變數組合。

2.圖(a)為離散型倖存模型、(b)為 Logit 模型、(c)為 Probit 模型、(d)為多變量區別分析。

六、結論與建議

本章先依據本研究之實證結果作出結論，其次則針對本研究不足之處對後續研究者提出相關之建議。

6.1 結論

由於 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析均只使用公司一期之觀察資料來預測公司發生財務危機之機率，因此 Shumway (2001) 將 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析稱之為靜態模型。有別於靜態模型，離散型倖存模型之優點在於該模型能夠有效地使用公司所有之歷史資料來分析，因此可預測取樣公司在樣本期間內每一個時間點發生財務危機之機率；再者，離散型倖存模型之參數估計式具有一致性及不偏性之性質，且無靜態模型中所存在之樣本選擇偏誤之問題，所以 Shumway 推論出離散型倖存模型其參數之估計與樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力，均較靜態模型有較佳之表現。

Shumway 係將離散型倖存模型定義為多期 Logit 模型，本研究證明出此定義係成立的，即推論出離散型倖存模型之概似函數與多期 Logit 模型之概似函數係相等的，故可將離散型倖存模型定義為多期 Logit 模型；然而，Shumway 所定義之多期 Logit 模型之概似函數忽略了樣本公司在 t_i 時仍存活之機率，因此本研究將其概似函數加以修正，進一步使修正後之離散型倖存模型之概似函數完全考量所有取樣公司在 $t < t_i$ 及 $t = t_i$ 時之存活機率與發生財務危機之機率，並利用 Logit procedure 進行離散型倖存模型之參數估計，以求取危險模型中參數之最大概似估計值及預測公司發生財務危機之機率。

本研究之取樣期間為民國七十年一月至八十八年十二月底，研究對象是此期間內股票上市之公司（排除證券金融保險及電子業），共擷取出 249 家。財務危機之定義係股票變更交易方式為全額交割股、停止買賣或終止上市之一者，作為企業發生財務危機之時點，因此共有 29 家上市公司符合選取樣本之標準。另外選取民國八十九年一月至九十一年十二月底作為樣本外期間，以驗證模型對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能

力，故也擷取出29家符合財務危機定義之上市公司。

本研究係使用離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型以及多變量區別分析四種統計方法，每一種統計方法均分別使用兩組隨時間變化之解釋變數向量，第一組解釋變數向量為 Altman 變數組合；第二組解釋變數向量則係 Zmijewski 變數組合。為了對財務危機事件之偵測更具敏感性，在資料之處理上，離散型倖存模型係搜集 249 家上市公司在取樣期間內隨著時間變化之年資料，所以共有 1,848 筆資料，以 MLE 估計其參數值；Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析則係搜集取樣期間內解釋變數最後一筆之年資料，因此共有 249 筆資料，Logit 模型與 Probit 模型同樣以 MLE 分別估計其參數值，而在多變量區別分析中，則須先進行假設條件之檢定，檢查是否滿足其假設條件，再以群體間變異和群體內變異之比率為最大來估計其區別參數。

實證結果顯示，在多變量區別分析之假設條件檢定中，不論在 Altman 或 Zmijewski 變數組合中，大部份之解釋變數不符合常態性之要求，且財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣也不相等，因此並未滿足多變量區別分析之假設條件。

在解釋變數為 Altman 變數組合下，離散型倖存模型與多變量區別分析之參數估計值若檢定結果為顯著時，其參數之正負值均與該變數之本質一致，然而 Logit 模型與 Probit 模型之參數估計值若檢定結果為顯著時，卻產生了其參數之正負值與該變數之本質不符合之混淆情況；至於在解釋變數為 Zmijewski 變數組合下，只有離散型倖存模型之參數估計值若檢定結果為顯著時，其參數值與該變數之本質一致，其餘三種模型之參數估計值若檢定結果為顯著時，同樣也產生了其參數之正負值與該變數之本質不符合之混淆情況。

公司年齡取自然對數後，其參數值之檢定結果在各模型中均不顯著，顯示出公司之存續期間與公司是否發生財務危機之關聯性很小，在 Altman 變數組合中，僅有 RE/TA 變數其參數值之檢定結果在離散型倖存模型、Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析中均係顯著，表示公司累積獲利之能力愈強，愈不易發生財務危機；至於在 Zmijewski 變數組合中，僅有 NI/TA 變數其參數值之檢定結果在四種模型中均係顯著，表示公司之總資產報酬率愈高，獲利能力愈強，愈不易發生財務危機。

雖然在 Altman 變數組合下，多變量區別分析之樣本外型 I 誤差率為最低，其次係離散型倖存模型，然而由於解釋變數之資料以及財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣皆不滿足多變量區別分析之假設條件，所以有可能高估了多變量區別分析之預測能力；另一方面，若僅比較離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型之樣本外檢

定力函數值，在容許樣本外型 II 誤差率大於 0.1081 之情形下，離散型倖存模型之樣本外檢定力函數值會高於或近似於 Logit 模型與 Probit 模型。

而在 Zmijewski 變數組合中，多變量區別分析之樣本外型 I 誤差率仍然係最低，其他三種模型則完全相同，然而由於資料並不滿足多變量區別分析之假設條件，因而並不意謂著多變量區別分析對樣本外時間點公司發生財務危機之預測能力係最佳；從檢定力函數值之角度來看，若容許樣本外型 II 誤差率大於 0.1830，則離散型倖存模型之樣本外檢定力函數值會高於或近似於 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析。由此可知，離散型倖存模型不論在 Altman 或 Zmijewski 變數組合下，對公司發生財務危機之預測，均比 Ohlson (1980) 所使用之 Logit 模型及 Zmijewski (1984) 所使用之 Probit 模型有較好之預測能力。

在 Altman 與 Zmijewski 變數組合之解釋能力方面，給定樣本外型 II 誤差率，四種模型分別使用 Altman 變數組合比使用 Zmijewski 變數組合可得到較大之樣本外檢定力函數值，因而採用 Altman 變數組合作為解釋變數來進行公司發生財務危機之預測，其正確率會高於使用 Zmijewski 變數組合。

由以上之敘述，本研究之結論為，雖然理論上離散型倖存模型會比 Logit 模型、Probit 模型及多變量區別分析有較佳之表現，然而實證結果卻與理論有些出入，但是若排除多變量區別分析，僅比較離散型倖存模型、Logit 模型及 Probit 模型，則結果係使用離散型倖存模型，再搭配解釋變數為公司年齡（取對數）與 Altman (1968) 之 5 項財務比率，其預測公司發生財務危機之準確率最高。

6.2 建議

本研究只使用 Altman (1968) 和 Zmijewski (1984) 所採用之傳統財務比率作為各模型之解釋變數，因而並未將市場變數 (market-driven variables) 納入本研究之實證分析中，例如以公司市值作為衡量標準之公司規模 (firm size)、公司過去之超額報酬 (firm's past excess returns) 或公司股票報酬之波動率 (volatility of firm's stock returns) 等；另外，本研究也並未考慮總體經濟指標及公司治理變數，因此，後續之研究者可將上述變數加入模型之中，提高模型之適用性，進一步準確地預測公司發生財務危機。

其次，由於解釋變數之資料以及財務危機公司與正常公司兩群體之共變異數矩陣皆不滿足多變量區別分析之假設條件，因而後續之研究者可改以二次區別分析來探討對公司發生財務危機之預測能力。

再者，本研究係以上市公司為研究對象，在研究樣本方面並未將電子業納入考量之中，所以後續之研究者可將上櫃公司之樣本納入討論，或對台灣整體產業作全面性之研究。

最後，由於世界各國陸續傳出公司發生財務危機而宣告倒閉，然而本研究僅單獨針對台灣地區之上市公司作財務危機之預測，並未進行跨越國界之比較，因而後續之研究者可朝此方向作進一步分析。

參考文獻

中文部分

- 王俊傑，「財務危機預警模式—以現金流量觀點」，台北大學企業管理研究所，碩士論文，民國八十九年。
- 白欽元，「國內中小企業財務危機預警模型之研究」，交通大學經營管理研究所，碩士論文，民國九十二年。
- 池千駒，「運用財務性、非財務性資訊建立我國上市公司財務預警模式」，成功大學會計研究所，碩士論文，民國八十八年。
- 朱泓志，「臺灣上市股票降類預測之模式」，朝陽科技大學財務金融研究所，碩士論文，民國九十二年。
- 李家豪，「依時共變數存活分析模型在企業信用風險之應用」，逢甲大學財務金融研究所，碩士論文，民國九十一年。
- 李祖培，財務報表分析，台北，三民書局發行，民國九十二年。
- 吳東霖，林傑斌，與劉明德，SAS 與統計模式建構，台北，文魁資訊，民國九十二年。
- 花敬霖，「台灣股票上市公司預警系統：PHM 與 Logit 模型應用之比較」，輔仁大學金融研究所，碩士論文，民國八十二年。
- 林金賜，「財務危機之時間序列預測模式」，台灣大學財務金融研究所，碩士論文，民國八十六年。
- 林宓穎，「上市公司財務危機預警模式之研究」，政治大學財政研究所，碩士論文，民國九十一年。
- 林惠玲，陳正倉，應用統計學，二版，台北，雙葉書廊發行，民國九十二年。
- 林傑斌，陳湘，劉明德，SPSS 11 統計分析實務設計寶典，台北，博碩文化，民國九十三年。
- 卓怡如，「財務危預警模型之建立—以上市及未上市公司為例」，台灣大學財務金融研究所，碩士論文，民國八十四年。
- 陳明賢，「財務危機預測之計量分析研究」，台灣大學商學研究所，碩士論文，民國七十五年。

- 陳順宇，迴歸分析，台北，華泰書局發行，民國九十一年。
- 陳肇榮，「運用財務比率預測企業財務危機之實證研究」，政治大學財政研究所，博士論文，民國七十二年。
- 陳耀茂，多變量分析的 SPSS 使用手冊，台北，鼎茂圖書出版社，民國九十三年。
- 張惟明，「運用會計資訊於財務危機預測模型之研究：比較二元與多元邏輯斯模型」，淡江大學會計研究所，碩士論文，民國八十六年。
- 張智欽，「財務比率‘區別分析與臺灣股票上市公司升降類之研究」，成功大學企業管理研究所，碩士論文，民國八十四年。
- 張隆鐘，「多變量 CUSUM 與狀態空間模式之應用—財務危機預警模式之建立」，中興大學統計研究所，碩士論文，民國八十四年。
- 張素梅，統計學，台北，三民書局發行，民國九十一年。
- 許伯彥，「財務報表舞弊風險評量模式研究」，台灣大學會計研究所，碩士論文，民國九十二年。
- 郭志安，「以 Cox 模型建立財務危機預警模式」，逢甲大學統計與精算研究所，碩士論文，民國八十五年。
- 郭瓊宜，「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，民國八十三年。
- 彭昭英，SAS 與統計分析，十一版，台北，儒林書局發行，民國七十八年。
- 黃俊雄，「企業財務危機預警模型在銀行授信決策之運用」，政治大學企業管理研究所，碩士論文，民國八十三年。
- 黃瑞卿，魏曉琴，李昭勝，李正福，「使用離散型倖存模式預測公司財務危機機率」，交通大學財務金融所研討論文」，民國九十三年。
- 路奎琛，「以淨營運現金流量預測企業失敗之實證研究」，交通大學管理科學研究所，碩士論文，民國七十八年。
- 溫健志，「存活分析方法應用於台灣金融機構信用風險管理之研究」，朝陽科技大學財務金融研究所，碩士論文，民國九十年。
- 蔡麗君，「審計報告之資訊內涵—運用於財務危機之預測」，政大會計研究所，碩士論文，民國八十四年。
- 管中閔，統計學—觀念與方法，台北，華泰書局發行，民國八十九年。
- 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，博士論文，民

國七十九年。

劉向麗，「依銀行融資觀點看企業財務預警問題」，中山大學財務管理研究所，碩士論文，
民國九十年。

賴世權，「企業正常或具失敗危機之關鍵性財務指標比較分析研究」，中興大學企業管理
研究所，碩士論文，民國七十八年。

賴麗月，「企業失敗的預測—比例危機模型應用」，東吳大學會計研究所，碩士論文，民
國八十三年。

儲蕙文，「我國上市公司財務預警制度之研究」，政治大學會計研究所，碩士論文，民國
八十五年。



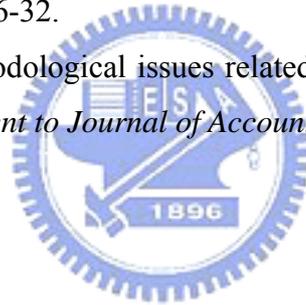
英文部分

- Altman, E. I. 1968. Financial ratios, discriminate analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance* 23: 589-609.
- _____, R. G. Hadelman, and P. Narayanan. 1997. Zeta analysis, a new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance* 10:29-51.
- Beaver, W. H. 1966. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research* 4: 71-102.
- Begley, J., J. Ming, and S. Watts. 1996. Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models. *Journal of Accounting Studies* 1: 267-284.
- Blum, M. 1974. Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research* 12: 1-25.
- Chen, K. C., and B. K. Church. 1992. Default debt obligations and the issues of going-concern opinions. *Journal of Practice and Theory* 11:30-49.
- Coats, P. K., and L. F. Fant. 1993. Recongizing financial distress patterns using a neural network tool. *Financial Management* 2:142-155.
- Cox, D. R. 1972. Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society Series B* 34:187-220.
- _____, and D. Oakes. 1984. Analysis of survival data. New York: Chanman & Hall.
- Deakin, E. B. 1972. A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research* 10:167-179.
- Foster, G. 1978. *Financial statement analysis*. New Jersey: Prentice-Hall Inc.
- Frydman, H., E. I. Altman, and D. Kao. 1985. Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *Journal of Finance* 40:269-291.
- Gentry, J. A., P. Newbold, and D. T. Whitford. 1985. Predicting bankruptcy: If cash flow's not the bottom line, what is? *Financial Analyst's Journal* 41:47-56.
- Hambrick, D. C., and R. A. D'Aveni. 1988. Large corporate failures as downwark spirals. *Administrative Science Quarterly* 33:1-23.
- Hopwood, W., J. C. Mckeown, and J. F. Mutchler. 1994. A reexamination of auditor versus model accuracy within the context of the going-concern opinion decision. *Contemporary Accounting Research* 10:409-431.
- Hwang, D. Y., C. F. Lee, and K. T. Liaw. 1997. Forecasting bank failures and deposit

- insurance premium. *International Review of Economics and Finance* 6: 317-334.
- Kane, G. D., L. Patricia, and F. M. Richardson. 1998. The impact of recession on the prediction of corporate failure. *Journal of Business and Accounting* 25: 167-186.
- Laitnen, E. K. 1991. Financial ratios and different failure processes. *Journal of Business Financial and Accounting* 18:649-673.
- Lancaster, T. 1990. *The econometric analysis of transition data*. New York: Cambridge University Press.
- Lane, W. R., S. W. Looney, and J. W. Wansley. 1986. An application of the cox proportional hazards model to bank failure. *Journal of Banking and Finance* 10:511-531.
- Lau, A. H. L. 1987. A five-state financial distress prediction model. *Journal of Accounting Research* 25:127-138.
- Lee, C. F. 1985. *Financial analysis and planning: Theory and application*. Addison-Wesley.
- Mayer, P. A., and H. Pifer. 1970. Prediction of banking failure. *Journal of Finance* 25:853-868.
- Odom, M. D., and R. Sharda. 1990. A neural network model for bankruptcy prediction. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks* 12:163-168.
- Ofek, E. 1993. Capital structure and firm response to poor performance. *Journal of Financial Economics* 34:3-30.
- Ohlson, J. A. 1980. Financial ratio and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research* 18:109-131.
- Platt, H. D., and M. B. Platt. 1990. Development of a class of stable predictive variables: The case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Financial and Accounting* 17:31-49.
- Saunders, A., and L. Allen. 2002. *Credit risk measurement*. New York: Wiley.
- Scott, J. 1991. The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking and Finance* 5:317-344.
- Sharma, S. 1984. *Applied multivariate analysis*. New York: Wiley.
- Shumway, T. 2001. Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The Journal of Business* 74:101-124.
- Sinkey, J. F. 1975. A multivariate statistical analysis of the characteristic of problem banks. *Journal of Finance* 30:301-319.
- Tam, K. T., and M.Y. Kiang. 1992. Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions. *Management Science* 38:926-947.
- Theodossiou, P. T. 1993. Predicting shifts in the mean of a multivariate time series process: An application in predicting business failure. *Journal of the American Statistical*

Association 88:441-449.

- _____, and E. Kahya. 1999. Predicting corporate financial distress: A time-series CUSUM methodology. *Review of Quantitative Finance and Accounting* 13:323-345.
- Vandell, K. D., W. Barnes, D. Hartzell, D. Kraft, and W. Wendt. 1993. Commercial mortgage defaults: Proportional hazards estimation using individual loan histories. *Journal of the American Real Estate and Urban Economics Association* 21:451-480.
- Wheelock, D. C., and P. W. Wilson. 2000. Why do banks disappear? The determinants of U.S. bank failures and acquisitions. *Review of Economics and Statistics* 82:127-138.
- Ward, T. J., and B. P. Foster. 1997. A note on selecting a response measure for financial distress. *Journal of Business Finance and Accounting* 24:869-879.
- Wruck, K. H. 1990. Financial distress, reorganization and organization efficiency. *Journal Financial Economics* 27:419-444.
- Zhang, G., M. Y. Hu, B. E. Patuwo, and D. C. Indro. Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. 1999. *European Journal of Operational Research* 116:16-32.
- Zmijewski, M. E. 1984. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Supplement to Journal of Accounting Research* 22:59-68.



附錄一：台灣證券交易所股份有限公司營業細則（民國九十三年一月五日修正）

1.營業細則第四十九條

上市公司有下列情事之一者，本公司對其上市之有價證券得列為變更交易方法有價證券：

- (1)其依證券交易法第三十六條規定公告並申報之最近期財務報告或控股公司之合併財務報告，顯示淨值已低於實收資本額二分之一者。但上市公司將其依證券交易法第二十八條之二規定買回之股份或其子公司所持有該上市公司之股份之成本列為股東權益減項者，其前開比例之計算，得將上市公司及其子公司持有之該上市公司庫藏股票面額自實收資本額中予以扣除。
- (2)未於營業年度終結後六個月內召開股東常會完畢者，但有正當事由經報請公司法主管機關核准，且於核准期限內召開完畢者，不在此限。
- (3)其依證券交易法第三十六條規定公告並申報之年度或半年度財務報告或投資控股公司、金融控股公司之合併財務報告，因查核範圍受限制，或會計師對其管理階層在會計政策之選擇或財務報表之揭露，認為有所不當，經其簽證會計師出具未能將其保留之原因充分揭露或未能將可能影響之科目及其應調整金額充分揭露之保留意見之查核報告者。
- (4)違反上市公司重大訊息查證暨公開相關章則規定，經通知補行辦理公開程序，未依限期辦理且個案情節重大者。
- (5)董事或監察人累積超過三分之二（含）以上受停止行使董事或監察人職權之假處分裁定。
- (6)依公司法第二百八十二條規定向法院聲請重整者。
- (7)公司全體董事變動二分之一以上，有股權過度集中，致未達現行上市股權分散標準，或其現任董事、監察人、總經理有本公司有價證券上市審查準則第九條第一項第十款規定之情事，經本公司限期改善而未改善者。
- (8)無法如期償還到期或債權人要求贖回之普通公司債或可轉換公司債。
- (9)發生存款不足之金融機構退票情事且經本公司知悉者。
- (10)一般公司、科技事業公司經分割後之實收資本額，分別不符合有價證券上市審查準則第四條第一項第二款、第五條第一款規定者。

- (11)投資控股公司所持被控股公司之家數低於二家者。但因股份轉換、概括讓與或營業讓與而成為投資控股公司者，自上市買賣之日起一年內不適用之。
- (12)金融控股公司或投資控股公司未依承諾收買其持股逾百分之七十子公司之少數股東股份者。
- (13)本公司基於其他原因認有必要者。

2.營業細則第五十條

上市公司有下列情事之一者，對其上市之有價證券應由本公司依證券交易法第一百四十七條規定報經主管機關核准後停止其買賣；或得由該上市公司依第五十條之一第二項規定申請終止上市：

- (1)未依法令期限辦理財務報告或財務預測之公告申報或投資控股公司、金融控股公司檢送之財務報告未再編製合併財務報告者。
- (2)有公司法第二百八十二條之情事，經法院依公司法第二百八十七條第一項第五款規定對其股票為禁止轉讓之裁定者。
- (3)檢送之書表或資料，發現涉有不實之記載，經本公司要求上市公司解釋而逾期不為解釋者。
- (4)在本公司所在地設置證券過戶機構後予以裁撤，或虛設過戶機構而不辦過戶，並經本公司查明限期改善而未辦理者。
- (5)其依證券交易法第三十六條規定公告並申報之財務報告，有未依有關法令及一般公認會計原則編製，且情節重大，經通知更正或重編而逾期仍未更正或重編者；或其公告並申報之年度或半年度財務報告，經其簽證會計師出具無法表示意見或否定意見之查核報告者。
- (6)違反上市公司重大訊息查證暨公開等相關章則規定，個案情節重大，有停止有價證券買賣必要之情事者。
- (7)違反申請上市時出具之承諾。
- (8)依本公司有價證券上市審查準則第六條之一規定上市之公司，其所興建之工程發生重大延誤或有重大違反特許合約之事項者。
- (9)違反前條第一項第八款規定，且三個月內無法達成同條第二項第八款情事者。

- (10)違反前條第一項第九款規定，且自變更交易方法後之次一營業日起，三個月內無法達成同條第二項第九款之各項補正程序並檢附相關書件證明者。
- (11)對其子公司喪失金融控股公司法第四條第一款所定之控制性持股，經主管機關限期命其改正者。
- (12)違反前條第一項第十款、第十一款或第十二款規定，且自變更交易方法後之次一營業日起，三個月內無法達成同條第二項第十款、第十一款或第十二款之情事者。
- (13)其他有停止有價證券買賣必要之情事者。

3.營業細則第五十條之一

上市公司有左列情事之一者，本公司對其上市之有價證券，應依證券交易法第一百四十四條規定，報經主管機關核准終止其上市：

- (1)有公司法第九條、第十條、第十一條、第十七條第二項、第三百十五條第一項第一款至第七款、第三百九十七條及金融控股公司法第二十一條、五十四條規定情事，經有關主管機關撤銷公司登記、予以解散或廢止許可者。
- (2)有公司法第二百五十一條或第二百七十一條規定情事，或其他原因經有關主管機關撤銷其核准者。
- (3)經法院裁定宣告破產已確定者。
- (4)經法院裁定准予重整確定或依公司法第二百八十五條之一第三項第二款規定駁回重整之聲請確定者。
- (5)公司營業範圍有重大變更，本公司認為不宜繼續上市買賣者。
- (6)其上市特別股發行總額低於新台幣二億元者。
- (7)其有價證券經依前條第一項各款規定予以停止買賣，滿六個月後仍有前條第一項各款規定情事之一者；或經依前條第一項第二款規定予以停止買賣未滿六個月而恢復其有價證券之買賣，並於恢復買賣後六個月內又經依前條第一項第二款規定予以停止買賣，且其停止買賣之期間合併計算超過六個月者。
- (8)有金融機構拒絕往來之紀錄；或有前條第一項第十款情事，且自停止買賣之次一營業日起，六個月內無法達成第四十九條第二項第九款所列之補正程序並檢附相關書件證明者。但自停止買賣之次一營業日起，三個月內以和解方式取回票據，並經檢具和解

書、票據影本及其他資料，向本公司申請者，前開停止買賣之期間得自本公司核准之日起重行起算，並以展延一次為限。

(9)其依證券交易法第三十六條規定公告並申報之最近期財務報告投資控股公司或金融控股公司之合併財務報告淨值為負數者。

(10)公司營業全面停頓暫時無法恢復或無營業收入者。但依本公司有價證券上市審查準則第六條之一規定申請之上市公司，於其特許合約工程興建期間無營業收入者，不適用之。

(11)有證券交易法第一百五十六條規定情事，經主管機關命令停止全部有價證券買賣達三個月以上者。

(12)與其他公司合併不符第五十一條繼續上市之規定者。

(13)重大違反上市契約規定者。

(14)依司法機關裁判確定之事實，證明該上市公司具有下列情形之一：

①該公司於申請股票上市時，所提供之財務報告、帳冊等資料、有虛偽隱匿之情事，而將該等虛偽隱匿之金額加以設算或扣除後，其獲利能力不符合上市規定條件者，但該公司自上市日起，至司法機關裁判確定日止，已逾五年者，不在此限。

②符合前目但書規定之上市公司，其虛偽隱匿所涉相關會計科目，係遞延至裁判確定時仍存在，經設算或扣除後，其裁判確定所屬當年度之獲利能力，不能符合上市規定條件者。

(15)為另一已上市（櫃）之公司持有股份逾其已發行股份總數或資本總額百分之七十以上者。

(16)有前條第一項第十二款情事，且自停止買賣之次一營業日起，六個月內無法達成同條第二項第十二款情事者。

(17)其他有終止有價證券上市必要之情事者。