

國立交通大學  
工業工程與管理學系

碩士論文

利用風險評估與存活期預測模式構建台灣  
中小企業信用評等流程

Developing a Credit Rating Process for Small and  
Medium Enterprise in Taiwan Integrating Risk  
Assessment Model and Prediction Model of Survival



研究生：黃啟峰

指導老師：唐麗英 博士

中華民國九十五年六月

利用風險評估與存活期預測模式構建台灣中小企業信  
用評等流程

Developing a Credit Rating Process for Small and Medium  
Enterprise in Taiwan Integrating Risk Assessment Model and  
Prediction Model of Survival

研究生：黃啟峰

Student : Chi-Feng Huang

指導教授：唐麗英 博士

Advisor: Lee-Ing Tong

國立交通大學

工業工程與管理學系

碩士論文

A Thesis

Submitted to Department of Industrial Engineering and Management

College of Management

National Chiao Tung University

In Partial Fulfillment of the Requirements

For the Degree of Master

In

Industrial Engineering

June 2006

Hsin-Chu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十五年六月

# 利用風險評估與存活期預測模式構建台灣中小企業信用評等流程

學生：黃啟峰

指導教授：唐麗英

國立交通大學  
工業工程與管理碩士班

## 摘 要

近年來由於全球化以及國內政經形勢的不穩定，使得各金融機構皆承受相當大的放款風險。有鑑於此，巴塞爾監理委員會在 2001 年提出新的巴塞爾資本協定，明文規定銀行應有內部風險管理機制，以有效管控自身的風險及降低呆帳。過去有許多研究使用倒傳遞類神經網路 (Back-Propagation Neural Network, BPN) 和核心法 (Kernel method) 構建風險評估模式，但是由於這些方法皆難以得到分類之方程式，使得業界在實際應用上遭遇很大的困難。過去曾有文獻利用風險評估模式與存活期預估模式構建信用評等模式，但模式中並只考慮存活期，未考慮到債務期限長短，導致無法準確衡量違約後之風險程度。本研究利用支向機 (Support Vector Machine、SVM)、判別分析 (Discriminant analysis) 和自組性演算法 (Group Method of Data Handling、GMDH) 等可以得到分類方程式的方法構建風險評估模式，再整合存活期預測模式與一個可以同時考慮存活期與債務期限之指標，另提出一套中小企業信用評等模式，使金融機構能有效評估借款企業之風險程度和信用等級，快速的作出適當之放款決策。本研究利用國內某金融機構所提供近五年向其借款之中小企業歷史資料，以驗證本研究所發展之信用評等模式確實能有效地幫助金融機構作出正確之放款決策。

【關鍵字】 中小企業、風險評估模式、存活期預測模型、信用評等、支向機、判別分析、自組性演算法

# **Developing a Credit Rating Process for Small and Medium Enterprise in Taiwan Integrating Risk Assessment Model and Prediction Model of Survival**

Student : Chi-Feng Huang

Advisor : Lee-Ing Tong

## **Abstract**

Many financial institutions have faced serious loan risk due to globalization and instability of political and economic situations in Taiwan. For this reason, the internal risk management for financial institutions becomes an important issue in recent years. Many research about risk assessment model use methods like Back-Propagation Neural Network and Kernel method. But these methods can not provide mathematic function. The proposed procedure uses Support Vector Machine, Multivariate Discriminant analysis and Group Method of Data Handling, respectively, to construct the risk assessment model. Then, this study propose a procedure to assess credit rating, utilizing the risk assessment model and prediction model of survival. A case study is provided by a financial institution in Taiwan to demonstrate the effectiveness of the proposed procedure.

**Key Words:** small and medium enterprises, risk assessment model, prediction model of survival, credit rating, Support Vector Machine, Discriminant analysis, Group Method of Data Handling

## 誌謝

從論文口試結束的那一刻起，意味著兩年的研究生生涯即將結束，將邁入人生的下一個階段。回首這兩年來所經歷的點點滴滴，讓我不禁有些不捨，即使未來大家走向不同的道路，這些回憶會成為我繼續向前的動力。

唐教授從大三指導我專題至今，已經過了4個年頭。老師不論是在課業上或是生活上都給予我很大的啟發，也給予我很多自主思考的空間。另外，口試委員張永佳以及梁高榮教授對我的論文提出了很多寶貴的建議，改進了我許多的缺失並學到了許多寶貴的經驗。

我也要感謝這兩年來陪我度過歡笑與淚水的兄弟們，包括常讓我電保齡球的詠進、嘉民、修來、昱皓以及隨後就到的鈺堂，以及常常在世紀帝國讓我屠宰的鈺堂、溫肥、珮君、小先、冠穎一千人等。有了這些可貴的朋友，讓我在論文遇到瓶頸或是心情鬱悶時，有了抒發的管道。更要感謝陪我一路走來的實驗室同學莉安、正琪、喬凱、長科、幸穎、俊榮、碩鴻以及盈杰，我絕對不會忘記每一個你們把我灌醉的夜晚。

另外，我要感謝人在異鄉打拼台灣驕傲王建民，雖然他讓我度過了無數爆肝的夜晚，但是他在異鄉努力的精神，是激勵我在論文遇到困難時，永不放棄的原動力之一。

最後要感謝我的家人，在我求學期間不斷的給予支持與鼓勵，最後僅以此論文獻給我最愛的家人。

黃啟峰 于 新竹

中華民國九十五年六月

# 目 錄

第一章 緒論 .....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	2
1.3 研究方法.....	2
1.4 研究架構.....	2
第二章 文獻探討 .....	3
2.1 內部評等法.....	3
2.1.1 巴塞爾銀行監理委員會.....	3
2.1.2 新版巴塞爾協定與內部評等法.....	3
2.2 信用評等.....	5
2.2.1 信用評等的定義.....	5
2.2.2 信用評等的原則.....	6
2.3 風險評估模式相關研究.....	7
2.4 存活分析(Survival Analysis).....	8
2.4.1 存活分析簡介.....	8
2.4.2 存活分析相關文獻.....	9
2.5 支向機 (SVM) .....	10
2.5.1 支向機簡介.....	10
2.5.2 線性支向機.....	11
2.5.3 非線性支向機.....	12
2.6 判別分析.....	13
2.7 自組性演算法 (GMDH) .....	15
第三章 研究方法 .....	19
3.1 風險評估模式.....	19
3.2 存活期預測模式.....	21
3.3 中小企業信用評等模式.....	22
第四章 實例驗證 .....	24
4.1 本研究方法說明.....	24
4.2 實例驗證結論.....	32
第五章 結論與建議 .....	33
5.1 結論.....	33
5.2 建議.....	33
參考文獻 .....	35

# 圖目錄

圖 2-1 新巴塞爾協定架構圖.....	4
圖 2-2 一般分類方法之分類界限.....	10
圖 2-3 SVM 之分類界限.....	10
圖 2-4 非線性可分割之資料.....	12
圖 2-5 特徵空間轉換前與轉換後之分類界限.....	12
圖 2-6 GMDH 基本架構圖.....	16
圖 3.1 風險評估模式構建流程.....	19
圖 3.2 存活期預測模式構建流程.....	20
圖 3.3 中小企業信用評等模式判定流程.....	21



# 表目錄

表 3-1 信用等級對照及說明表.....	21
表 4-1 變數說明表.....	24
表 4-2 財務變數公式表.....	25
表 4-3 企業淨值等級對應表.....	26
表 4-4 本案例之中小企業依淨值分組之樣本結構表.....	26
表 4-5 各淨值等級之重要變數.....	27
表 4-6 A 淨值等級的風險評估模式.....	27
表 4-7 B 淨值等級的風險評估模式.....	28
表 4-8 影響各淨值等級存活期之重要變數.....	29
表 4-9 挑選案例之變數值.....	30
表 4-7 違約樣本機率分配之 K-S 適合度檢定結果.....	35
表 4-8 存活期違約機率表.....	35

# 第一章 緒論

## 1.1 研究背景與動機

在現今科技發達的時代，各項產業均蓬勃發展。然而科技的快速發展也提高了產業景氣的不確定性，連帶增加金融業在放款時的風險。台灣近幾年來由於全球化以及政經形勢的不穩定，使得各金融機構皆承受相當大的放款風險。有鑑於此，各金融機構開始針對向其放款之中小企業，採用一些信用評等技巧來評估放款風險，以決定在承作時點是否放款給該企業。

金融機構過去對借款企業之信用評等皆是由公正的第三方公司來執行，包括著名的 S&P 及 Moody's 等單位。直到 2001 年國際清算銀行(The Bank for International Settlements, BIS)巴塞爾銀行監理委員會（以下簡稱巴塞爾委員會）通過新的巴塞爾協定，協定中要求定各金融機構應加強內部風險管理機制，並提撥適足的資本準備。為因應協定之要求，並加強自身之風險管理，國內各金融機構已開始構建內部評等模式。

過去文獻在風險評估模式的研究，常使用倒傳遞類神經網路等類神經方法，但這些方法皆難以得到分類之方程式，實際應用價值較低。雖然之後有學者提出一些可以得到方程式之類神經方法，如自組性演算法，但目前尚未被應用至風險評估模式之構建上。

沈俊誠[1]曾利用風險評估模式與存活期構建信用評等模式，模式中以存活期預測違約後的損失程度，並以此判定信用等級。陳英豪[10]於 2006 指出應結合存活期與債務期限，才可以有效衡量企業之違約後的損失程度，該研究並提出一個 U 指標以衡量違約後之損失程度。

此外，現有之中外文獻有關信用評等模式的研究，其研究對象大部分是上市或上櫃公司，分析的變數皆為這些公司公開的財務數據，若將這些內部評等模式運用至台灣的中小企業，可能會非常不適合。

## 1.2 研究目的

由於目前國內、外文獻有關信用評等模式之應用範圍大部分侷限在上市上櫃公司，因此這些研究結果無法套用至佔國內多數的中小企業的信用評等上。綜合上述，本研究之主要目的為構建一套整合風險評估模式、存活期預測模式之中小企業信用評等流程，此模式之優點為風險評估模式和存活期預測模式皆採用可以得出方程式之方法，因此金融機構能快速、準確地作出放款決策。

## 1.3 研究方法

為達以上目的，本研究以台灣某金融機構為對象，蒐集近五年來向其申請放款之中小企業的財務變數與非財務變數，並加入總體經濟變數，當作模式之輸入變數，以構建風險評估模式。本研究分別利用支向機、判別分析與自組性演算法構建放款風險評估模式以區分正常與違約資料，因為這些方法均可得到分類方程式。比較這三種方法的優劣之後，選擇判別正確率較高且正常案件和違約案件之判別正確率差異不大之方法構建風險評估模式。之後利用自組性演算法構建存活期預測模式。最後利用以上資訊，配合 U 指標構建一個有效的中小企業信用評等流程，作為金融機構用來判斷是否放款的依據。

## 1.4 研究架構

本研究共分五章，第一章為緒論，說明本研究的背景、動機、目的以及方法；第二章為文獻探討，介紹金融機構信用評等模式的相關文獻，以及簡介支向機以及自組性演算法等方法；第三章介紹本研究所提出的信用評等模式；第四章則為實證研究，說明本研究所提之中小企業信用評等流程的建立步驟，第五章則為結論與建議。

## 第二章 文獻探討

以下各小節探討和本研究有關之文獻。

### 2.1 內部評等法 (Internal Rating-based Approach, IRB)

2000 年由巴塞爾銀行監理委員會制定的內部評等法中規訂了銀行可以發展自己的風險控管方法，以下兩節分別簡述巴塞爾銀行監理委員會以及內部評等法之發展過程。

#### 2.1.1 巴塞爾銀行監理委員會

巴塞爾銀行監理委員會（簡稱巴塞爾委員會）是由世界十大工業國 (G-10) 之中央銀行，於一九七四年底共同成立，每年定期集會四次。巴塞爾委員會是依附在國際清算銀行之下，該銀行的角色如同國際之中央銀行，負責協調並促進各國金融體系的穩健。巴塞爾委員會成立的目的，是希望在不干涉各國國情的基本條件下，建立一套金融管理標準與控管機制，一方面可加強各國的金融控管的能力，另一方面可使各國使用相同的金融標準，降低各國因金融標準差異所衍生的額外成本與歧見。

雖然巴塞爾委員會的決策並不具法律效應，但由於委員會集合了世界各個工業大國之成員，因此具有相當大的影響力。委員會在 1988 年提出之巴塞爾資本協定，也成為近年各國銀行機構進行資本計算以及其風險控管的準則之一。

#### 2.1.2 新版巴塞爾協定與內部評等法

近年由於國際化以及自由化的影響，各國政府逐漸放寬各種限制，以促進市場活絡並加速經濟發展，但是如此也使得金融機構的風險快速提升，威脅到整個金融體系的穩定。

有鑑於此，巴塞爾委員會於 2001 年 1 月公布新版巴塞爾協定，協定

中明訂各金融機構可以依據自身的營運狀況，發展自身的內部評等法，希望藉由此的方式使各金融機構能更有效地控管其風險，維持金融體系的穩定。圖 2.1 是新巴塞爾協定之架構圖

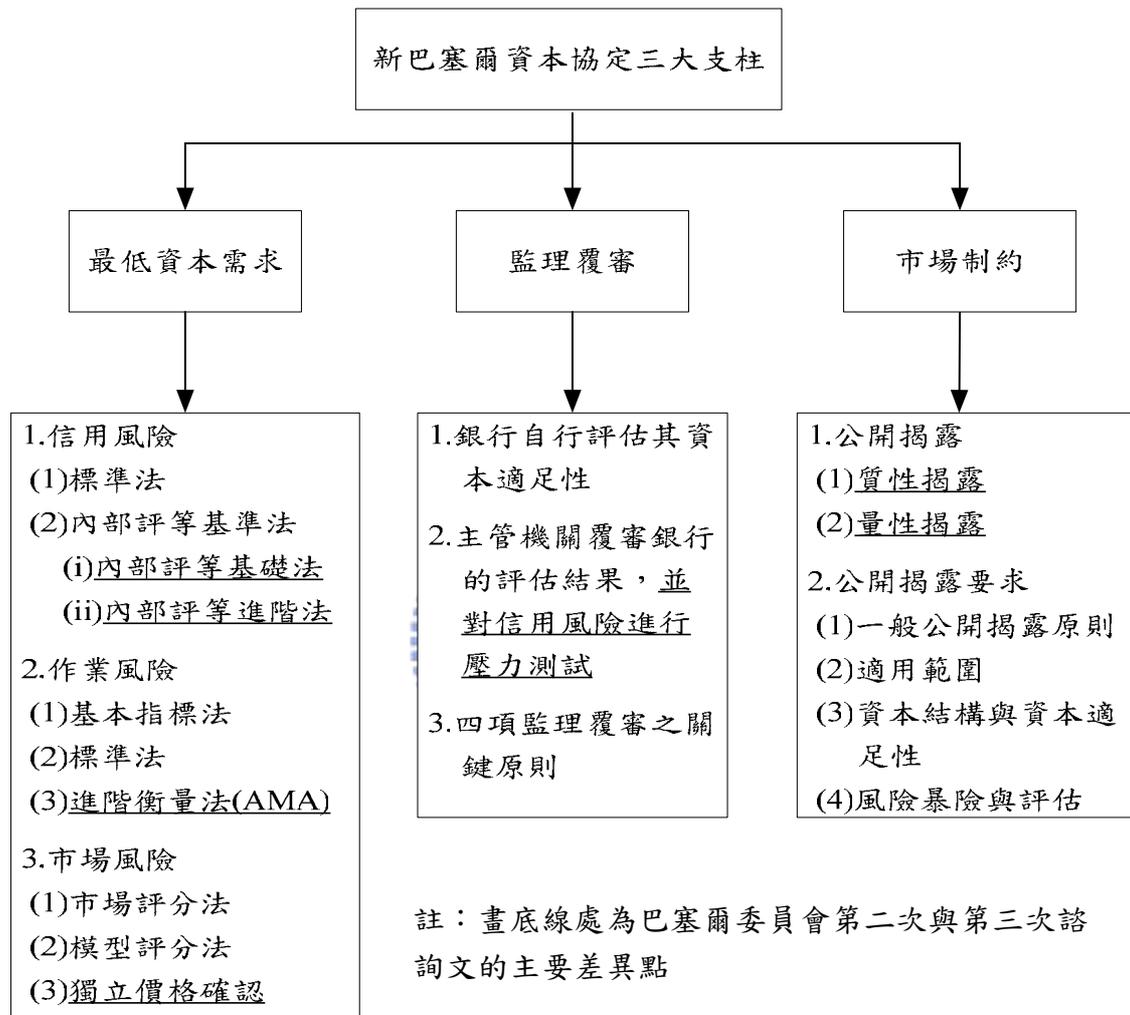


圖 2.1 新巴塞爾協定架構圖

## 2.2 信用評等

以下兩節敘述信用評等之定義，以及傳統進行信用評等時所遵循的原則。

### 2.2.1 信用評等的定義

金融機構對借款客戶進行借款活動時，若沒有一個客觀的評分數值，則容易流於主觀判斷並提高放款風險。信用評等的目的即在於就借款客戶在財務、業務及管理上等資訊，作一個合理的等級評斷，以減少授信業務人員與授信決策主管在風險評估作業上的認知差異，

金融機構對借款企業之信用評等可分為「內部評等(internal rating)」與「外部評等(external rating)」。內部評等指金融機構內部所進行的評等活動，此「內部」是相對於金融機構外部信用評估機構(external credit assessment institutes, ECAIs)，如標準普爾(Standard & Poor's)、穆迪(Moody's)、或外部主管機關評等而言。此「評等」一般而言是根據債務人(如借款戶)的量性及質性資訊，對債務人未能覆約償還之損失風險所作的彙總評估。

一般而言，金融機構決定對企業放款的方式，大部分都是透過授信風險評估和信用評等模式。授信風險評估模式，目的是將放款對象區分為正常/違約，也就是做二分類法的判別，以提供金融機構用來進行放款決策；信用評等模式，是利用「信用評分表」得出客戶之信用評分，再藉由信用評等評分之對應關係將信用評分轉換為信用評等，而放款機構藉此對其放款對象做出多等級之判別，以增加其彈性放款之依據。

## 2.2.2 信用評等的原則

金融機構在處理授信問題時，會面臨利潤與風險間的考量與取決。若金融機構採用較嚴厲的放款標準，雖可避免呆帳所產生之風險，但相對而言也會減少放款作業所帶來之利潤；金融機構也不會採取過於寬鬆的放款原則，而導致呆帳產生影響企業營運。

金融機構在處理放款業務時，針對不同放款對象，會依其歷史資料及背景不同而對其採不同之放款金額、期限、利率或擔保品，但不論如何，金融機構一定會遵守以下三點原則 [6]：

- (1) 安全性原則：透過對放款對象先前的徵信動作，推估借款者的償還能力，以確保銀行放款的金額及利息，都能如期回收。
- (2) 流動性原則：公司應了解自己的存款結構，與授信政策相互配合，以避免過多長期放款，影響本身資金的流動性。
- (3) 獲利性原則：放款作業必須考量放款和存款間的差異，以達賺取利潤的目的。

另外，根據 Jensen [19] 所整理的金融機構發展信用評等有以下幾點效益：

- (1) 較低的處理成本
- (2) 改善信用控制
- (3) 無歧視的貸放法則
- (4) 調節信用標準容易

企業的信用構成要素因時代及觀點的不同，而有不同的說法，目前一般銀行業普遍採用 3F(經濟要素、財務要素、及管理要素)、5C(產業狀況、擔

保品、資本、能力及品格)。

## 2.3 風險評估模式相關研究

所謂風險評估模式是評估當放款給某客戶後，該客戶在未來發生違約之機率。若違約機率過高時，則金融機構可考慮不放款給該客戶，或是提撥足夠的資本、增加放款利率等，以降低因違約所產生的損失。以下是過去中、外文獻關於風險評估模式的研究。

Beaver [13]針對各財務比率，利用 Logit 和 Probit 模式比較正常與危機企業在違約前數年的差異情形，依年度別將估計樣本之財務比率分析項目由大到小排列，找出型 I 和型 II 誤差和的最低點為分界點。不過在 Beaver 的研究中並未考慮不同財務比率分析項目間的關連性。

Altman [15] 利用多變量分析來預測正常和違約企業，他利用逐步多元判別分析法(stepwise multiple discriminant analysis, MDA)構建危機預測模式，模式中考慮到不同財務比率分析項目間關連性對分析結果的影響，其研究結果顯示預測模式之短期預測準確率相當高，但時間越長則預測準確率愈低。

黃小玉 [7] 運用判別分析、線性機率、Probit 分析和羅吉斯迴歸等四種方法來處理銀行放款信用評估之工作，並評估了四種方法的理論基礎、適用時機與限制。結果發現以羅吉斯迴歸理論限制最少、操作最為方便、分類正確率亦最高。

Lee 等人[20]利用複合式模式判別正常與違約企業，他們蒐集了台北某家銀行信用卡資料共6000筆，以其中4000筆資料為訓練資料，2000筆資料為測試資料，採用九個變數建立分類模式。他們先對樣本進行判別分析，

並將模式中之顯著變數當做倒傳遞網路(back-propagation neural networks; BPN)之輸入變數建立複合式模式(Hybrid model)，然後分別對判別分析、羅吉斯迴歸、倒傳遞網路等分析結果進行比較，研究結果顯示複合式模式有較高之分類正確率。

沈俊誠[1]以台灣某金融機構之實際資料為例，蒐集違約企業 371 筆，正常企業 1709 筆，利用判別分析、羅吉斯迴歸以及核心法違約預測模式，並比較三種模式的預測正確率，結果以核心法的分類正確率較高。

林孟宏[4]利用 TOPSIS 多目標決策法將借款企業分為多個信用等級，然後針對每個信用等級，利用羅吉斯迴歸違約預警模式，以判定借款企業是正常企業或違約企業。

## 2.4 存活分析(Survival analysis)

以下兩小節將介紹存活分析的發展歷程以及過去在風險管理上，有關存活分析之研究

### 2.4.1 存活分析簡介

存活分析主要應用在生物醫學、工業統計或社會科學等領域上，其目的在於分析解釋變數與存活時間的關聯性，以預估存活時間。由於存活分析比傳統之計量模式能提供更多的資訊及運用上的方便，因此近一、二十年已逐漸受到重視及廣泛應用至許多領域。

以金融借貸而言，存活期指的是借款企業自借款後至無力償還債款而違約所經過的時間長度。如果存活期越短，表示公司在短時間即因無法支付利息而違約，即公司償債能力越差。反之，若存活期越長，則代表公司償債能力越好，金融機構所需承擔的風險越小。

近幾年來許多中外文獻將存活期當成自變數之一，用來預測借款企業

之信用評等或是其他風險，皆收到不錯的效果。

## 2.4.2 存活分析相關文獻

Vandell等人[23]利用比例危險模式(Cox proportional hazard model)，研究商業抵押違約貸款。他們蒐集1962年至1989年間共2899件住宅性抵押貸款為樣本，其中包括175件違約貸款和2724件未違約貸款。其研究結果顯示貸款利率、貸款比例、貸款期間和貸款用途等變數均為顯著變數，模式之預測能力也相當好。

林惠玲[5]以台灣電子業為研究對象，其收集3402筆樣本，以分析廠商退出率與存活期間的計量模式。實證結果發現廠商存活時間的分配以Log-logistic模式為佳，此外研究中發現廠齡、產業集中度以及產業成長率和存活期有正相關之關係。

游翔百[11]在信用評等模式後，針對判定為違約之樣本分別利用倒傳遞類神經網路、一般迴歸類神經網路（Generalized Regression Neural Network，GRNN）以及自組性演算法三種方法存活期預測模式。結果顯示GMDH模式優於其他兩種類神經方法，故建議利用GMDH來存活期預測模式。

陳英豪[10]利用國內某金融機構於民國89年至民國93年間向其借款之中小企業客戶之歷史資料，依企業淨值大小將資料分為三組分別進行分析，他將樣本資料分為訓練及測試樣本，構建存活期預測模式。並將預估之存活期轉換成一個U指標，U指標的公式如下：

$$U = \frac{\text{預測存活期}}{\text{債務期限}} \times 100\%$$

此U指標之好處為同時考慮存活期與債務期限，也就是考量相對的存活

期，而非絕對的存活期，因此可以避免受到債務期限長短的影響，準確的衡量違約後的損失程度。該研究以此U指標來將企業之信用等級分為五個級等。

## 2.5 支向機(SVM)

以下三小節將簡介支向機的原理，以及兩種支向機的類型：線性支向機與非線性支向機。

### 2.5.1 支向機簡介

支向機[8](Support Vector Machine，簡稱 SVM)是由 Vapnik、Boser、Guyon 在 1992 年所提出，為一種二分類的分類模式。一般的分類模式其分類界限是由全部的訓練資料所決定，而 SVM 則由靠近邊界的訓練資料所決定，這些靠近邊界的資料稱作支援向量(Support Vector)，SVM 界限決定的法則就是要最大化界限和支援向量的距離，使兩類的差距最大化，以加強分類的正確率。

在圖 2.2 中，若以 L1 作為分類界限，可有效將兩類分隔，但是若以 SVM 來分類，則會找到如圖 L2 為分類界限，因為 L2 與支援向量的距離較 L1 大。

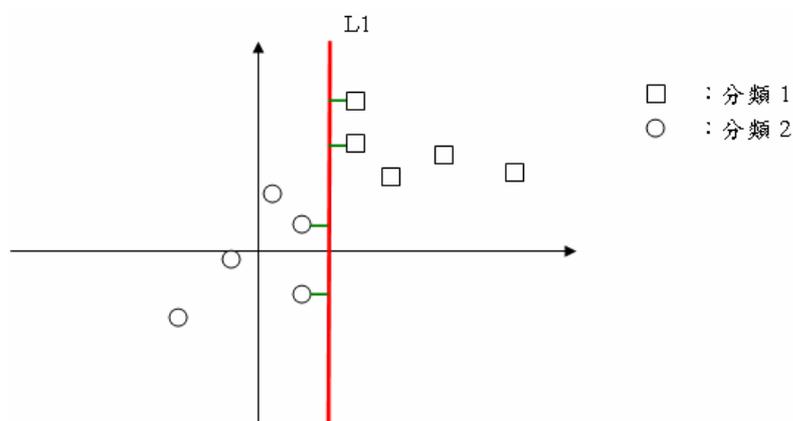


圖 2.2 一般分類方法之分類界限

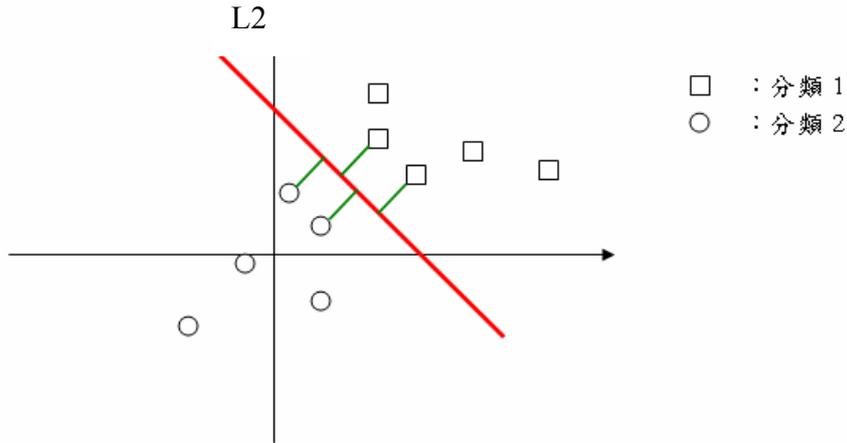


圖 2.3 SVM 之分類界限

### 2.5.2 線性支向機

所謂的線性支向機是指其分類界限為線性的支向機技術。以下簡述線性支向機的分類演算法。首先將兩類的資料分別標記為”+1”以及”-1”，此兩類資料必須符合下列限制式

$$x_i w + b \geq +1 \quad \text{for } y_i = +1 \dots\dots\dots(1)$$

$$x_i w + b \leq -1 \quad \text{for } y_i = -1 \dots\dots\dots(2)$$

可將(1)(2)歸納為下式：

$$y_i(x_i w + b) - 1 \geq 0 \dots\dots\dots(3)$$

令 $d^+$ 與 $d^-$ 分別代表第一類以及第二類之支援向量和分類界限的距離，由(1)(2)可知 $d^+ = d^- = 1/\|w\|$ ，因此欲最大化支援向量和分類平面的距離，則必須使 $\|w\|^2$ 最小化。

因此問題可歸納成：在限制為(3)式的情況下，求 $\|w\|^2$ 的最小值。這樣的問題可轉換為拉格朗吉(Lagrange)問題：

$$L(w, b, \alpha) = (1/2) * \|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i (x_i w + b) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \dots\dots\dots(4)$$

此問題必須符合以下限制式

$$\text{由於 } \frac{\partial}{\partial w} Lp = 0 \quad , \quad \text{因此 } w = \sum_i \alpha_i y_i x_i \dots\dots\dots(5)$$

$$\text{由於 } \frac{\partial}{\partial b} Lp = 0 \quad , \quad \text{因此 } \sum_i \alpha_i y_i = 0 \dots\dots\dots (6)$$

將(5)和(6)代入(4)中，可得到新的 LP 模式如下：

$$L = \sum_i \alpha_i - (1/2) \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j$$

subject to .....

$$\sum_i \alpha_i y_i = 0 \dots\dots\dots (7)$$

$$\alpha_i \geq 0$$

求解此模式，可得  $\alpha_i^*$ ，而  $w = \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i x_i$ ，如此即可得到最佳之分類界限

### 2.5.3 非線性支向機

當資料在多維度空間並非線性可分割時，使用線性支向機將無法有效的將資料分類，此時必須使用非線性支向機。非線性支向機是使用非線性的函數以區分資料，如圖 2.4 所示

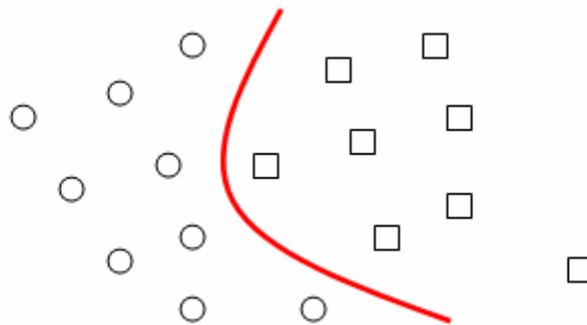


圖 2.4 非線性可分割之資料

但是一般非線性支向機並非直接使用非線性函數作分類界限，而是先將資料做特徵空間的轉換後，再以線性函數將之區分。其概念如圖 2.5 所示

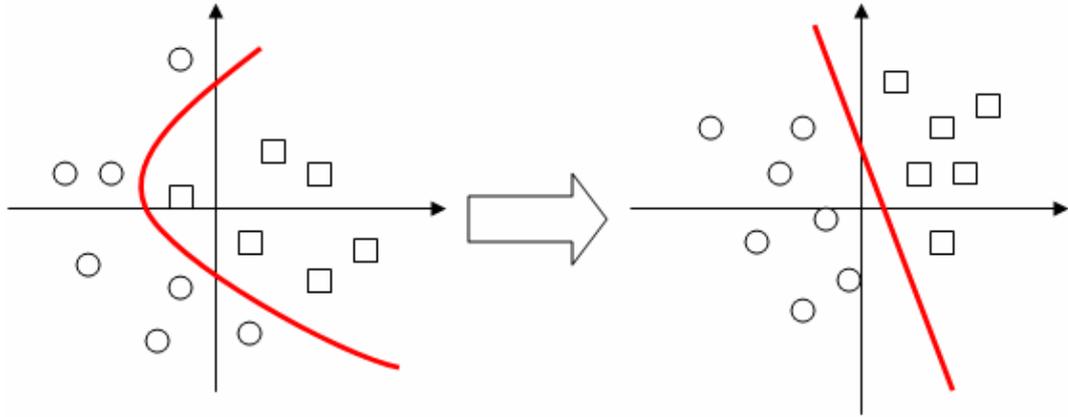


圖 2.5 特徵空間轉換前與轉換後之分類界限

## 2.6 判別分析

判別分析由Fisher在1938年提出，使用線性判別函數區分兩個群體。在各群體的預測變數為多元常態分配的假設下，若待分類樣本與該群體的中心點平方距離的判別函數(Discriminant Function)距離越小，則該樣本屬於這個群體的可能性越高。

對多個群體的分類時，若樣本 $X$ 的預測變數有 $p$ 個時，其向量矩陣為 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)'$ 。當第 $k$ 個群體的機率密度函數 $f_k(X)$ 為多元常態分配，且群體的平均值向量 $\mu_k$ 與共變異數矩陣為

$$\mu_k = \begin{bmatrix} \mu_{k1} \\ \mu_{k2} \\ \vdots \\ \mu_{kp} \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_k = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^k & \sigma_{12}^k & \cdots & \sigma_{1p}^k \\ \sigma_{21}^k & \sigma_{22}^k & \cdots & \sigma_{2p}^k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1}^k & \sigma_{p2}^k & \cdots & \sigma_{pp}^k \end{bmatrix}$$

其中  $\sigma_{ii}^k$  是第  $k$  個群體第  $i$  個變數  $x_i$  的變異數， $\sigma_{ij}^k$  是第  $k$  個群體變數  $x_i$  與  $x_j$  的共變異數。若  $p_k$  為群體  $k$  的事前機率 (Prior Probability)；因為  $X$  是多變量常態分配，其密度函數 (Density Function) 可以表示如下式：

$$f_k(X) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^p |\Sigma_k|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2} D_k(X)} \dots\dots\dots(8)$$

$$D_k(X) = (X - \mu_k)' \Sigma_k^{-1} (X - \mu_k) = X' \Sigma_k^{-1} X - 2X' \Sigma_k^{-1} \mu_k + \mu_k' \Sigma_k^{-1} \mu_k \dots(9)$$

其中  $D_k(X)$  稱為  $X$  到第  $k$  個群體中心點的一般化距離 (General Distance) 或稱馬氏距離 (Mahalanobis Distance)，表示樣本與群體平均值之間，相對於其共變異矩陣的距離。當  $p_k f_k(X)$  表示樣本屬於第  $k$  個群體的機率，則

$$\begin{aligned} \ln(p_k f_k(X)) &= \ln(p_k) + \ln(f_k(X)) \\ &= \ln(p_k) - p \times \ln(\sqrt{2\pi}) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_k| - \frac{1}{2} (X - \mu_k)' \Sigma_k^{-1} (X - \mu_k) \dots\dots(10) \\ &= -\frac{1}{2} D_k(X) + C_k \end{aligned}$$

$$C_k = \ln(p_k) - p \times \ln(\sqrt{2\pi}) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_k|$$

比較  $p_k f_k(X)$  的大小與比較馬氏距離的大小相同，當馬氏距離  $D_k(X)$  越小，則  $p_k f_k(X)$  越大。

$$D_k(X) - 2C_k = \underset{i}{\text{Min}}(D_i(X) - 2C_i) \dots\dots\dots(11)$$

若所有群體預測變數不僅是多元常態分配，並且各群體的離散程度相同，即共變異矩陣相同：

$$\Sigma_1 = \Sigma_2 = \dots = \Sigma_n = \Sigma$$

可以用所有樣本的共變異矩陣  $\Sigma$  取代  $\Sigma_k$ 。各群體的判別函數共通二次式

$X' \sum_k X$  及  $-p \ln(\sqrt{2\pi}) - \frac{1}{2} \ln |\sum_k|$  項可以消去，則  $D_k(X) - 2C_k$  可以用線性函數  $d_k(X)$  替代

$$\begin{aligned} d_k(X) &= -\frac{1}{2}(D_k(X) - 2C_k) \\ &= X' \sum^{-1} \mu_k - \frac{1}{2} \mu_k' \sum^{-1} \mu_k + \ln(p_k) \end{aligned} \dots\dots\dots(12)$$

因此分類規則可以化為  $d_k(X) = \text{Max}_i d_i(X)$ ，分類準則可以用機率的方式處理，待分類樣本屬於群體  $k$  的機率：

$$\text{Pr}(k|X) = \frac{e^{d_k(X)}}{\text{Sum}_i e^{d_i(X)}} \dots\dots\dots(13)$$

因此分類規則為  $d_k(X) = \text{Max}_i \text{Pr}(i|X)$ ，事實上第  $k$  個群體的平均值向量  $\mu_k$  與共變異數矩陣  $\sum_k$  無法知曉，因此  $\mu_k$  以  $\bar{X}_k$  代替， $\sum_k$  以  $S_k$  替代馬氏距離  $D_k(X)$  與  $d_k(X)$  可以表示為：

$$\begin{aligned} D_k(X) &= (X - \bar{X}_k)' S^{-1} (X - \bar{X}_k) \\ d_k(X) &= (S^{-1} \bar{X}_k)' X - \frac{1}{2} (\bar{X}_k' S^{-1} \bar{X}_k) + \ln(p_k) \end{aligned} \dots\dots\dots(14)$$

## 2.7 自組性演算法(GMDH)

GMDH[10][18]是一種多層次輸入-輸出關係之自組性網路架構，屬於類神經網路的一種，由俄國學者Ivakhnenko於1970年提出。GMDH之基本架構是以輸入變數或方程式為基礎，所形成的一個網路架構。其結構建立之概念類似動植物進化演變過程，方程式之間彼此不斷的組合與競爭，根據適者生存的原則，最後留下來的方程式將具有最好的解釋系統之能力。

GMDH之優點是具有自組性的功能，對於複雜的非線性系統會有較佳

的推估效果，並且可分析函數架構不明、數據不足或變數太多的問題。

一般而言，GMDH 之輸出與輸入變數間的關係可用 Kolmogorov-Gabor 多項式來描述如下：

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^M a_i x_i + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \dots \dots (15)$$

其網路架構如圖 2.6 所示。

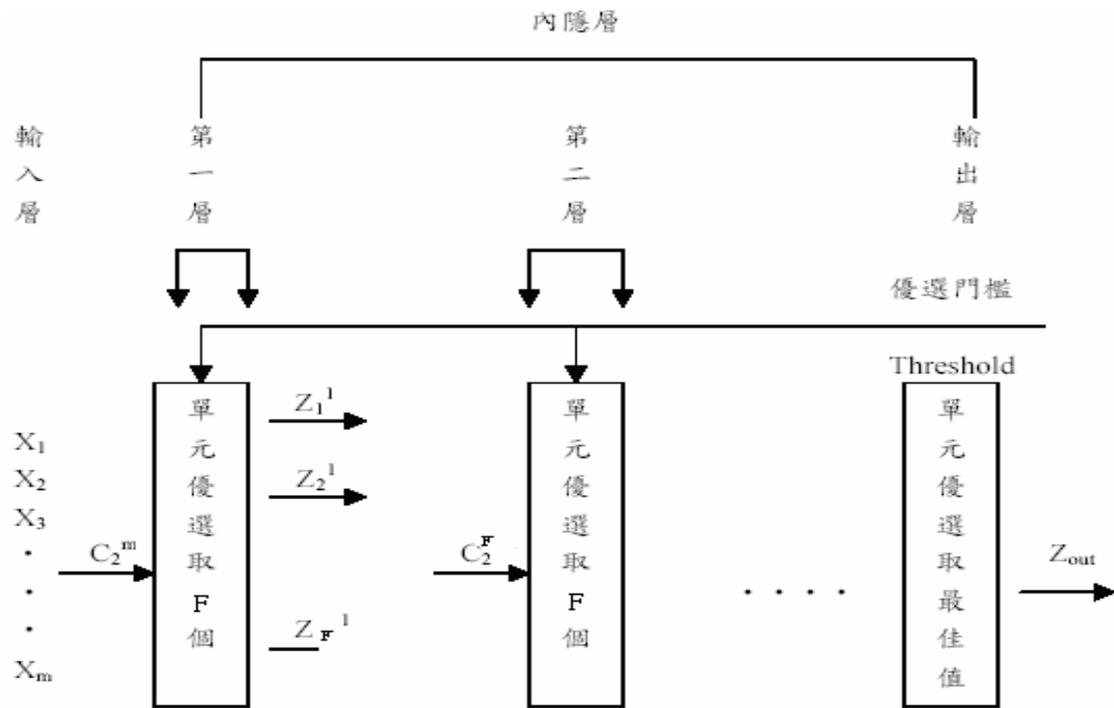


圖 2.6 GMDH 基本架構圖

其中  $y$  為輸出變數， $X = (x_1, x_2, \dots)$  為輸入變數之向量， $A = (a_1, a_2, \dots)$  為方程式之係數。GMDH 之演算步驟如下：

步驟一：選擇輸入變數  $x_i$ ， $i = 1, 2, \dots, m$ 。

步驟二：構建各層間輸入與輸出之關係。以輸入變數任取兩者組合為例，第  $n+1$  層之輸入是由第  $n$  層經過優選後之輸出變數任取兩者組合，其關係式如下：

$$y = f(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j \quad \begin{matrix} i = 1, 2, \dots, m; \\ j = 1, 2, \dots, m; \\ i \neq j \end{matrix}$$

其中  $x_i$  代表輸入層的變數， $i=1,2,\dots,m$ ， $Z_q^{(p)}$  代表第  $p$  層之第  $q$  個輸入變數，對所有  $p、q=1,2,3,\dots$ ， $r$  代表第一層之輸入變數個數， $r = C_2^m = \frac{m \times (m-1)}{2}$ ，則第一層的輸入變數為  $Z_1^{(1)} = f(x_1, x_2)$ ， $Z_2^{(1)} = f(x_2, x_3)$ ， $\dots$ ， $Z_r^{(1)} = f(x_{m-1}, x_m)$ ，以此類推第  $n+1$  層的新輸入變數為： $Z_1^{(n+1)} = f(Z_1^{(n)}, Z_2^{(n)})$ ， $Z_2^{(n+1)} = f(Z_2^{(n)}, Z_3^{(n)})$ ， $\dots$ ， $Z_s^{(n+1)} = f(Z_v^{(n)}, Z_{v-1}^{(n)})$ ，其中  $s$  為第  $n+1$  層之輸入變數的個數， $s = C_2^v = \frac{v \times (v-1)}{2}$ ， $v$  為第  $n$  層透過優選後之輸出變數的個數。

**步驟三：**設定各層之優選條件。根據步驟二所產生之迴歸式(即輸出變數)的均方根(root mean square, RMS)和誤差均方根(root mean square error, RMSE)決定第  $n$  層較佳之輸出變數個數  $F$ ，作為第  $n+1$  層之候選輸入變數，其中  $F$  小於或等於第  $n$  層之輸入變數的個數。RMS 和 RMSE 之說明如下：

(1) RMS： $r_i$  為第  $n$  層中第  $i$  條迴歸式之均方根值， $y(t)$  為第  $t$  個時間點之實際觀測值， $Z_i^{(n)}(t)$  為第  $n$  層第  $i$  條迴歸式於第  $t$  個時點之預測值，其中  $r_i$  公式如下：

$$r_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (y(t) - Z_i^{(n)}(t))^2}{\sum_{t=1}^T (y(t))^2}} \dots\dots\dots(16)$$

(2) RMSE： $\varepsilon_i$  為第  $n$  層中第  $i$  條迴歸式之均方根值。其公式如下：

$$\varepsilon_i = \sqrt{\sum_{t=1}^T (y(t) - Z_i^{(n)}(t))^2} \dots\dots\dots(17)$$

**步驟四：**設定停止條件。當該層選出之最佳迴歸式無法明顯改善模式之解釋能力時，則停止往下層發展，否則回到步驟二直到符合停止條件為止。

**步驟五：**最終模式之構建。由停止的最終層所篩選出之最佳迴歸式，逐一回溯前一層之輸入變數，回推得到輸入變數與迴歸式的關係，直到第一層為止，即可得到最後完整的模式。



# 第三章 研究方法

本研究利用支向機、判別分析與自組性演算法構建風險評估模式，結合存活期預測模式與 U 指標，提出一套中小企業信用評等流程，並針對各評等等級制定放款策略，使金融機構面對借款能更快速、正確的反應。3.1 節敘述風險評估模式之構建流程，3.2 節敘述存活期預測模式之構建流程，3.3 節則敘述如何利用風險評估模式與存活期預測模式，對借款公司判定其信用評等。

## 3.1 風險評估模式

以下各步驟敘述本研究風險評估模式的構建流程：

### 步驟一：資料收集以及變數選擇與整理

本研究之應用對象是國內中小企業借款戶，由於中小企業對於財務報表的紀錄不像上市上櫃公司般完整，因此若單以其財務資料分析企業風險，將難以收集足夠的資訊。此外，影響借貸風險的原因不單只是財務資料，一些非財務資訊，例如經營理念、員工忠誠度等，也是影響風險的重要因素。近年一些研究發現總體經濟指標也是影響借貸風險的重要因素之一。綜合以上所述，本研究將收集包括財務資料、非財務資料以及總體經濟指標等三大類的資料，以建立風險評估模式。

### 步驟二：依淨值等級進行分類

雖然本研究之應用範圍是國內之中小企業，不過中小企業間的財力(企業淨值)差距仍大。因此若僅用單一模式判別所有企業，可能會影響模式判別正確率，故本研究將資料依利用企業淨值等級分組，分別構建風險評估模式。

### 步驟三：以逐步判別分析篩選重要之變數

由於資料的變數的納入包括財務變數、非財務變數與總體經濟變數等，變數總數非常多，若將全部的變數納入考慮，則容易產生過度適配（overfitting）的問題，降低測試樣本的正確率。因此本研究先以逐步判別分析篩選出重要之變數，再構建風險評估模式，才可避免產生模式過度適配的問題。

### 步驟四：構建風險評估模式

分別利用支向機、判別分析與自組性演算法構建風險評估模式，並比較其分析結果之優劣，選擇適配性較佳的方法以構建後續之信用評等模式，如圖 3.1 所示：

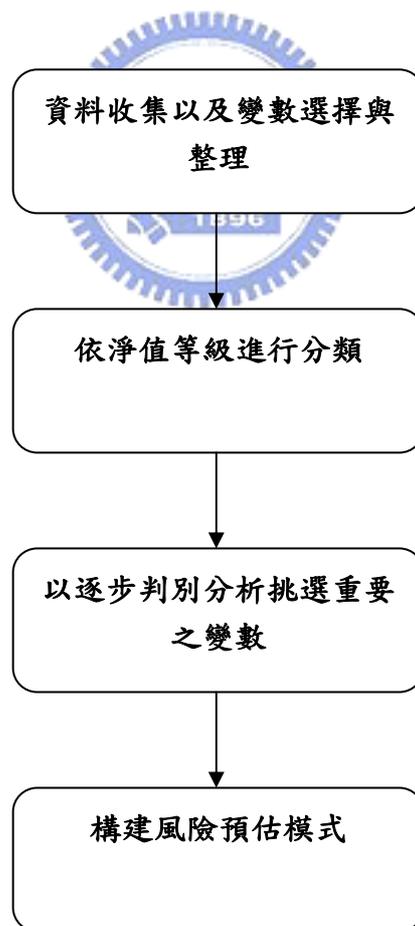


圖 3.1 風險評估模式構建流程

## 3.2 存活期預測模式

以下各步驟敘述風險評估模式的構建流程。

### 步驟一：資料收集以及變數選擇與整理

此步驟進行方法與風險評估模式步驟一相同。

### 步驟二：依淨值等級進行分類

此步驟進行方法與風險評估模式步驟二相同。

### 步驟三：以逐步判別分析篩選重要之變數

此步驟進行方法與風險評估模式步驟三相同。

### 步驟四：構建存活期預測模式

分別利用自組性演算法構建存活期預測模式，並利用 NeuroShell 2.0 軟體作為 GMDH 之輔助分析工具，如圖 3.2 所示。

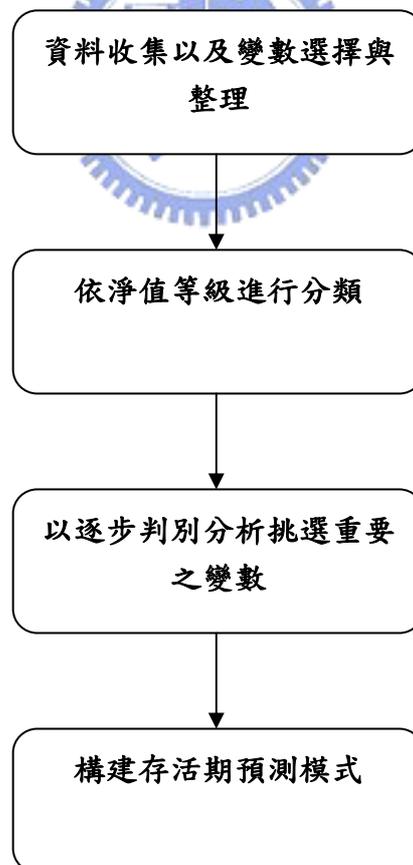


圖 3.2 存活期預測模式構建流程

### 3.3 中小企業信用評等流程

構建完成風險評估模式與存活期預測模式，即可利用兩個模式得到以下資訊：(1)企業是否違約(2)若企業違約，其存活期長度為何。接著以上述兩個資訊作為信用評等之判定基準。以下各步驟將敘述中小企業信用評等之評估流程。

#### 步驟一：資料收集以及變數選擇與整理

此步驟進行方法與風險評估模式步驟一相同。

#### 步驟二：以風險評估模式判定該借款企業為正常或違約

將收集之資料代入以構建完成之風險評估模式，判定其為正常企業或違約企業。

#### 步驟三：以存活期預測模式預測違約企業之存活期

將前一步驟判定為違約的資料，代入存活期預測模式，預估其存活期。

#### 步驟四：判定放款企業之信用評等

若在步驟二判定為正常企業，則給予信用評等 A 級，判定為違約之企業則在預估存活期後，以陳英豪[9]所發展的 U 指標判定信用評等，U 指標的定義如下所示。表 3-1 為 U 指標值所對照之信用評等等級及放款策略說明。

$$U = \frac{\text{預測存活期}}{\text{債務期限}} \times 100\%$$

表3-1 信用等級對照及說明表

信用等級	U判定準則	建議放款策略
A	無	予以放款
B+	92% -100%	提高擔保品價值
B	80% - 92%	提高擔保品價值、提高利率
B-	70%-80%	提高擔保品價值、提高利率、縮短契約期限
C	70%以下	僅允許短期契約並提高擔保品價值或不予放款

本研究所提出之中小企業信用評等流程如圖 3.3 所示。

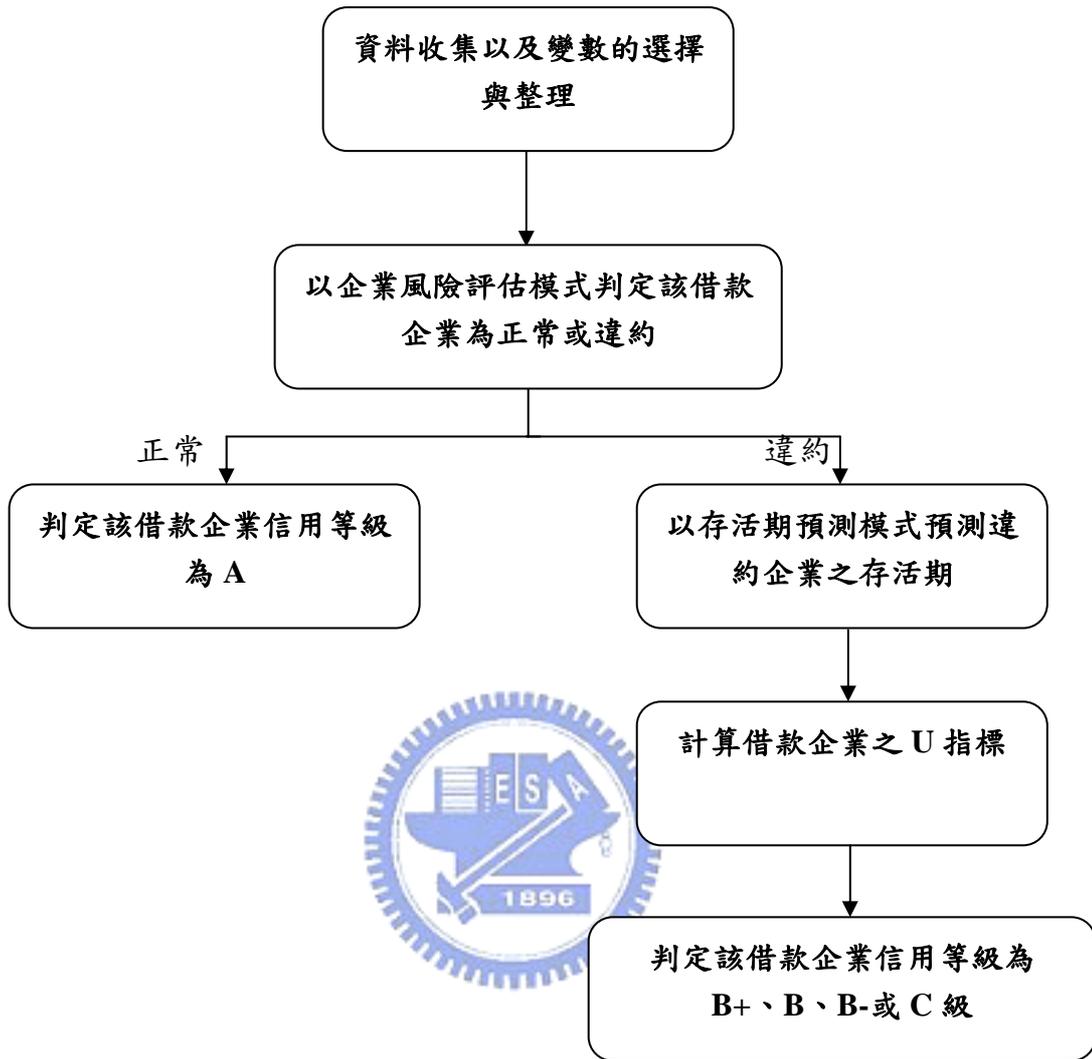


圖 3.3 中小企業信用評等流程

## 第四章 實例驗證

本研究利用國內某金融機構於民國 89 年至民國 94 年向其借款之中小企業之實際資料為例，說明本研究所發展之中小企業信用評等流程的有效性及其可行性。

### 4.1 本研究方法說明

應用實例說明本研究方法之可行性，各步驟之說明如下：

#### 步驟一：選擇變數

本研究選擇 17 個財務變數、31 個非財務變數、1 個總體經濟變數等共 50 個變數為自變數，並將企業淨值當作資料分組變數。表 4-1 為各變數所對應之代碼及相對之評分項目，表 4-2 則列出為各財務變數之計算公式。

由於有一些非財務變數難以量化，因此企業以評分員對這些變數評分當作其變數值，評分員對評分表上各非財務變數的問題進行評分，若某一問題評分員認為該企業有做到，則得 1 分，反之則得 0 分。由於一個非財務變數可能拆解成好幾個問題，所有問題得分的總和就是該非財務變數的值。因此拆解變數為非財務變數所拆解成的各個問題之得分，而每個拆解變數都是一個二維變數 (binary variable)。以往金融機構在進行企業之信用評等時，都是直接採用非財務變數的值，也就是拆解變數的加總，並不單獨考慮各拆解變數。本研究則是將拆解變數也納入考量，以更精確的探究拆解變數對風險評估模式之解釋能力。

本研究依企業淨值之大小，將資料分為 A、B、C 兩組，如表 4-3 所示

表 4-1 變數說明表

財務變數代碼		評分項目	非財務 變數代 碼	評分項目
財務結 構	F1	自有資本率	contract	債務期限
	F2	負債比率	N1	內部和諧與員工忠誠 度
	F3	固定比率	N2	背景
償債能 力	F4	流動比率	N3	經營理念及能力
	F5	速動比率	N4	資力
	F6	債務償債能力	N5	財務報表可信度
經營能 力	F7	平均淨值週轉數	N6	重大法規
	F8	平均收款天數	N7	經濟因素
	F9	平均銷貨天數	N8	產業展望
獲利能 力	F10	毛利率	N9	經營展望
	F11	淨利率	N10	銷售
	F12	淨值報酬率	N11	經營團隊
	F13	週轉率	N12	同業及客戶對其評價
成長力	F14	每股淨利成長率	N13	企業淨值
	F15	營業額成長率		
其他	F16	杜邦比率		
	F17	Ln(淨值/相對規模)		

表 4-2 財務變數公式表

變數代碼		評分項目	計算公式
財務結構	F1	自有資本率	$\frac{\text{股東權益總額}}{\text{資產總額}}$
	F2	負債比率	$\frac{\text{負債總額}}{\text{資產總額}}$
	F3	固定比率	$\frac{\text{固定資產}}{\text{股東權益總額}}$
償債能力	F4	流動比率	$\frac{\text{流動資產}}{\text{流動負債}}$
	F5	速動比率	$\frac{\text{流動資產} - \text{存貨} - \text{預付費用}}{\text{流動負債}}$
	F6	債務償債能力	$\frac{\text{資產}}{\text{負債}}$
經營能力	F7	平均淨值週轉數	$\frac{\text{銷貨淨額}}{\text{資產總額}}$
	F8	平均收款天數	$\frac{365}{\text{應收款項週轉率}}$
	F9	平均銷貨天數	$\frac{365}{\text{存貨週轉率}}$
獲利能力	F10	毛利率	$\frac{\text{銷貨毛利}}{\text{銷貨淨額}}$
	F11	淨利率	$\frac{\text{稅後淨利}}{\text{營收淨額}}$
	F12	淨值報酬率	$\frac{\text{稅後營餘}}{\text{平均資產總額}}$
	F13	週轉率	$\frac{\text{營收}}{\text{資產}}$
成長力	F14	每股淨利成長率	$\frac{\text{年度每股稅後淨利} - \text{前年每股稅後淨利}}{\text{前年每股稅後淨利}}$
	F15	營業額成長率	$\frac{\text{年度營收} - \text{前一年度營收}}{\text{前一年度營收}}$
其他	F16	杜邦比率	$\frac{\text{淨利率} \times \text{週轉率}}{\text{自有資本率}}$
	F17	Ln(淨值/相對規模)	同左

表 4-3 企業淨值等級對應表

淨值等級	標準
A	>100,000 仟元
B	10,001 ~ 100,000 仟元
C	<10,000 仟元

### 步驟二：蒐集與整理資料

針對本案例，本研究共蒐集了 3636 筆中小企業資料，其中正常案件有 3348 筆，違約案件有 288 筆，將這些中小企業之資料依淨值等級分組後去除離群值與無效值，得到樣本結構如表 4-4 所示，為提升模式之準確性，設定正常案件和違約案件之比值為 1：1，訓練案件與測試案件之比值亦為 1：1，然後再進行後續分析。



表 4-4 本案例之中小企業依淨值分組之樣本結構表

淨值等級組別	正常案件	違約案件
A	1280	111
B	1968	155
C	90	11

### 步驟三：以逐步判別分析篩選重要之變數

分別對淨值等級為 A 或 B 的兩個組別，利用逐步判別分析挑選出影響風險評估模式的重要變數，得到之結果如表 4-5 所示。

表 4-5 各淨值等級之重要變數

淨值等級 A	淨值等級 B
經濟指標( $X_1$ )	公司歷史 ( $X_1$ )
淨值週轉數 ( $X_2$ )	Ln(淨值/相對規模)( $X_2$ )
DSR ( $X_3$ )	杜邦比率 ( $X_3$ )
經營團隊-4 ( $X_4$ )	同業客戶評價-4 ( $X_4$ )
公司歷史 ( $X_5$ )	經營團隊-3 ( $X_5$ )
負債比率 ( $X_6$ )	銷售-1 ( $X_6$ )
財報可信 ( $X_7$ )	
毛利率 ( $X_8$ )	
內部-2 ( $X_9$ )	
背景及經營理念 ( $X_{10}$ )	
淨值報酬率 ( $X_{11}$ )	

步驟四：構建風險評估模式

進行篩選變數後，分別針對 2 個淨值等級之企業，構建風險評估模式，結果如下表 4-6 與 4-7 所示。

表 4-6 A 淨值等級的風險評估模式

樣本類型	訓練樣本			測試樣本		
	判別	GMDH	SVM	判別	GMDH	SVM
正常案件正確率	88%	96%	88%	52%	60%	44%
違約案件正確率	80%	96%	88%	72%	64%	72%

比較表 4-6 中三種方法其測試樣本之正常案件正確率與違約案件正確率後，發現判別分析與 SVM 都容易出現正常案件正確率與違約案件正確率差異很大的現象，由於對金融機構來說正常與違約案件的判別正確率都同等重要，不應出現正

確率差異過大的情形，因此判定 GMDH 方法所建之風險評估模式較佳。方程式如下（方程式中的變數以表 4-5 之變數代號表示），由於 GMDH 在構建方程式時會再進行一次變數篩選，因此方程式中不一定會包含所有的變數。此外由於風險評估模式是一個二分類模式，需設定 cut-off point 以判定其分類。

$$Y = -0.31 \times X_6 + 0.27 \times X_8 + 2.1 + 0.13 \times X_9 + 0.13 \times X_{11} - 7.5E-002 \times X_4 + 1.4 \times X_3 - 0.95 \times X_3^3 - 0.38 \times X_3 \times X_7 - 0.85 \times X_3 \times X_8 + 0.83 \times X_7 \times X_8 + 0.56 \times X_3 \times X_7 \times X_8 - 0.9 \times X_4^2 + 0.2 \times X_4 \times X_6 - 0.37 \times X_9^2 - 0.38 \times X_{11}^2 - 0.3 \times X_5^2 - 0.37 \times X_7^2 \quad (\text{cut-off value} = -0.4)$$

表 4-7 B 淨值等級的風險評估模式

樣本類型	訓練樣本			測試樣本		
	判別	GMDH	SVM	判別	GMDH	SVM
正常案件正確率	72%	100%	72%	80%	64%	92%
違約案件正確率	60%	100%	52%	48%	68%	28%

比較表 4-7 中三種方法其測試樣本之正常案件正確率與違約案件正確率後，判定 GMDH 方法所建之風險評估模式較佳。方程式如下：

$$Y = -1.3E+004 \times X_1 + 2.2E+003 \times X_5 + 1.7E+002 \times X_6 - 0.87 \times X_1^2 - 2.3E+003 \times X_5^2 - 2.3E+002 \times X_6^2 + 98 \times X_6^3 + 1.3E+004 \times X_1 \times X_5 + 7.7 \times X_1 \times X_6 \quad (\text{cut-off value} = -0.4)$$

#### 步驟五：構建存活期預測模式

構建風險評估模式後，再構建存活期預測模式，以用於判定在風險評估模式中判定為違約的案件其信用評等。以存活期為預測變數，分別對淨值等級為 A 或 B 的兩個組別，利用判別分析之逐步挑選變數法挑選出影響企業存活期之重要變數，得到結果如表 4-8 所示，括號內為變數對應之變數代號。

分別針對兩個淨值等級企業構建存活期預測模式，方程式如下。（方程式中的變數以表 4-8 之變數代號表示）

(1) A 淨值等級企業：

$$Y = 0.71 \times X_8 - 0.44 \times X_2 - 0.15 - 0.097 \times X_3 - 0.63 * X_7 - 0.82 \times X_8^2 - 1.3 \times X_{87}^3$$

$$- 0.35 \times X_2 \times X_8 + 0.51 \times X_3 \times X$$

(2) B 淨值等級企業：

$$Y = 0.6 \times X_{15} - 0.34 - 0.8 \times X_{16} - 0.13 \times X_8 - 0.12 \times X_5 - 0.44 \times X_5^2 + 0.11 \times X_8^2$$

$$+ 0.89 \times X_{11}^2 - 0.82 \times X_{11}^3 + 0.28 \times X_5 \times X_{11} - 0.59 \times X_{15}^3 + X_{16}^3$$

表 4-8 影響各淨值等級存活期之重要變數

淨值等級 A	淨值等級 B
財報可信 (X <sub>1</sub> )	同業客戶評價-5 (X <sub>1</sub> )
經營團隊-1 (X <sub>2</sub> )	財報可信 (X <sub>2</sub> )
內部-1 (X <sub>3</sub> )	經營團隊-3 (X <sub>3</sub> )
同業客戶評價-4 (X <sub>5</sub> )	同業客戶評價-1 (X <sub>4</sub> )
同業客戶評價-2 (X <sub>6</sub> )	Ln(淨值/相對規模)(X <sub>5</sub> )
Ln(淨值/相對規模) (X <sub>7</sub> )	每股淨利成長率 (X <sub>6</sub> )
自有資本率 (X <sub>8</sub> )	內部-1 (X <sub>7</sub> )
杜邦比率 (X <sub>9</sub> )	同業客戶評價-2 (X <sub>8</sub> )
	內部-4 (X <sub>9</sub> )
	同業客戶評價 (X <sub>10</sub> )
	淨利率 (X <sub>11</sub> )
	產業展望-1 (X <sub>12</sub> )
	經濟指標 (X <sub>13</sub> )
	收款天數 (X <sub>14</sub> )
	資力 (X <sub>15</sub> )
	淨值週轉數 (X <sub>16</sub> )

#### 步驟六：判定借款企業之信用評等

執行完上述步驟之後，即完成信用評等模式之構建，現由實例中隨機抽取一筆資料，解釋如何利用此信用評等模式判定該筆資料信用評等，該筆資料各變數之值如表 4-9：

表 4-9 挑選案例之變數值

變數名稱	變數值	變數名稱	變數值	變數名稱	變數值
是否違約	是	DSR	4.30	銷售加分-1	1
淨值等級	A	淨值收款數	2.00	銷售加分-2	1
存活期	9	收款天數	2.00	經營團隊	3
借款期限	12	銷貨天數	2.00	經營團隊-1	1
公司歷史	3.00	毛利率	0.00	經營團隊-2	1
內部員工忠誠	4	淨利率	0.00	經營團隊-3	1
內部-1	1	淨值報酬率	0.62	經營團隊-4	0
內部-2	1	每股淨值成長率	1.96	同業客戶評價	4
內部-3	1	營業額成長率	2.00	同業客戶評價-1	1
內部-4	1	法規政策	2	同業客戶評價-2	1
背景及經營理念	4	經濟因素	2	同業客戶評價-3	1
資力	0	產業展望	3	同業客戶評價-4	1
財報可信	3	產業展望-1	1	同業客戶評價-5	0
自有資本率	1.00	產業展望-2	0	週轉率	273.76
負債比率	1.00	產業展望-3	1	杜邦比率	7.07
固定比率	0.50	產業展望-4	1	經濟指標	14.98848
流動比率	0.50	經營展望	2	Ln(淨值/相對規模)	-11.6347
速動比率	1.41	銷售	4		

首先判斷資料是否違約，將資料代入 A 淨值等級之風險評估模式，得到 Y 值為-0.7535，小於 cut-off value (-0.4)，因此判定為違約，必須再計算其存活期以判定其信用評等。將資料代入 A 淨值等級之存活期評估模式，得到 Y 值為 7.02，此即為存活期預測值。將之帶入 U 指標之公式，可得  $U=7.02/12=0.585$ ，由表 3-1 之信用等級對照表判定該筆資料為 C 級。

## 4.2 實例驗證結論

本研究在實例驗證後得到以下兩點結論：

1、利用 SVM 與判別分析構建風險評估模式，常常會發生正常樣本判別正確率與違約樣本判別正確率一高一低的情形。由於 GMDH 可使用 cut-off point 去控制兩類判別正確率，因此可有效改善這個問題。

2、本研究將非財務變數拆解成數個變數，由逐步判別分析發現許多變數在未拆解前是不顯著的變數，但拆解後卻變為顯著變數，顯示將非財務變數拆解後，可提升風險評估模式的解釋能力。

# 第五章 結論與建議

以下兩小節分別說明本研究之結論及建議。

## 5.1 結論

本研究之貢獻可彙整如下：

1、過去之中、外文獻大部分都是以上市上櫃公司的資料進行分析，而本研究以中小企業之資料為例，因此其分析流程可有效套用至佔台灣為數甚多的中小企業身上，因此本研究結果甚具應用價值。

2、本研究結合風險評估模式、存活期預測模式與 U 指標，另提出一套有效的中小企業信用評等流程，可改善過去類似研究中未考慮借款期限的缺點。

3、本研究在構建風險評估模式之前，先以逐步判別分析法篩選重要變數，可有效改善模式過度適配的問題。

4、在風險評估模式的部分，本研究採用支向機、判別分析、以及自組性演算法進行分析，並比較其優劣。由於這三種方法皆可得出分類之方程式，因此對金融機構而言，其實際應用價值較使用倒傳遞類神經網路、核心法等方法高。

## 5.2 建議

本研究可能之後續研究有以下幾點：

1、針對存活期的部分，可以多比較幾種迴歸方法，選擇一個預測能力較佳的方法進行分析，以提高信用評等模式的正確性。

2、本研究將資料依企業淨值進行分組，未來之研究可考慮依產業類別進行分組，可能還可以提高模式的有效性。

3、在變數的選取方面，本研究所考量之財務變數、非財務變數與總體經濟變數大部分屬於落後指標或同時指標，未來可以加入一些領先指標，可以更有效預測企業「未來」是否會如期還款。



# 參考文獻

- [1] 沈俊誠，「整合金融機構風險評估與信用評等模式之研究」，交通大學工業工程研究所碩士論文，2004。
- [2] 李紀珠，「金融機構失敗預測模式—加速失敗模式之應用」，經濟論文叢刊，第21卷，第4期，p355-379，1993。
- [3] 林竹君，「商業銀行如何衡量違約企業之償還率」，國立中央大學財務金融研究所碩士論文，2004。
- [4] 林孟宏，「中小企業抵押貸款決策流程之」，交通大學工業工程研究所碩士論文，2005。
- [5] 林惠玲，「廠商之退出率與存活時間之計量模式—台灣電子及電子機械器材製造業之驗證」，經濟論文叢刊，第21卷，第4期，p411-440，1993。
- [6] 翁寬等人譯「商業銀行的管理政策」，幼獅文化事業公司與台北銀行，初版，1987。
- [7] 黃小玉，「銀行放款信用評估模式之研究-最佳模式之選擇」，淡江大學管理科學研究所碩士論文，1988。
- [8] 黃國源，「類神經網路與圖形識別」，維科圖書有限公司出版，第二版，2003年。
- [9] 陳侑宣，「商業銀行如何使用信用風險值檢視授信政策」，國立中央大學財務金融研究所碩士論文，2004。
- [10] 陳英豪，「應用自組性演算法企業信用評等模式」，交通大學工業工程研究所碩士論文，2005。
- [11] 游翔百，「複合式信用評等模式」，交通大學工業工程研究所碩士論文，2004。
- [12] 戴文彬，「違約企業償還率的實證研究」，國立中央大學財務金融研

究所碩士論文，2004。

- [13] Altman, E. I, and Saunders, A., “Credit risk measurement: Development over the last 20 years”, *Journal of Banking & Finance*, Vol. 21, Iss. 11- 12, pp. 1721, 1997.
- [14] Altman, E.I, and Kishore, V., “Almost Everything You Wanted To Know About Recoveries On Default Bonds,” *Financial Analysts Journal*, Nov/Dec, pp.57-64.1996.
- [15] Beaver, William H., “Financial ratios as predictors of failure”, *Journal of Accounting Research*, pp.71-111, 1966.
- [16] Emel, A. B., Oral M., Reisman, A. and Yolalan, R., “A credit scoring approach for the commercial banking sector”, *Socio-Economic Planning Sciences*, Vol. 37, pp. 103–123, 2003.
- [17] Gupton, Greg M. and Stein, Roger M. “LossCalc v2: Dynamic Prediction of LGD,” Moody’s Investors Service, New York, 2005.
- [18] Ivakhnenko, A. G. and Madala, H. R., *Inductive Learning Algorithms for Complex Systems Modeling*, CRC press, Inc., 1994.
- [19] Jensen H.L., Robert R. Trippi, Efraim Turban “Neural Network in finance and investing : using artificial intelligence to improve real-work performance”, eChicago III. : Probus Pub., 1993.
- [20] Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J., and Chen, I. F., “Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 23, pp. 245–254, 2002.
- [21] Ohlson, A. James , “Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, 1980.
- [22] Thomas, L. C., Banasik, J. and Crook, J. N., “Not if but When Will Borrowers Default,” *Journal of Operation Research in Society*, Vol. 50, pp.

1185-1190, 1999.

- [23] Vandell, K., Barnes, W. D., Harfzell, D. Kraft and Wendt, W.,  
“Commercial Mortgage Defaults: Proportional Hazards Estimation Using  
Individual Loan Histories,” *Journal of the American Real Estate and  
Urban Economics Association*, Vol. 21 , pp. 451-480., 1993.

