

國立交通大學

工業工程與管理學系

博士論文

應用 LISREL 驗證借款企業之財務構
面與構建信用評等模式



Verifying Financial Dimensions of Enterprise

Borrowers and Constructing a Credit Scoring Model

using LISREL

研究生：林麗甄

指導教授：唐麗英 教授

中華民國九十八年九月

應用 LISREL 驗證借款企業之財務構面與構建信用評等模式

學生：林麗甄

指導教授：唐麗英

國立交通大學工業工程與管理學系博士班

摘要

隨著國際金融市場環境的快速發展，企業面臨的風險比以往更為複雜，因此銀行或金融機構極須建立一套有效的信用評等模式(credit scoring model)，以準確地判斷借款企業是否會違約或預估發生違約的機率，以做為銀行或金融機構對借款企業訂定授信放款策略及違約催討策略之依據。然而，中外文獻在建構銀行或金融機構放款給企業所用之信用評等模式時，所使用之財務構面大多是應用因素分析(factor analysis)從一些財務比率變數中萃取而得，然後再依據這些財務構面，應用一些統計方法或類神經網路來建構一階段信用評等模式。由於財務構面與財務比率變數之間的相關性可能會隨著貸款期間的長短而有強弱之差別，若在構建信用評等模式時，未將此相關性的變化納入考慮，則由因素分析所萃取出之財務構面及依據這些構面所建構之信用評等模式其預測準確性可能不高。此外，由於銀行或金融機構貸款給一個違約者(defaulter)會比拒絕一個未違約者(non-defaulter)所付出之成本高出許多，因此提升信用評等模式預測違約案件之準確率對銀行或金融機構而言，是非常的重要。然而，實務上在建構信用評等模式時，由於違約案件(default cases)通常較未違約案件 (non-default cases)少很多，因此應用此類不平衡資料構建信用評等模式時，預測違約案件之準確性通常較預測不違約案件差

很多。為改善此不平衡資料所構建信用評等模式預測違約案件不準確之問題，目前雖已有文獻運用兩階段分類方法來建構信用評等模式，並證實兩階段信用評等模式會較一階段分類方法所建構之信用評等模式之整體預測效果佳，但文獻上所提出之兩階段信用評等模式仍然無法有效提高預測違約案件之準確率。本研究之主要目的是針對上述萃取財務構面未考量貸款期間之不同以及不平衡資料所引起預測違約案件不準確等兩項缺失分別提出建構一階段及兩階段之信用評等模式之方法。本研究建構一階段信用評等模式之方法是應用線性結構方程模式(linear structure relation, LISREL)，根據所投入的財務比率變數，在不同的貸款期間下，分別找出適合的財務比率變數來建構財務構面，然後再利用所萃取出來的財務構面及 Cox 模式來建構一階段信用評等模式。對於建構兩階段信用評等模式方法上，本研究在第一階段利用由 LISREL 於不同貸款期間下所建構之適當財務構面及 Cox 模式將資料分為違約、未違約與不易判別區域等三類；在第二階段則利用支持向量機(Support Vector Machine, SVM)針對不易判別區域之借款企業，再建構第二次階段之信用評等模式。本研究最後利用台灣中小企業借款者之財務資料，驗證了本研究所建構之一階段及兩階段信用評等模式確實能反應借款企業貸款期間越長，銀行或金融機構所面臨的風險越大之現象，因此可同時提升未違約及違約案件之預測準確率。

【關鍵詞】 線性結構方程模式，Cox模式，支持向量機，信用評等模式，兩階段分類方法

Verifying Financial Dimensions of Enterprise Borrowers and Constructing a Credit Scoring Model using LISREL

Student: Lee-Cheng Lin

Advisor: Lee-Ing Tong

Department of Industry Engineering and Management
National Chiao Tung University

ABSTRACT

As the international finance has been developed fast, the risk that enterprises are facing now is more complex than before. Thus, banks and financial institutions must develop a credit scoring model to effectively predict default probability and assess borrower default risk. Banks or financial institutions can utilize the results of credit scoring model to devise appropriate loan strategies for borrowers to reduce risk or losses from improper loans. Previous studies on constructing a credit scoring model, the financial dimensions were generally extracted from financial ratio variables using Factor Analysis (FA) without considering various loan periods. These dimensions were used to construct a one-stage credit scoring model using statistical models or neural networks. However, the relationship between financial dimensions and financial ratio variables may vary according to various loan periods. If various loan periods are not taken into account when constructing the one-stage credit scoring model using financial dimensions extracted by FA, the predictive power of the model may not be high. In addition, because the cost of granting a loan to a defaulter is much larger than that of rejecting a non-defaulter, enhancing the accuracy rate of defaults cases is urgently important for banks or financial institutions. However, in practice, default cases are usually much less than non-default cases when constructing a credit scoring model. Thus, the effect on predicting default cases is usually much smaller than that of non-default cases when constructing the credit scoring model using the imbalanced data. Now, although some studies constructed the credit scoring

model using a two-stage classification method to improve the problem of predicting default cases caused by imbalanced data. These studies claimed that the accuracy rate of the credit scoring model constructed using a two-stage classification method is higher than that using a one-stage classification method. However, using two-stage classification methods to construct the credit scoring model still can not effectively increase the accuracy rate of defaults cases. Thus, this study proposes methods of constructing the one-stage credit scoring model and the two-stage credit scoring model, respectively to overcome the problems mentioned above. In constructing a one-stage credit scoring model, linear structure relation (LISREL) is utilized to find proper financial ratio variables to construct financial dimensions for various loan periods. Then, the constructed financial dimensions and Cox model are utilized to construct a one-stage credit scoring model. In constructing a two-stage credit scoring model, this study constructing the two-stage credit scoring model is composed of two stages. The first stage is using the constructed financial dimensions and Cox model to divide the borrowers into three classes: default, non-default and undetermined borrowers. In the second stage, the data in the undetermined class are utilized to construct a classification model using Support Vector Machine (SVM). Finally, this study using the financial data of borrowers from the small-and-medium sized enterprises in Taiwan to demonstrate that the proposed one-stage credit scoring model and two-stage credit scoring model can reflect that when an enterprise borrower's loan period is longer, the risk that a bank or a financial institution must face is higher. Also the proposed methods effectively enhance the accurate rates of both default and non-default cases.

Keywords: Linear structure relation ; Cox model ; Support vector machine ;
Credit scoring model ; Two-stage classification method

致 謝

本論文得以順利完成，首先要感謝指導教授唐麗英老師的悉心指導，在此致上最崇高的敬意。同時感謝黎正中教授、洪瑞雲教授、王春和教授與張永佳教授的寶貴意見，使本論文更臻完善。

最後，還要感謝父母、公婆以及丈夫在論文研究過程中給我的支持與鼓勵。謹以本人獻給他們，感謝他們所帶給我的一切。



林麗甄

謹致於國立交通大學工業工程與管理學系

民國 98 年 9 月

目錄

中文摘要.....	i
英文摘要.....	iii
致謝.....	v
目錄.....	vi
表目錄.....	viii
圖目錄.....	ix
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	5
1.3 研究方法.....	6
1.4 研究架構.....	7
第二章 文獻探討.....	8
2.1 一階段信用評等模式之相關文獻探討.....	8
2.1.1 一階信用評等模式之國外文獻探討.....	8
2.1.2 一階信用評等模式之國內文獻探討.....	10
2.2 兩階信用評等模型之相關文獻探討.....	12
2.3 線性結構方程模式.....	13
2.3.1 線性結構方程模式之介紹.....	13
2.3.2 線性結構方程模式之數學模式.....	15
2.4 存活分析.....	17
2.4.1 存活分析之介紹.....	17
2.4.1.1 存活分析之定義.....	17
2.4.1.2 資料設限之型式.....	18
2.4.2 Cox 模式.....	19
2.5 支持向量機.....	20
2.5.1 支持向量機原理.....	20
2.5.2 核心函數.....	22
第三章 研究方法.....	24
3.1 建構線性結構方程模式之程序.....	25
3.2 利用 Cox 模式建構一階段信用評等模式.....	29
3.3 建構兩階段信用評等模式.....	31
3.3.1 建構第一階段之信用評等模式.....	32
3.3.2 建構第二階段之信用評等模式.....	34
第四章 實例說明.....	35
4.1 研究樣本及變數之選取.....	35
4.2 線性結構方程模式之結果.....	38

4.2.1 效度檢定之結果.....	38
4.2.2 信度檢定之結果.....	42
4.3 利用 Cox 模式 Logit 模式建構一階段信用評等模式之結果比較..	44
4.4 兩階段信用評等模式之結果.....	46
4.4.1 第一階段信用評等模式之結果.....	46
4.4.2 第二階段信用評等模式之結果.....	47
4.4.3 兩階段信用評等模式之測試結果.....	48
第五章 結論.....	50
參考文獻.....	53
附錄 1.....	57
附錄 2.....	58



表目錄

表 4-1	樣本資料組合	36
表 4-2	不同貸款期間下的違約與未違約之企業借款者個數	36
表 4-3	財務構面與財務比率變數之結構關係	37
表 4-4	不同貸款期間下的財務構面與財務比率變數之關係式	39
表 4-5	不同貸款期間下的標準化因素負載量	40
表 4-6	不同貸款期間下的 GFI 值	41
表 4-7	效度檢定後不同貸款期間下的財務構面與財務比率變數之關係式	41
表 4-8	不同貸款期間下每個因素的 CR 值	42
表 4-9	模式(a)的參數值	45
表 4-10	模式(b)的參數值	45
表 4-11	模式(a)和模式(b)的平均存活率	45
表 4-12	第一階段信用評等模式之判別結果	47
表 4-13	Cox 模式、Logit 模式、SVM 及兩階段之驗證結果	48
表 4-14	Cox 模式、Logit 模式、SVM 及兩階段之測試結果	49
附表 1	不同貸款期間下標準化誤差及誤差之變異數之值	57
附表 2	在貸款期間 15(含)個月以上之殘差矩陣	58



圖目錄

圖 3.1	本研究之 LISREL 檢定流程圖	31
圖 3.2	一階段信用評等模式之建構流程	40
圖 3.3	違約、未違約及不易判別區域之三群	38
圖 3.4	兩階段信用評等模式之建構流程	40
圖 4.1	財務比率變數與財務構面之結構關係	44
圖 4.2	貸款期間為 6 個月、9 個月及 12 個月之財務比率變數與財務構面的結構關係.....	49
圖 4.3	貸款期間為 15 個月以上之財務比率變數與財務構面的結構關係	49



第一章 緒論

本章介紹本論文之研究背景、動機研究目的、研究方法及研究架構。

1.1 研究背景與動機

信用風險管理為 2006 年新版巴塞爾資本協定(New Basel Capital Accord)中最主要的要求。在歷經亞洲金融及美國次級房貸(subprime mortgage)之風暴後，世界各國企業紛紛傳出因發生財務危機而倒閉之消息。根據 HSBC 銀行於 2007 年底所公佈的數據顯示，在關於 HSBC 銀行第四季壞帳的部份相較第三季多出 34 億美元，究其原因是由於受到美國次級房貸所影響。因此，各銀行或金融機構為控管不斷攀升之信用風險，對於企業借款愈來愈謹慎；但銀行或金融機構緊縮銀根後，將會導致企業資金周轉困難，產生財務危機，在此環環相扣之下，企業與銀行或金融機構已密不可分。為改善銀行或金融機構之信用風險，需建立一套有效的「信用評等模式」(credit scoring model)，以有效地判斷借款企業是否會違約，以及預估發生違約的機率與借款企業存活之機率，以做為銀行或金融機構對借款企業訂定授信放款策略及違約催討策略之依據，使銀行或金融機構能降低對借款企業錯誤授信之風險及損失。

關於信用評等模型之相關文獻，大部份是利用因素分析(factor analysis, FA)來縮減多個財務比率變數之維度(或個數)，以萃取出重要的財務構面(dimension)，然後再利用所萃取出之財務構面及 Logit 模式、Cox 模式或區別分析(discriminant analysis, DA)以建立信用評等模式，如：Mensah [28]、West [34]、Whalen 與 Thomson [35] 及賴儒平[1]、陳肇榮[2]、白欽元[3]、簡秀瑜[4] 和郭志安[5]。但上述文獻均忽略以下兩點：

1. 陳惠玲與黃政民[6]指出應用因素分析法從財務比率變數中萃

取出財務構面¹時，但其所萃取的財務構面並無實質的財務意義，此乃因運用因素分析所萃取的每一個財務構面，是由各財務比率變數中相關性高的變數所決定，故無法根據台灣財政部證券管理委員會與證券交易所對股票上市公司財務報表所建議之財務構面與財務比率間之關係架構，將具有相同財務特質之變數歸屬在同一個財務構面下。因此因素分析之結果可能無法有效釐清那些財務構面對信用評等模式確實具有影響力，舉例而言，Whalen 與 Thomson [35]用現金流量/流動負債(cash flow/current liabilities)及總營業收入/總資產(gross trading profit/total assets)這兩個財務比

¹台灣財政部證券管理委員會與證券交易所，對股票上市公司的財務報表中的財務比率變數，分為財務結構、償債能力、經營效能和獲利能力等四大構面。

率變數來衡量企業之獲利能力；但根據台灣財政部證券管理委員會與證券交易所對股票上市公司財務報表所分析的理論，cash flow/current liabilities 卻被視為是衡量企業償債能力之指標，亦即 cash flow/current liabilities 及 gross trading profit/total assets 這兩個變數具有不同之財務特質，然而因素分析卻將其歸在同一個財務構面下。

2. 陳家彬與賴怡洵[7]的研究結果發現台灣雖然實施浮動利率制度來規避利率風險，但銀行或金融機構對貸款期間愈長的借款者，所制定的放款契約利率就愈高，此顯示銀行或金融機構認為借款者的貸款期間較長時，借款者可能產生的市場風險、違約風險及通貨膨脹風險就越大，此也反應出在不同時點上，建構於每一個因素之變數組合是否合適。尤其對於不同貸款期間而言，構面與變數間的相關性可能會隨著貸款期間的長短而有大小之差別，舉例來說：若貸款期間短時，借款者所應負擔的利息就較少，則銀行或金融機構在衡量借款者之獲利能力，則淨利率(稅後淨利/營收淨額)就是一個重要之財務變數；反之若貸款期間長時，借款者所應負擔的利息就較多，則衡量借款者之獲利能力時，淨利率就可能不是一個重要的財務變數。換言之，貸款期間之長短

對於一些財務變數(如淨利率)造成的影響，可能會影響到信用評等模式的預測能力，最後可能導致銀行或金融機構錯誤授信之風險及損失增大。

上述之文獻均是使用一階段分類方法來構建信用評等模式，將借款之客戶分成違約與未違約兩類。Desai et al. [21] 的研究指出若銀行或金融機構貸款給一個違約者會比拒絕一個未違約者所付出之成本還要多，因此提升違約案件之準確率對銀行或金融機構是迫切的重要。然而，實務上在建構信用評等模式時，違約案件通常較未違約案件少很多。因此，應用此類不平衡資料構建信用評等模式時，在預測違約案件之效果通常較預測不違約案件差很多。為改善此不平衡資料所引起預測違約之問題，Chen和Huang [19]、Huang et al. [24] 及吳佩珊[14] 提出以兩階段分類方法來構建信用評等模式，他們之實證結果皆顯示兩階段分類方法所構建信用評等模式的預測準確率較使用一階段分類方法所建立之模式為高。但目前文獻上所提之兩階段信用評等模式仍無法有效提高預測違約案件之準確率。

1.2 研究目的

綜上所述，本研究之主要目的可彙整如下列三點：

1. 由於因素分析只能對構面與變數間之關係進行初步結構的探討或形成理論之用，而無法驗證所建構的構面與變數間之關係架構是否合理，以致由因素分析所萃取的構面可能無實質意義。因此本研究在建構財務比率變數與財務構面間之關係時，採用財務報表分析[36]所建議之財務構面與財務比率變數之關係架構，利用線性結構方程模式(linear structure relation, LISREL)來驗證財務構面與財務比率變數之關係架構是否合理，如不合理則本研究則另建構一個合理之財務構面與財務比率變數之關係架構。



2. 當借款企業貸款期間越長，相對可能產生的市場風險、違約風險及通貨膨脹風險就越大，以致可能影響構面與變數間之關係的改變。因此本研究根據利用 LISREL 所建構之財務構面與財務比率變數之關係架構，針對不同之貸款期間來建構財務構面與財務比率變數間之關係架構，使財務構面與財務比率變數間之關係能確實反應貸款期間長短對財務風險所可能所造成的影響。
3. 由於不平衡資料可能會降低違約案件之準確率，而導致銀行或金

融機構錯誤授信於違約借款者，讓銀行或金融機構利益損失與成本大幅提高。因此本研究在建構兩階段信用評等模式時，會針對不平衡資料所引起預測違約之問題，希望能提升違約案件之準確，避免銀行或金融機構損失利益，使銀行或金融機構對企業借款者授信決策能更為周全。

1.3 研究方法

由於LISREL可根據財務報表分析[36]所建議之財務構面與財務比率變數間之關係架構，來建構財務構面的與財務比率變數間之關係架構並驗證此關係架構是否合理，而因素分析只能對財務構面與財務比率變數間之關係進行初步結構的探討或形成理論之用，無法驗證所建構的財務構面與財務比率變數間之關係架構是否合理，因此本研究首先利用LISREL根據財務報表所建議之財務構面與財務比率變數間之關係架構，在不同貸款期間下來建構財務構面與財務比率變數間之關係架構，並驗證此關係架構是否合理。由於Cox模式能將不同時點納入考慮，因此可進一步提供企業借款者在各個時點的生存機率，有助於銀行或金融機構早日發現經營不善之借款企業，並瞭解其發生危機之嚴重性及迫切性，以適時提出有效之解決方案，而支持向量機能處理非線性資料，亦可提高信用評等模式預測的準確率。本研究提出建

構一階段及兩階段之信用評等模式之方法。首先在建構一階段信用評等模式方法上，應用線性結構方程模式，根據所投入的財務比率變數，在不同的貸款期間下，分別找出適合的財務比率變數來建構財務構面，然後再利用所萃取出來的財務構面及Cox模式來建構一階段信用評等模式。在建構二階段信用評等模式方法上，本研究在第一階段利用由LISREL 於不同貸款期間下所建構之適當財務構面及Cox模式來將資料分為違約、未違約與不易判別等三類；在第二階段則利用支持向量機是針對不易判別區域之借款企業，再建構第二階段之信用評等模式。上述一階段及兩階段所建構之信用評等模式應可同時有效提升借款客戶違約與未違約之準確率，以確實達到管控金融風險之目的。



1.4 研究架構

本論文共分五章，第一章為緒論，說明本論文的背景、動機、目的及方法；第二章為文獻探討，介紹信用評等模式的相關文獻，以及LISRE 之方法、存活分析及 SVM；第三章介紹本研究所提出之構建一階段及兩階段信用評等模式之流程；第四章為實例驗證，本研究應用台灣中小企業借款者之財務資料，說明本研究之所提出一階段及兩階段之信用評等模式的可行性與有效性；第五章則為本研究之結論。

第二章 文獻探討

本章首先介紹一階段及兩階段信用評等模式之相關文獻，最後介紹線性結構方程模式、存活分析及支持向量機之理論基礎與數學模型。

2.1 一階段信用評等模式之相關文獻探討

信用評等模式是將借款人的相關特性，例如：財務結構、獲利能力及償債能力等特性化計分，目的是為了估算借款人發生違約的機率或判斷是否會違約。目前關於一階段信用評等模式的中外文獻常利用 Logit 模式、Cox 模式、區別分析、類神經網路、基因演算法、基因規劃法或支持向量機等分類方法來構建信用評等模式，其中區別分析、Logit 模式及 Cox 模式所提供的分類結果屬於量化數值；類神經網路、基因演算法、基因規劃法及支持向量機的分類結果則屬於質化數值。

2.1.1 一階段信用評等模式之國外文獻探討

Altman [15] 首先利用區別分析建立信用評等模式，他先使用因素分析從 22 個財務比率中萃取出流動性、獲利能力、財務槓桿，償債能力、以及周轉能力等四個重要財務構面，分別為營運資金/總資產、保留盈餘/總資產、稅後息前淨利/總資產、股東權益/總負債，再將所獲得之財務構面利用區別分析建構一個線性區別函數，以產生一個

綜合性指標，稱為Z分數 (Z-score)。在分類時Altman以歸類錯誤總合最小點作為預測正常與違約樣本的分界點。若驗證樣本大於所求得的Z分數則判定為正常企業，否則判定為違約企業。但Altman研究只考慮到企業之財務比率，未考量非財務變數所造成之影響。

Mensah [28]以1972年至1980年間110家企業為研究對象，利用因素分析方法，由與信用評等有關之38個財務比率變數中萃取出10個財務構面，然後再利用區別分析和Logit模式建構信用評等模式，以預測企業是否會破產。

West[34]由美國七個州中的2900家銀行選出1900家曾於1980~1982年間接受聯邦準備銀行業務檢查且加以評等之銀行為研究對象，並將銀行分為五個等級，第一、二個等級列為健全銀行，第三、四、五等級列為問題銀行，且利用因素分析從19個財務比率變數萃取出8個重要財務構面，然後代入Logit模式以建立商業銀行之信用評等模式，預警模式之正確區別率高達90%以上。

Whalen 與 Thomson [35]利用1983年11月至1986年7月間之58家銀行，利用因素分析從10個財務比率變數中萃取出2個財務構面，然後將所萃取出之財務因素代入Logit模式，以構建信用評等模式。其研究結果顯示銀行的資產品質與盈餘對信用評等模式具有顯著性的影響。

Baesens [17]以八種資料庫的信用評等資料為研究的樣本，分別利用Logit模式、區別分析、KNN(K-nearest neighbor)、倒傳遞類神經網路、決策樹及支持向量機來建構危機預警模式。其中實證結果顯示類神經網路與支持向量機有較佳的分類結果。

Min與Lee [27]以南韓的中小型的重工業為研究的樣本，分別利用支持向量機、多元區別分析、邏輯斯迴歸及倒傳遞類神經網路來建構信用評等模式。其中實證結果顯示支持向量機的預測分類結果優於Logit模型、多元區別分析及倒傳遞類神經網路。

2.1.2 一階段信用評等模式之國內文獻探討

賴儒平[1]以1973~1981年為研究期間，挑選台灣27家上市製造業公司為研究樣本，利用因素分析萃取出七個重要財務構面，利用區別分析來建立台灣地區製造業的信用評等模式。

陳肇榮[2]以1978~1982年為研究期間，按照產業與規模大小，分別選取48家財務倒閉公司與48家財務正常公司，分成原始樣本、保留樣本及後期樣本，先利用因素分析從32個財務比率變數萃取出9個財務構面，再利用區別分析以建立預警模式。其研究結果顯示預警模式對原始樣本在危機的前一年正確區別率達87.5%，對保留樣本的區別率為80%，對後期樣本的正確區別率則為75%。

簡秀瑜[4]以1987~1989年間倒閉之美國信儲銀行為研究對象，利

用因素分析方法，由與信用評等模式有關之 32 個財務比率變數中萃取出 6 個財務構面，然後再分別利用區別分析、Cox 模式及 Logit 模式，建立金融機構之信用評等模式。其中實證結果顯示相較於區別分析及 Logit 模式，Cox 模式有較低之型 I 誤差(type I error)。

郭志安[5]以民國 71 年至民國 84 年間台灣地區股票上市公司為研究對象，利用因素分析與 Cox 模式，建立兩種信用評等模式。其中一種模式是應用公司被宣判倒閉前一年的財務資料，由與信用評等模式有關之 26 個財務比率變數中萃取出 2 個財務構面；另一種模式是公司被宣判倒閉前二年的財務資料來分析，由與信用評等模式有關之 26 個財務比率變數中萃取出 4 個財務構面來建模。其研究結果顯示此兩種信用評等模式在預測能力上表現均相當不錯。

白欽元[3] 選取違約企業與正常企業各30家，先利用因素分析找出一些財務構面，再應用Logit模式建構出適用於中小企業的信用評等模式，此模式之整體預測正確率達85%以上，對違約企業預測正確率最低亦有83.3%，且發現以因素分析後，財務比率變數之構面經過縮減，對信用評等模式的解釋與預測能力有提高的效果。

葉玫惠等人[8]以2004年至2005年間之台灣金融聯合徵信中心的信用卡資料隨機抽取十萬筆資料為研究樣本，分別利用Logit模式及Cox模式來建構信用評等模式。其中實證結果顯示相較於Logit模式，Cox

模式有較低之型I誤差(type I error)。

2.2 兩階段信用評等模式之相關文獻探討

吳佩珊[14] 由台灣中小企業之資料中，選取 225 個違約借款企業與 225 個未違約借款企業，在第一階段分類時先利用 Logit 模式將資料分作違約與未違約兩類。在第二階段分類中，再利用支持向量機對無法判定違約或未違約之借款企業作進一步的分類。吳佩珊實證的結果顯示利用兩階分類方法之預測違約準確率較一階分類方法佳。

Chen 和 Huang [19]從 UCI 資料庫[29] 選取 383 個違約借款者與 307 個未違約借款者，在第一階段分類時先利用類神經網路將資料分作違約與未違約兩類。在第二階段分類中，再利用基因演算法對判定違約的借款者作進一步的分類。實證的結果顯示利用兩階分類方法所構建信用評等模式之預測違約準確率較一階分類方法佳。

Huang et al. [24] 從澳洲信用評等資料庫選取 383 個違約借款者與 307 個未違約借款者，在第一階段分類與第二階段分類中皆利用基因規劃法將資料作分類。第一階段的分類是先將資料分為違約借款者與未違約借款者兩類。第二階段分類則再對第一階段中所判定違約的借款者再進一步進行分類。他們的實證結果也顯示利用兩階段分類方法所構建信用評等模式之預測違約借款者之準確率較一階段分類預測

模式為佳。

上述文獻分別利用Logit模式、Cox模式、區別分析、支持向量機、類神經網路、基因演算法及基因規劃法等方法來建構信用評等模式，其中相較區別分析及Logit模式，Cox模式有較少的統計上的限制、較低之型I誤差及能將不同時點對模式之影響考慮進來。支持向量機則為近年所提出的人工智慧方法，能處理非線性資料，可提高分類上的準確率，且模型可以有合理的解釋能力，為較新的建構信用評等模式的方法。

2.3 線性結構關係模式 (linear structure relation, LISREL)



LISREL 主要功用是驗證以理論為基礎所建構的構面與變數間之關係式是否合適。因此，LISREL 已廣為大量地應用在社會及行為科學的領域中。以下兩小節中分別介紹 LISREL 之概念及 LISREL 之數學模式。

2.3.1 線性結構關係模式之介紹

LISREL 可以將以理論為基礎所建構之變數與構面(即潛在變數)間之關係式轉換成變數間之共變異矩陣(covariance matrix)，再利用此

共變異矩陣來驗證所建構變數與構面間之關係式是否合適 [9]。其它在建構變數與構面間之關係式的研究方法尚有因素分析及路徑分析。其中，因素分析只能對構面與變數間之關係進行初步結構的探討或形成理論之用，而無法檢定構面與變數間之關係是否合適；應用路徑分析處理變數與構面間之因果關係時，以下一些缺失[10]：

1. 通常假設變數與構面間之關係式沒有誤差值存在，然而實際上每一個變數與構面間之關係式是不可能沒有測量誤差。因此，此項假設不符合實際情形。
2. 變數只能是等尺度變數，至於構面則無法進行檢定。
3. 變數與構面間之關係僅允許單向的因果關係，而不允許非遞回 (nonrecursive) 的關係存在。

綜合上述，LISREL 不僅結合因素分析及路徑分析的分析方法，亦可改善這兩種方法的缺點，因此 LISREL 可視為檢驗整體理論架構的良好工具。LISREL 目前已廣泛應用在教育、服務業或銀行等各種社會科學之研究上，例如：在教育的研究上，Gardner et al.[22]運用 LISREL 及與衡量學習第二語言之情境相關的 18 個變數，驗證了第二語言的精通與以往成就及動機具有因果關係。在服務業的研究上，孫文琦等人[11] 運用 LISREL 及與衡量服務品質相關的 11 個變數，驗證了消費者對服務人員及環境之滿意度受服務人員辦事效率及交談

應對之影響。在銀行的研究上，簡志丞[12]運用 LISREL 驗證了互動強度、相互揭露及合作意願(變數)與信賴及滿意(構面)間具有顯著的正相關，並用此資訊進而建立顧客的忠誠度。

2.3.2 線性結構關係模式之數學模式

LISREL 被運用來構建構面與變數間之關係式時可分為以下兩種數學模式[13]：

(一) 測量模式 (measurement model) 又稱驗證因素分析(confirmatory factor analysis, CFA)：



測量模式用以描述構面與變數之關係，此種關係的數學式可以表示如下：

$$X = \Lambda \xi + \delta \quad (1)$$

其中

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & & 0 \\ \lambda_{31} & 0 & & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_{42} & & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \cdots & 0 \\ \vdots & \lambda_{k2} & & \cdots & \vdots \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \lambda_{(p-1)q} \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \lambda_{pq} \end{bmatrix}$$

連結構面與變數的係數 $\lambda_{k\ell}$ 為因素負載量， $\lambda_{k\ell}$ 代表變數 X_k 每增加一

單位對構面 ξ_ℓ 之改變量； $k=1, \dots, p$ ， $\ell=1, \dots, q$ ， $\forall q < p$ ；變數 $X = (X_1, \dots, X_p)^T$ 為一個 $p \times 1$ 之向量。假設構面 $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_q)^T$ 為一個 $q \times 1$ 向量且呈多元常態分配，其平均向量與共變異矩陣分別以 $O_{q \times 1}$ 和 Φ 表之；誤差 $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_p)^T$ 為 $p \times 1$ 向量且是多元常態分配，其平均向量與共變異矩陣分別以 $O_{p \times 1}$ 和 Θ_δ 表之。

(二) 結構方程式模式 (structural equation model)

結構方程式模式用以描述構面間之因果關係。此種關係之數學式可以表示如下：



$$\eta = \Gamma \xi + \zeta \quad (2)$$

其中

$$\Gamma = \begin{bmatrix} r_{11} & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & & 0 \\ r_{31} & 0 & & \cdots & 0 \\ 0 & r_{42} & & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \cdots & 0 \\ \vdots & r_{\ell 2} & & \cdots & \vdots \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & r_{(q-1)l} \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & r_{ql} \end{bmatrix}$$

且 $r_{\ell u}$ 為連結構面間的係數； $\ell=1, \dots, q$ ， $u=1, \dots, l$ ， $\forall l < q$ 。假設構

面 $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_q)^T$ 為一個 $q \times 1$ 向量且呈多元常態分配，其平均向量與共變異矩陣分別以 O_{q1} 和 Φ 表之；構面間的測量誤差 $\varsigma = (\varsigma_1, \dots, \varsigma_l)^T$ 為 $l \times 1$ 向量且呈多元常態分配，其平均向量與共變異矩陣分別以 O_{l1} 和 Θ_ε 表之。

2.4 存活分析

存活分析主要是探討某特定事件的解釋變數(即危險因子)與存活時間的關聯性，存活分析過去大多應用在醫學統計與臨床實驗上 [26]。存活分析可分為無參數模式、Cox 模式及參數模式等三大類別，其中又以 Cox 模式是最常運用在財務方面的研究。在此節中，先介紹存活分析，接著再介紹存活分析中的 Cox 模式。

2.4.1 存活分析之介紹

關於存活分析之介紹可分為存活分析之定義與資料設限之型式兩個部份來陳述 [26]。

2.4.1.1 存活分析之定義

存活分析的基本原理乃是利用統計上的概念與方法，觀察研究個體在經歷特定事件後，在特定期間內，會發生特定事件的機率。其中，特定期間即為存活時間(以 T 表之)，而特定事件即為失敗(failure)或死亡(death)。

定義存活時間一般有三項基本要求：(1)量測研究個體存活時間的

起點必須明確，(2)量測研究個體存活時間的單位必須明顯，(3)量測研究個體存活時間的終點必須明確。

2.4.1.2 資料設限之型式

在實際資料中，往往因觀察時間的限制，而無法獲得研究個體在觀察期間的完整資料。這些不完整的資料又稱為設限資料(censored data)。一般而言，受設資料之限形式分為兩大類，一為左方設限(left censoring)即觀察個體在觀察期間開始以前，已發生失敗；另一個右方設限(right censoring)，即觀察個體在觀察期間結束後，仍繼續活著。通常右方設限較左方設限常見，右方設限可分成以下三種：



1. 型 I 設限 (Type I Censoring)

研究者在研究之初，先設定相同的觀察起迄點，並設定一截斷時間點 L ，當第 i 個觀察個體的存活時間 T_i 超過 L 時，研究者並無法確切知道第 i 個觀察個體之真正存活時間，此種限制稱為型 I 設限。

2 型 II 設限 (Type II Censoring)

先將 N 個觀察個體依存活時間的長短升幕排列，當研究者觀察失敗個體的數目達到預定之目標時，便結束所有觀察。此時，研究者僅知剩餘尚未發生失敗之研究個體，其存活時間至少存

活至最後一個失敗個體之存活時間，此種限制稱為型二設限。

3. 隨機設限 (Random Censoring)

研究者在研究之初，須先設定固定的觀察期間長度，但並預設觀察個體之觀察起訖點，亦即假設每個觀察個體的存活時間 T_i 都有一個與它相對應的截斷時間點 L_i ，此種限制稱為隨機設限。

2.4.2 Cox 模式

Cox 模式[20]應用於預測某一群或數群個體，在經過某一特定時間後，會發生某特定事件(如違約事件)之機率值及探討所投入之研究變數與時間的關聯性。Cox 模式已被廣泛地應用在生物醫學統計、藥學統計及各類臨床試驗上。在財務金融應用上，則主要是用於建構信用評等模式的建立。Cox 模式的部份概似函數[18]及存活函數可分別表示如以下兩式：

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^N \frac{\exp(\beta X_i)}{\left[\sum_{K \in R_i} \exp(\beta X_K) \right]^{\Delta_i}} \quad (3)$$

$$S\langle T_i | X_i \rangle = \exp(-H_0(T_i) \exp(\beta X_i)) \quad (4)$$

其中 X_i 及 β 分別代表 Cox 模式中的第 i 個個體的自變數及迴歸係

數。 T_i 代表第 i 個體真正存活時間； $H_0(T_i)$ 代表 Nelson-Aalen 基礎累積涉險函數； R_i 代表在時間 T_i 前瞬間有 K 個個體尚存活之風險集合； L_i 代表第 i 個體在觀察期間內所觀察到的存活時間 T_i ，則指標函數 Δ_i 及 Nelson-Aalen 基礎累積涉險函數 $H_0(T_i)$ 可分別表示如下：

$$\Delta_i = \begin{cases} 1, & \text{if } T_i \leq L_i \\ 0, & \text{if } T_i > L_i \end{cases} \quad (5)$$

$$H_0(T_i) = \begin{cases} 0, & \text{if } T_i \geq L_i \\ \sum_{T_i \leq L_i} \frac{\Delta_i}{Y_i}, & \text{if } T_i < L_i \end{cases} \quad (6)$$

其中， Δ_i 的型態可歸屬為隨機設限； Y_i 表示在第 i 時間區間內風險集合的個體數目。



2.5 支持向量機 (Support Vector Machine, SVM)

SVM 由 Vapnik [33] 所發展，可用於解決二元分類問題。SVM 的學習方法是透過訓練資料的演算，計算出一個最理想的超平面 (hyperplane)，再藉由此超平面分類進行測試以判斷分類模式之準確率。

2.5.1 支持向量機原理

一般而言，大部分的分類方法是由所有的樣本資料決定分類模式之分類界限，而 SVM 決定分類界限之超平面則是由使邊界值最大的

樣本資料決定，此樣本資料稱為支持向量(support vector)，SVM希望最大化超平面及支持向量的距離，以提升分類的準確性。

假設訓練樣本 $X = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), i = 1, \dots, n\}$ ，其中 $x_i \in R^n$ 且 $y_i \in \{-1, +1\}$ 。若訓練樣本之 x 與 y 為線性關係，則必須存在 (w, b) 滿足

(13)式和(14)式：

$$x_i \times w + b \geq +1, \text{ for } y_i = +1 \quad (7)$$

$$x_i \times w + b \leq -1, \text{ for } y_i = -1 \quad (8)$$

其中， w 為向量， b 為常數，則超平面(hyper-plane)為 $f(x) = x \times w + b$ ，

其邊界值(margin) (w, b) 可以表示如下：

$$\rho(w, b) = \min_{x, y=1} \frac{x \times w + b}{\|w\|} - \max_{x, y=-1} \frac{x \times w + b}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (9)$$

其中 $\|w\|$ 表向量距離，則最佳超平面即是使邊界值 $\frac{2}{\|w\|}$ 最大化，最大化

邊界值即倒數的最小化，等同於最小化 $\frac{1}{2}\|w\|$ ，可以表示如下：

$$\begin{aligned} \underset{w, b}{\text{Min}} \quad & \frac{1}{2} w^T w \\ \text{subject to} \quad & y_i(x_i \times w + b) \geq 1 \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (10)$$

將此最佳化問題轉換為拉格蘭茲(Lagrange)問題如下：

$$L = w^T w - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (x_i \times w + b) - 1) \quad \text{where } \alpha_i \geq 0 \quad (11)$$

此問題必須符合以下兩個限制式：

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (12)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (13)$$

將 (11)式和(12)式代入(13) 式中，可得新的線性規劃模式如下：

$$\begin{aligned} \underset{w,b}{\text{Min}} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0; \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (14)$$

求解此模式，可得最佳解 α_i^* ，而 w 最佳解 $w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i$ ，即可求得最佳分類之界限。因此，最佳超平面決策函數 $f(x) = \text{sgn}((w^* \times x) + b^*)$ 可以表示如下：

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* (x_i, x) + b^*\right) \quad (15)$$

2.5.2 核心函數

當資料為線性無法分類的資料時，則可以透過核心函數(kernel function)的轉換，將資料轉換到高維度的特徵空間(feature space)中。原本低維度線性不可分割的資料，則可透過核心函數轉換，找到線性可分割的高維度特徵空間，在此空間即可使用線性的方式找出最佳分割之超平面。原本線性不可分之最佳化問題，則可透過核心函數 ϕ (如(16)式) 取代原始資料，轉換為線性可分的最佳化問題，如(17)式所示。

$$(\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) := k(x_i, x_j) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \underset{w,b}{\text{Min}} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0; \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (17)$$

經由上述步驟，最後可得一決策函數如(18)式，來判斷資料屬於何種分類。

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* \cdot \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle + b^*\right) \\ &= \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* \cdot \langle k(x_i, x_j) \rangle + b^*\right) \end{aligned} \quad (18)$$

不同的核心函數對不同的資料有不同程度的分類結果，常見的SVM核心函數類型包含線性函數(Linear)、多項式(Polynomial)、徑向基函數(Radial Basis Function, RBF)、S型函數(Sigmoid)等，其中以RBF函數（如(19)式）最為廣泛使用，且實證效果多半較其他核心函數為佳[27][32]。

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (19)$$


第三章 研究方法

目前關於信用評等模式之中外文獻多是先利用因素分析從財務比率變數中萃取出財務構面，然後再將所萃取出之財務構面運用區別分析、Logit模式或Cox模式等方法來建構一階段信用評等模式；這些文獻[1] [2] [3] [4] [5] [15] [27] [33] [35]並未考慮到財務比率變數與財務構面間之關係架構是否合理及不同貸款期間可能影響財務比率變數與財務構面變數間之關係架構。由於因素分析只能對財務構面與財務比率變數間之關係進行初步結構的探討或形成理論之用，因此無法驗證其所建構的構面與變數間之關係架構是否合理。除此之外，為改善此不平衡資料所引起預測違約之問題，吳佩珊[14]、Chen與Huang [19]及Huang et al. [24]利用兩階分類方法來建構信用評等模式，其中實證結果皆顯示兩階段信用評等模式的預測分類效果較一階段信用評等模式為佳，但上述文獻上所提之兩階段信用評等模式仍無法有效提高預測違約案件之準確率。因此，本研究之方法共分三個部份。首先第一部份，針對不同貸款期間應用LISREL來驗證財務構面與各財務比率變數間之關係。第二部份，利用在不同貸款期間下所確認之財務構面及Cox模式來建構一階段信用評等模式。最後第三部份，利用一階段信用評等模式所得之存活機率及SVM來建構兩階段信用評等模式。

3.1 建構線性結構方程模式之檢定程序

過去中外文獻在建構信用評等模式時，罕見使用 LISREL 的方法來萃取適當財務構面。相較利用因素分析從財務比率變數中所萃取出來的財務構面，利用 LISREL 可根據財務報表分析[36]所建議之財務比率變數與財務構面間之關係架構來構建財務比率變數與財務構面間之關係式，並驗證所構建之財務比率變數與財務構面間之關係式是否合理。因此，利用 LISREL 比用因素分析所萃取的財務構面更具有實質之意義。本研究利用 LISREL 8.52 軟體進行 LISREL，其中有關驗證的部份可分為效度(validity)分析與信度(reliability)分析兩部份。首先，透過效度分析來檢定不同貸款期間財務構面與財務比率變數間之關係式是否合適，即決定是否需要刪除不適合的財務比率變數。然後，利用效度分析後的結果進行信度分析，以檢驗由 LISREL 所得之財務比率變數所對應的財務構面是否具有可靠性。效度與信度分析後即完成 LISREL 之程序。效度與信度之分析的相關說明如下：

(1) 效度分析

效度是指衡量結果的正確性[30]，即指財務比率變數能真正測量到所對應的財務構面之準確度。本研究將效度分析分為檢查所建構財務比率變數與財務構面間之關係式的參數值是否有違犯估計(offending estimates) [23]之現象以及檢定 Σ 與 S 的緊密度

(closeness) 兩個部份，其中 S 表樣本變異數矩陣； Σ 為根據(1)式所建構之變異數矩陣， Σ 可表示如下：

$$\Sigma = \Lambda\Phi\Lambda^T + \Theta_{\delta} \quad (20)$$

首先，檢查所建構之財務比率變數與財務構面間之關係式的參數值是否有違犯估計之現象。若所估算參數值有違犯估計之現象，即表示所估算參數值不適當。換言之，關係式中用此財務比率變數來建構財務構面不恰當，則需刪除此財務比率變數。所謂違犯估計之現象包含：(a)存在負的測量誤差之變異數；(b)標準化因素負載量 λ_{ki}^* 的值超過 0.95；(c) 因素負載量之標準誤的值太大。

其次，在檢定 Σ 與 S 的緊密度方面，一般常用配適度指標 (goodness of fit index, GFI) [25] 作為檢定 Σ 與 S 緊密度之判定標準。若 GFI 大於或等於 0.9，表示 Σ 與 S 的差異很小，即表示整體而言，所建構之財務構面與財務比率變數間的關係與實際資料非常配適；若 GFI 小於 0.9，則表示 Σ 與 S 的差異很大，即表示殘差矩陣(residual matrix, RM)² 中有極小(大)的負(正)殘差值，此亦反應某些財務比率變數間可能有線性的關係[13]或界定誤差(specification error) [31]。換言之，關係式中若將兩相關性高的財務比率變數建構於同一個財務構面下即不恰當，此時須刪除兩變數中的任一個。

².RM= $S - \Sigma$

在本研究中，在(1)式的關係式中刪除有違犯估計的財務比率變數，即獲得一組新的關係式；然後根據新的關係式來估算 GFI 值，若 GFI 值大於或等於 0.9，則進行信度分析；若 GFI 值小於 0.9，則進一步觀察殘差矩陣，此殘差矩陣是依據新的關係式估算而得。

(2) 信度分析

所謂信度係指財務比率變數對於其所對應的財務構面所能提供的可靠度。本研究利用組合信度(composite reliability, CR)³來檢驗各財務構面的信度[16]。根據 Ruth [30]之建議，若 CR 之值為 0.5 以上，表示財務比率變數對其所建構的財務構面可提供可靠的建構測量。



綜合效度分析與信度分析之所述，可彙整本研究之 LISREL 的檢定程序與標準，如圖 3.1 所示。

³檢定因素的信度指標； $CR = \frac{(\sum_{\ell} \lambda_{k\ell}^*)^2}{(\sum_{\ell} \lambda_{k\ell}^*)^2 + \sum_k \delta_k}$

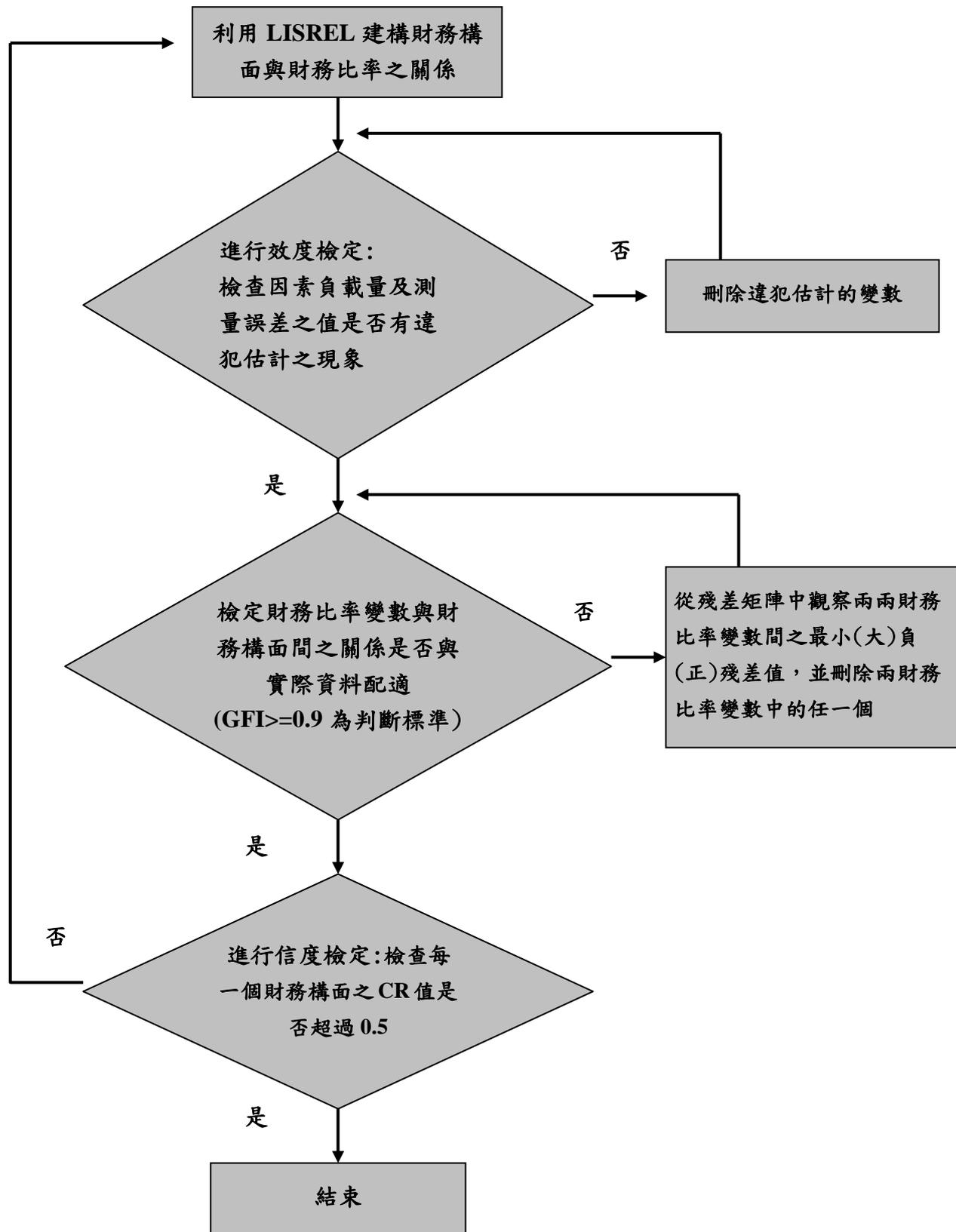


圖 3.1 本研究之 LISREL 檢定流程圖

3.2 利用 Cox 模式建構一階段信用評等模式

Cox 模式可被用來預測某個個體歷經一段持續期間發生特定事件之機率。本研究可將貸款期間視為一段持續期間，則利用 Cox 模式能預測在不同貸款期間下每一個借款客戶之存活機率。如利用區別分析、Logit 模式或 Probit 模式等方法來預測存活機率，則只能在固定時點上預測存活機率。因此本研究應用 Cox 模式針對每一個貸款期間下，根據圖 3.1 的檢定程序所獲得之財務構面來建構一階段信用評等模式。關於財務構面之獲得方式，是將檢定後每一個貸款期間 i 下，所獲得的因素負載矩陣 Λ_i^* 乘以財務比率變數 X_i 以獲得財務構面 X_i^* ，

其 Λ_i^* 及 X_i^* 的等式分別如下：



$$\Lambda_i^* = \begin{bmatrix} \lambda_{i11}^* & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & & 0 \\ \lambda_{i31}^* & 0 & & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_{i42}^* & & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \cdots & 0 \\ \vdots & \lambda_{ik2}^* & & \cdots & \vdots \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \lambda_{i(p-1)q}^* \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \lambda_{ipq}^* \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$X_i^*{}^T = X_i^T \Lambda_i \quad (22)$$

其中 $\lambda_{ik\ell}^*$ 為在貸款期間 i 下，連結財務構面與財務比率變數的係數；

$i=1, \dots, N$ ， $k=1, \dots, p$ ， $\ell=1, \dots, q$ ， $\forall q < p$ ；財務比率變數 $X_i = (X_{i1}, \dots, X_{ip})^T$

為一個在貸款期間 i 下之 $p \times 1$ 之向量；財務構面 $X_i^* = (X_{i1}^*, \dots, X_{iq}^*)^T$ 為一

個在貸款期間*i*下之 $q \times 1$ 之向量。

將所獲得之財務構面視為 Cox 模式的自變數，則 Cox 模型的部份概似函數 (partial likelihood) 可表示如下：

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{n_i} \frac{\exp(X_{ij}^{*T} \beta)}{\left[\sum_{j \in R_i} \exp(X_{ij}^{*T} \beta) \right]^{\delta_i}} \quad (23)$$

其中， X_{ij}^* 為第*i*個貸款期間下第*j*個企業之 $q \times 1$ 向量； β 為 $q \times 1$ 之係數向量；指標函數 Δ_i 可表示如下：

$$\Delta_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } T_{ij} \leq L_{ij} \\ 0, & \text{if } T_{ij} > L_{ij} \end{cases} \quad (24)$$

本研究假設 T_{ij} 為第*i*個貸款期間下第*j*個企業之合約上承諾的貸款期間及 L_{ij} 為第*i*個貸款期間下第*j*個企業之實際償還的期間； $\delta_i = \sum_{j=1}^{n_i} \Delta_{ij}$ 。將(23)式取對數可得如下式：

$$LL(\beta) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij}^{*T} \beta - \delta_i \log(\exp(\sum_{j \in R_i} X_{ij}^{*T} \beta))) \quad (25)$$

再將(25)式作一階微分可得如下式：

$$U_{\ell}(\beta) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n_i} \left[X_{ij\ell}^* - \frac{\delta_i \sum_{j \in R_i} X_{ij\ell}^* \exp(X_{ij\ell}^* \beta_{\ell})}{\sum_{j \in R_i} \exp(X_{ij\ell}^* \beta_{\ell})} \right] \quad (26)$$

其中， $X_{ij\ell}^*$ 為第*i*個貸款期間下第*j*個企業的第 ℓ 個財務構面； β_{ℓ} 為第 ℓ 個係數。

最後，令(26)式等於零，利用牛頓法(Newton-Raphson Method)則可求得係數 β ，再將所求得之係數 β 代入存活函數中，以求的每個企業

借款者的存活機率，存活函數公式如下式：

$$S\left\langle T_{ij} \mid X_{ij}^* \right\rangle = \exp(-H_0(T_{ij}) \exp(X_{ij}^{*T} \beta)) \quad (27)$$

綜合上述，本研究所提一階段信用評等模式之建構流程，如圖 3.2 所示。

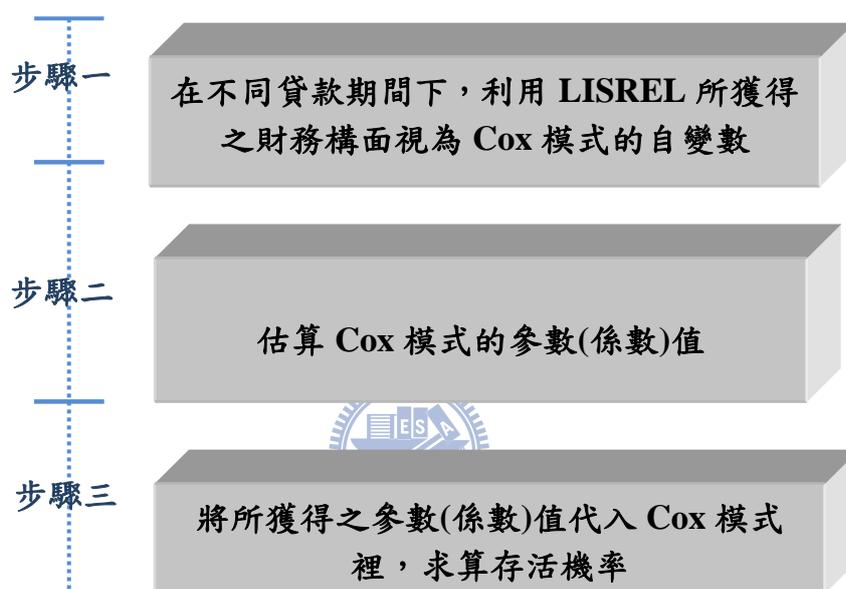


圖 3.2 一階段信用評等模式之建構流程

3.3 建構兩階段信用評等模式

由於現有文獻在應用 Cox 模式時，皆是以整體準確率最高的存活機率值作為最佳切點，然後利用此最佳切點，將樣本資料區分為兩類。然而由各文獻之判別結果可發現，此情況對不同類之資料易發生不對稱的準確率情形，即某類樣本之準確率與另類樣本之準確率可能

相差過大，但整體準確率卻相當不錯。因此本研究提出以利用兩個切點方式，將樣本資料區分為違約、未違約及不易判別(如圖 3.3)等三個區域，在兩個可明確區分的未違約與違約資料的區域，表示樣本資訊足以判斷借款客戶是否違約，而不易判別區域內的資料則代表不易判借款客戶是否違約，因此須對此不易判別區域資料進行第二階段之判別，以得到正確的判定結果；在第二階段中針對不易判別區內的資料，以 SVM 建構信用評等模式。

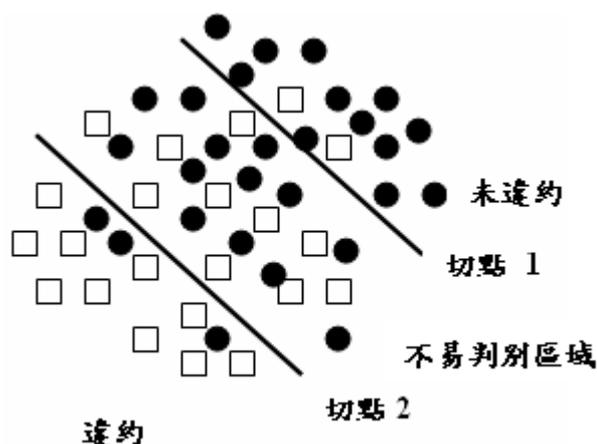


圖 3.3 違約、未違約及不易判別區域之三類

3.3.1 建構第一階段之信用評等模式

在第一階段中利用 3.1 節所獲得之財務構面及 Cox 模式來估算之每一個企業借款者的存活機率值來建構判別模式，其中建構程序如下：

1. 銀行或金融機構之借款客戶資料中，違約借款者的資料通常遠少於未違約借款者，此類不平衡資料導致信用評等模式會根據未違約借

款者之資料而建構，因此在決定切點上容易發生偏誤的情形，而無法以有效提升判斷違約借款者之準確率。因此本研究以等比例之違約與未違約樣本組合資料建構信用評等模式。

2. 根據訓練樣本利用 3.1 節所獲得之財務構面及 Cox 模式來估算之每一個企業借款者的存活機率值來建構判別模式。

3. 本研究利用試誤法來決定最佳兩切點。其中切點以80%準確率⁵作為切割值設定標準，容許20%的誤判率為考量，即10 筆樣本中允許2筆為誤判樣本。Cox模式所估算之每一個企業借款者的存活機率值介於0 至1 之間，此值越接近0 表違約樣本的機率越高，反之，越接近1，則表為未違約樣本的機率越高；將切點設定為由0 及1 開始，誤判率超過20%即停止，則將所得之兩個機率值即為第一階段之兩個切點。

4. 由Cox模式所估算之存活機率值若介於兩切點之間，則判定此樣本為不易判別區域；若存活機率值不在兩切點之間，即判定此樣本為未違約或違約之區域。

⁵ 準確率為預測與實際結果相符合之個數佔全部個數之比率。

3.3.2 建構第二階段之信用評等模式

本研究利用SVM及RBF 核心函數，針對第一階段信用評等模式無法判斷是否違約之不易判別區域資料進行第二階段之信用評等建構。

綜合第一階段與第二階段之信用評等模式，可彙整兩階段信用評等模式之建構流程，如圖 3.4 所示。

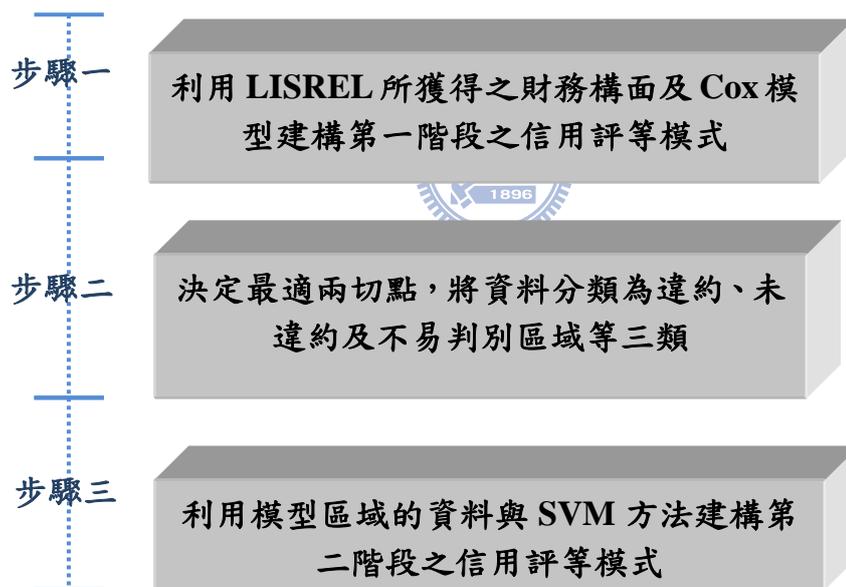


圖 3.4 兩階段信用評等模式之建構流程

第四章 實例說明

本章節內容分為四個部份。第一部份說明資料之來源。第二部份是運用圖 3.1 之檢定流程圖對不同貸款期間來檢定所建構之財務構面與財務比率變數間之關係式是否合適。第三部份則是將第二部份之所獲得之財務構面及 Cox 模式來建構一階段信用評等模式，並與利用 Logit 模式所建構之一階段信用評等模式相比較，以比較本研究所建構一階段信用評等所估算之平均存活率較為合理。第四部份則是驗證本研究所提出之兩階段信用評等模式較一階段信用評等模式有效。

4.1 研究樣本及變數之選取

本研究利用台灣某金融機構所提供之向其借款企業的財務資料說明本研究之有效性與可行性。本案例之樣本選取期間為2000年9月到2006年7月，共有3597筆有效樣本，其中未違約樣本有2835筆，違約樣本有762筆。本研究以2001年至2005年的五年資料作為建構模式之訓練樣本，2006年資料作為測試樣本。由於在所有資料中，未違約案件發生的比例約佔79%，若直接用所有資料來建構模型，會有違約/未違約案件極度不對稱的情形發生，因此本研究針對建模之訓練樣本中未違約樣本進行抽樣，挑選與違約樣本等比例之資料組合(如表 4.1)，使得評估模型能夠更準確的判斷出兩類型樣本。

表 4.1 樣本資料組合

2001 年至 2005 年	所有樣本			訓練樣本	
	未違約	2216	2359	143	286
	違約	143		143	
2006 年	所有樣本			測試樣本	
	未違約	401	476	401	476
	違約	75		75	

在運用 LISREL 驗證在不同貸款期間之財務比率變數與財務構面間之結構關係是否適當方面，本研究利用 2001 年至 2005 年的所有樣本，其中又將樣本分為 6 個月、9 個月、12 個月和 15(含)個月以上等四個貸款期間，如表 4.2 所示。

表 4.2 不同貸款期間下的違約與未違約之企業借款者個數

貸款期間(月) 資料類別	6	9	12	15(含)以上
未違約	1092	603	397	124
違約	40	50	37	16

在變數選取方面，本研究參考財務報表分析[36]及 2.1 節所提及之文獻所建議之財務比率變數，共選取出 14 個財務比率變數與財務結構、償債能力、經營能力、獲利能力及成長力等 5 個財務構面(如表 4.3)，利用 LISREL 來驗證案例公司財務比率變數與財務構面間之結構關係是否適當，其財務比率變數與財務構面間之結構關係如圖 4.1

所示。

表 4.3 財務構面與財務比率變數

財務構面	財務比率變數
財務結構 (ξ_1)	自有資本率 (X_1) = 股東權益總額 / 資產總額 負債比率 (X_2) = 負債總額 / 資產總額 固定比率 (X_3) = 固定資產 / 股東權益總額
償債能力 (ξ_2)	流動比率 (X_4) = 流動資產 / 流動負債 速動比率 (X_5) = (流動資產 - 存貨 - 預付費用) / 流動負債 債務償債能力 (X_6) = 資產 / 負債
經營能力 (ξ_3)	平均淨值週轉數 (X_7) = 銷貨淨額 / 資產總額 平均收款天數 (X_8) = 365 / 應收款項週轉率 平均銷貨天數 (X_9) = 365 / 存貨週轉率
獲利能力 (ξ_4)	毛利率 (X_{10}) = 銷貨毛利 / 銷貨淨額 淨利率 (X_{11}) = 稅後淨利 / 營收淨額 淨值報酬率 (X_{12}) = 稅後營餘 / 平均資產總額
成長力 (ξ_5)	每股淨利成長率 (X_{13}) = (年度每股稅後淨利 - 前年每股稅後淨利) / 前年每股稅後淨利 營業額 (X_{14}) = (年度營收 - 前一度營收) / 前一度營收

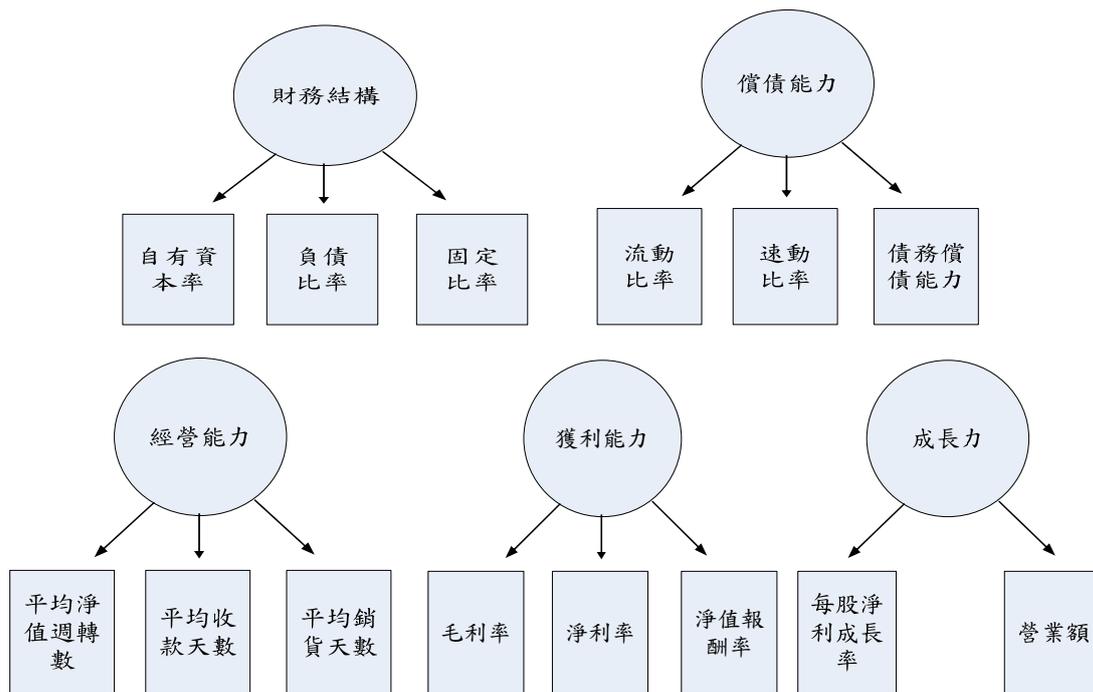


圖 4.1 財務構面與財務比率變數之結構關係

4.2 線性結構方程模式之結果

本研究利用 3.1 節所提出 LISREL 之檢定流程，來驗證本案例在不同貸款期間下 14 個財務比率變數與 5 個財務構面之關係式是否合理。

4.2.1 效度檢定之結果

本研究根據財務報表分析的理論來建構財務構面與財務比率變數間之關係式，且令此關係式在不同貸款期間下皆相同。利用 LISREL 8.52 軟體估算 LISREL 參數值時，在共變數矩陣 Σ 須為正定(positive)的前提下估算出參數值。在本研究所建構的關係式中當貸款期限為 6 個月、9 個月和 12 個月時刪除財務比率變數 X_{12} ，在貸款期限 15(含) 個月以上時刪除財務比率變數 X_1 。在刪除此二變數後，每一個貸款

期間之共變數矩陣 Σ 即可符合正定的條件。表 4.4 列示在刪除財務比率變數 X_1 和 X_{12} 後，於不同貸款期限下各財務構面與其所對應之財務比率變數間之關係式。

表 4.4 不同貸款期間下的財務構面與財務比率變數之關係式

貸款期間 (月)	財務構面與財務比率變數間之關係式
6、9、12	$X_1 = \lambda_{11}\xi_1 + \delta_1$; $X_2 = \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2$; $X_3 = \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3$ $X_4 = \lambda_{42}\xi_2 + \delta_4$; $X_5 = \lambda_{52}\xi_2 + \delta_5$; $X_6 = \lambda_{62}\xi_2 + \delta_6$ $X_7 = \lambda_{73}\xi_3 + \delta_7$; $X_8 = \lambda_{83}\xi_3 + \delta_8$; $X_9 = \lambda_{93}\xi_3 + \delta_9$ $X_{10} = \lambda_{104}\xi_4 + \delta_{10}$; $X_{11} = \lambda_{114}\xi_4 + \delta_{11}$ $X_{13} = \lambda_{135}\xi_5 + \delta_{13}$; $X_{14} = \lambda_{145}\xi_5 + \delta_{14}$
15(含)以上	$X_2 = \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2$; $X_3 = \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3$ $X_4 = \lambda_{42}\xi_2 + \delta_4$; $X_5 = \lambda_{52}\xi_2 + \delta_5$; $X_6 = \lambda_{62}\xi_2 + \delta_6$ $X_7 = \lambda_{73}\xi_3 + \delta_7$; $X_8 = \lambda_{83}\xi_3 + \delta_8$; $X_9 = \lambda_{93}\xi_3 + \delta_9$ $X_{10} = \lambda_{104}\xi_4 + \delta_{10}$; $X_{11} = \lambda_{114}\xi_4 + \delta_{11}$; $X_{12} = \lambda_{124}\xi_4 + \delta_{12}$ $X_{13} = \lambda_{135}\xi_5 + \delta_{13}$; $X_{14} = \lambda_{145}\xi_5 + \delta_{14}$

根據表 4.4 所列的關係式，於不同貸款期間下進行效度檢定。在效度檢定之違犯估計方面，測量誤差之變異數和因素負載量之標準化誤差之值可由附錄 1 及附錄 2 查得，由於沒有負的測量誤差之變異數及太大的因素負載量之標準化誤差存在，因此並無違犯估計。表 4.5 列示在不同貸款期間下的標準化因素負載量，由表 4.5 可知標準化因素負載量 λ_{11}^* 和 λ_{37}^* 之值超過 0.95，表示在貸款期間為 6 個月、9 個月和 12 個月之關係式中，應刪除變數 X_1 和 X_7 ；此外，標準化因素負載量 λ_{311}^* 之值超過 0.95，因此在貸款期間 15(含)個月以上之關係式

中，應刪除變數 X_{11} 。

表 4.5 不同貸款期間下的標準化因素負載量

貸款 期限 (月)	6	9	12	15(含)以上
λ_{kl}^*				
λ_{11}^*	0.96	0.95	0.95	-
λ_{12}^*	0.83	0.82	0.83	0.35
λ_{13}^*	0.32	0.34	0.44	0.8
λ_{24}^*	0.94	0.93	0.93	0.85
λ_{25}^*	0.55	0.56	0.6	0.75
λ_{26}^*	0.14	0.04	0.01	0.01
λ_{37}^*	1.46	2.21	1.48	0.44
λ_{38}^*	0.17	0.07	0.13	0.62
λ_{39}^*	0.19	0.08	0.17	0.1
λ_{410}^*	0.34	0.39	0.47	0.32
λ_{411}^*	0.85	0.6	0.54	1.09
λ_{412}^*	-	-	-	0.47
λ_{511}^*	0.49	0.54	0.74	0.47
λ_{514}^*	0.52	0.45	0.45	0.82

表 4.6 列示不同貸款期間下的 GFI 值。在效度檢定中，於檢定 Σ 與 S 的緊密度方面，由表 4.6 可知在貸款期間為 6 個月、個 9 月和 12 個月之關係式中刪除違犯估計之變數 X_1 和 X_7 後，其 GFI 均達到 0.9；但在貸款期間 15(含)個月以上之關係式中刪除變數 X_{11} 後，GFI 仍未達到 0.9，因此需進一步觀察殘差矩陣。由附錄 2 可知，變數 X_5 和 X_8 間之負殘差值為在貸款期間 15(含)個月以上之殘差矩陣中的最小

值 (-7.08)，故刪除變數 X_8 ，由表 4.6 知其 GFI 達 0.9。

表 4.6 不同貸款期間下的 GFI 值

貸款期限 (年)	刪除有違犯估計 之現象的變數	GFI	刪除最小負殘 差值之變數	GFI
6	$X_1 X_7$	0.9	-	-
9	$X_1 X_7$	0.9	-	-
12	$X_1 X_7$	0.9	-	-
15(含)以上	X_{11}	0.88	X_8	0.9

綜合上述效度檢定，由表 4.6 知每個貸款期間的財務構面與財務比率變數之關係式在刪除某些財務比率變數後，其 GFI 至少為 0.9。在完成效度檢定後，不同貸款期間的財務構面與財務比率變數間之關係式，可彙整如表 4.7 所示。



表 4.7 效度檢定後不同貸款期間下的財務構面與財務比率變數之關係式

貸款期間 (月)	財務構面與財務比率變數間之關係式
6、9、12	$X_2 = \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2 ; X_3 = \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3$ $X_4 = \lambda_{42}\xi_2 + \delta_4 ; X_5 = \lambda_{52}\xi_2 + \delta_5 ; X_6 = \lambda_{62}\xi_2 + \delta_6$ $X_8 = \lambda_{83}\xi_3 + \delta_8 ; X_9 = \lambda_{93}\xi_3 + \delta_9$ $X_{10} = \lambda_{104}\xi_4 + \delta_{10} ; X_{11} = \lambda_{114}\xi_4 + \delta_{11}$ $X_{13} = \lambda_{135}\xi_5 + \delta_{13} ; X_{14} = \lambda_{145}\xi_5 + \delta_{14}$
15(含)以上	$X_2 = \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2 ; X_3 = \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3$ $X_4 = \lambda_{42}\xi_2 + \delta_4 ; X_5 = \lambda_{52}\xi_2 + \delta_5 ; X_6 = \lambda_{62}\xi_2 + \delta_6$ $X_7 = \lambda_{73}\xi_3 + \delta_7 ; X_9 = \lambda_{93}\xi_3 + \delta_9$ $X_{10} = \lambda_{104}\xi_4 + \delta_{10} ; X_{12} = \lambda_{124}\xi_4 + \delta_{12}$ $X_{13} = \lambda_{135}\xi_5 + \delta_{13} ; X_{14} = \lambda_{145}\xi_5 + \delta_{14}$

4.2.2 信度檢定之結果

根據表 4.7 中財務構面與財務比率變數間之關係式，估算財務比率變數對於所對應的財務構面所能提供的可靠度。由表 4.8 可知，各個貸款期間的財務構面之 CR 值均達到 0.5 的標準，表示財務比率變數對財務構面提供可靠的建構測量，至此已完成 LISREL 檢定。

表 4.8 不同貸款期間下每個因素的 CR 值

構面 貸款 期間(月)	ξ_1	ξ_2	ξ_3	ξ_4	ξ_5
6	0.9677652	0.51133263	0.5469632	0.64163551	0.9568180
9	0.9329655	0.5753538	0.5242898	0.52959298	0.7136465
12	0.7496310	0.5556290	0.5432894	0.64498109	0.9166402
15(含)以上	0.9582957	0.5501696	0.5130592	0.65838946	0.9790227

綜合效度與信度之結果，顯示在貸款期間為 15 個月以上之財務構面與財務比率變數之結構關係與貸款期間為 6 個月、9 個月及 12 個月不相同(看圖 4.2 及圖 4.3)。此結果也反映出在不同貸款期間下，財務構面與財務比率變數間的相關性可能會隨著貸款期間的長短而有所差異。

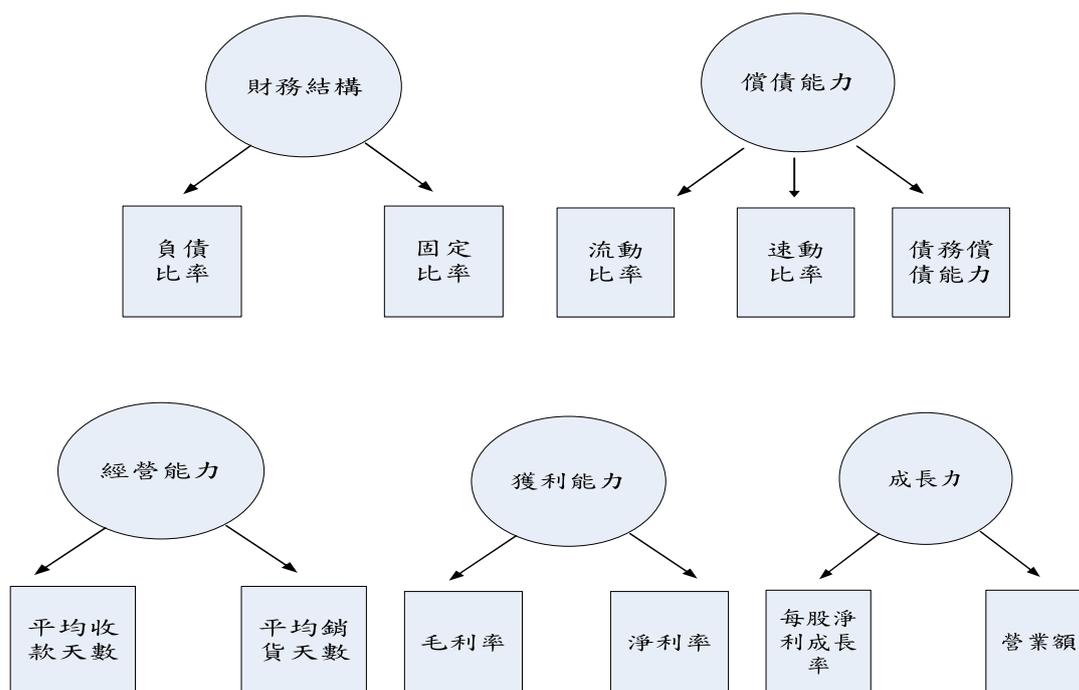


圖 4.2 貸款期間為 6 個月、9 個月及 12 個月之財務構面與財務比率變數的結構關係

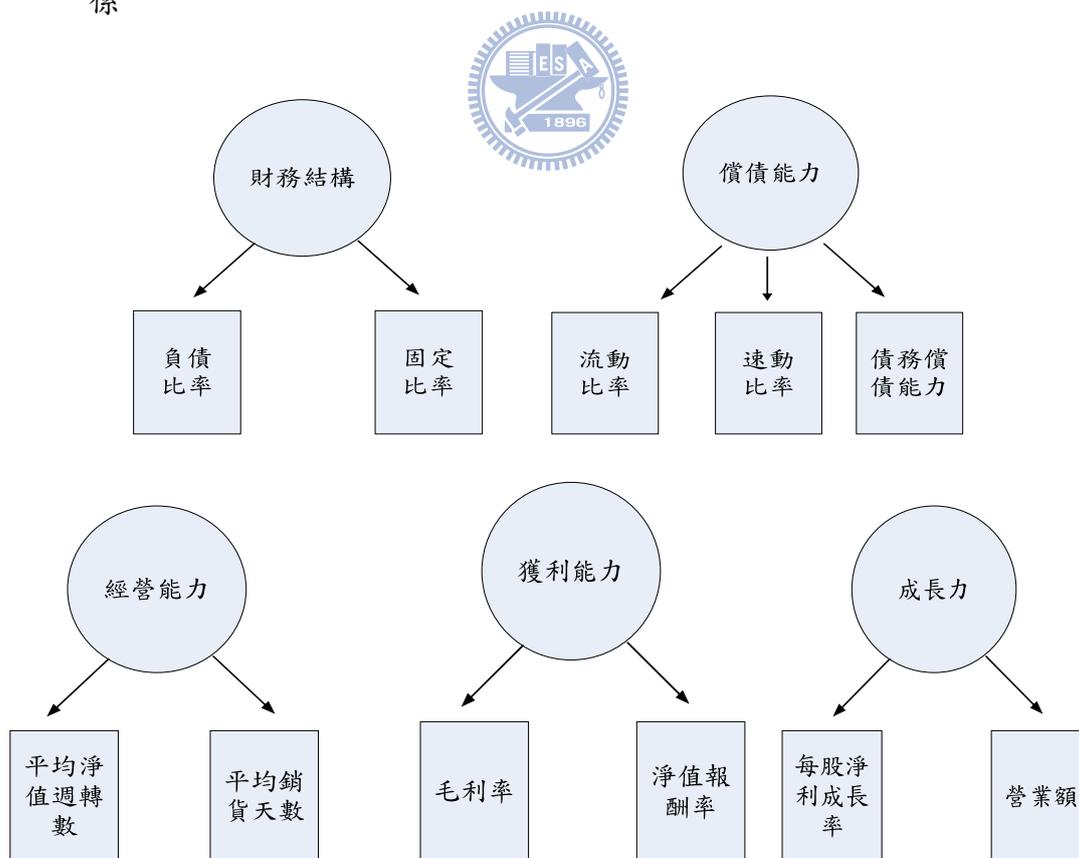


圖 4.3 貸款期間為 15 個月以上之財務構面與財務比率變數的結構關係

4.3 利用 Cox 模式及 Logit 模式建構一階段信用評等模式之結果比較

利用將 4.1 節的效度與信度檢定所獲得五個財務構面及 Cox 模式來建構一階段信用評等模式，稱作模式(a)；利用所獲得五個財務構面及 Logit 模式來建構一階段信用評等模式，稱作模式(b)。陳家彬與賴怡洵[7]研究指出，當借款客戶的貸款期間愈長，銀行或金融機構所面臨的利率, 市場, 違約, 通貨膨脹及資金的流通性等風險會提高。換言之，當企業的貸款期間愈長，企業可能違約的機率就越高，則信用評等模式所估算出之存活率應隨著企業的貸款期間增長而逐漸降低。在本研究中，藉由比較每個貸款期間的平均存活率，以判定何種信用評等模式之預測能力較佳。若信用評等模式所估算平均存活率隨著貸款期間增長而逐漸降低，即表示此信用評等模式能反應企業的貸款期間愈長時，借款客戶可能違約的機率就越高之現象，則此信用評等模式之預測能力為佳。由表 4.9、表 4.10 及表 4.11 可知：(1) 在顯著水準 $\alpha=0.05$ 下，模式(a)中每一個財務構面皆具有顯著性 (significant) ($p < \alpha$)；模式(b)中除了 ξ_3 以外，其它財務構面皆不具顯著性。(2) 模式(a)所估算出的平均存活率會隨著貸款期間增長而逐漸降低。反之，模式(b)所估算出的平均存活率並未隨著貸款期間增長而逐漸降低。由上述的結果可知，採用模式(b)為一階段信用評等模

式，可能會提高錯誤授信之風險。

表 4.9 模式(a)的參數值

構面	估計值	標準誤	p
ξ_1	-0.0343	0.0138	0.0130
ξ_2	0.0780	0.0082	0.0000
ξ_3	0.456	0.0177	0.0000
ξ_4	-0.0271	0.0010	0.0063
ξ_5	0.0123	0.0042	0.0035

表 4.10 模式(b)的參數值

構面	估計值	標準誤	p
ξ_1	0.016704	0.047675	0.726066
ξ_2	0.041789	0.028582	0.143717
ξ_3	0.333993	0.055396	0.000000
ξ_4	0.055336	0.036440	0.128877
ξ_5	-0.016876	0.013652	0.216401

表 4.11 模式(a)和模式(b)的平均存活率

貸款期間 (月)	平均存活率	
	Model (a)	Model (b)
6	0.91734543	0.882346096
9	0.9162103	0.892052288
12	0.91585623	0.900797704
15(含)以上	0.91433761	0.939784897

4.4 兩階段信用評等模式之結果

此節說明兩階段信用評等模式之驗證結果及測試結果。

4.4.1 第一階段信用評等模式之結果

本研究在第一階段中，利用訓練資料及 Cox 模式建構信用評等模式。將訓練資料及 Cox 模式之參數值代入 (27) 式中可獲得存活機率值 P ，其中 P 介於 0 與 1 之間。若 P 愈接近 0 表示此樣本資料發生違約的機率越高，反之，愈接近 1 則為未違約可能性愈大。

藉由上述建構第一階段信用評等模式之程序所提及，當違約及未違約的準確率分別達到 80% 以上，則該機率值即為切點。表 4.12 列示第一階段危機預警模式之判別結果，其中判別結果顯示違約及未違約的準確率分別為 80.42% 及 80.39%，因此違約及未違約之兩最佳切點分別為 0.42 與 0.76，且以此兩切點作為第一階段信用評等模式之判別分類界限。因此，若 P 值低於 0.42 則判定此樣本為違約樣本；若 P 值高於 0.76 則代表此樣本資料為未違約樣本；而 P 值落於 0.42 至 0.76 之間的樣本資料則視為不易判別區域，將繼續建構第二階段之信用評等模式。

表4.12 第一階段信用評等模式之判別結果

判別結果 實際結果	未違約	違約
未違約	41	15
違約	10	62
準確率	80.39%	80.42%

4.4.2 第二階段信用評等模式之結果

在第二階段中，本研究利用 SVM 及不易判別區域之資料來建構信用評等模式。表 4.13 列示本研究所提出兩階段之信用評等模式及 Cox 模式、Logit 模式及 SVM 之結果比較，其中由比較結果可知本研究所提出兩階段信用評等模式之整體準確率較利用 Cox 模式、Logit 模式及 SVM 建構一階段信用評等模式高。

表 4.13 Cox 模式、Logit 模式、SVM及兩階段之驗證結果

方法	預測 原始	判別結果					
		未違約	違約	準確率	整體準確率		
Cox 模式	未違約	97	46	67.83%	61.54%		
	違約	64	79	55.24%			
Logist 模式	未違約	95	48	66.43%	59.44%		
	違約	68	75	52.44%			
SVM	未違約	76	67	53.15%	51.8%		
	違約	71	72	50.35%			
兩階段	預測 原始	判別結果					
		第一階段 (Cox 模式)		第二階段 (SVM)		兩階段判 別準確數	兩階段判 別準確率
	未違 約	違 約	未違 約	違 約			
	未違約	41	15	56	31	97	67.83%
違約	10	62	39	32	94	65.73%	

4.4.3 兩階段信用評等模式之測試結果

表4.14列示利用測試資料及本研究所提出兩階段信用評等模式與利用Cox模式、Logit模式及SVM等一階信用評等模式相比較，其結果顯示本研究所提出兩階段信用評等模式的整體準確率達到66.6%，而Cox模式、Logit模式及SVM僅分別達到60.21%，57.45% 及 52.67%。此結果也顯示本研究提出之兩階段信用評等模式確實有良好的預測效果與再現性。

表 4.14 Cox 模式、Logit 模式、SVM及兩階段之測試結果

方法	預測 原始	判別結果						
		未違約	違約	準確率	整體準確率			
Cox 模式	未違約	255	146	63.59%	60.21%			
	違約	34	41	54.67%				
Logist 模式	未違約	260	141	64.83%	57.45%			
	違約	37	38	50.07%				
SVM	未違約	241	160	60.01%	52.67%			
	違約	41	34	45.33%				
兩階段	預測 原始	判別結果						
		第一階段 (Cox 模式)		第二階段 (SVM)		兩階段判 別準確數	兩階段判 別準確率	整體準 確率
		未違 約	違約	未違 約	違約			
	未違約	43	121	186	51	233	57.11%	66.6%
	違約	5	44	13	13	57	76%	

第五章 結論

近年來中外文獻所提出建構一階段信用評等模式，主要是利用因素分析從財務比率變數中萃取出財務構面，然後在應用Logit模式、區別分析或Cox模式來預估借款企業可能存活的機率。上述之作法在衡量財務構面與財務比率變數之間的相關性時，均未考慮貸款期間長短之影響。由於企業借款者的財務構面與財務比率變數之間的相關性可能會隨著貸款期間的長短而大或小之差別。因此上述文獻在建構一階段信用評等模式之作法上，無法針對借款企業於不同的貸款期間，提供較為適當的財務比率變數來建構財務構面。此外，由於銀行或金融機構貸款給一個違約企業會比拒絕一個未違約企業所付出之成本還要多，因此如何提升違約案件之準確率對銀行或金融機構而言非常重要。然而，實務上銀行或金融機構在建構信用評等模式時，由於違約案件通常較未違約案件少很多，應用此類不平衡資料來構建信用評等模式時，在預測違約案件之效果通常會較預測不違約案件差很多。為改善此不平衡資料所引起預測違約之問題，目前雖已有文獻運用兩階段分類方法來建構信用評等模式，並證實兩階段信用評等模式會較一階段分類方法所建構之信用評等模式之整體預測效果佳，但現有文獻上所提之兩階段信用評等模式仍無法有效提高預測違約案件之準確率。

因此，本研究針對上述之問題，分別提出建構一階段及兩階段之信用評等模式之方法。本研究在建構一階段信用評等模式時，利用 LISREL 將具有相同財務特性的財務比率變數歸屬同一個財務構面及檢定每一個貸款期間下所建構財務比率變數與財務構面之關係式是否恰當，讓每一個財務構面確實具有實質經濟意義而不僅是所有財務比率變數的線性組合；並應用將確實具有實質經濟意義的財務構面及 Cox 模式來建構一階段信用評等模式。本研究在建構兩階段信用評等模式時，利用上述一階段信用評等模式所得之存活機率與 SVM 來建構兩階段信用評等模式。根據本研究實證的結果，本研究所提出之一階段信用風險模式能反應借款企業貸款期間越長其銀行或金融機構所面臨風險越大之現象及所提出之兩階段信用評等模式相較於中外文獻構建信用評等模式之作法確實能提升違約案件之準確率及有良好的預測分類效果與再現性。

。

本研究貢獻可彙整成以下三點：

1. 由於目前尚未有文獻利用 LISREL 來構建並驗證財務比率變數與財務構面之關係架構，且利用所構建之合理財務構面來建構信用評等模式，在此方面本研究具有創新性。

- 2.本研究提供一個檢定財務構面與財務比率變數間之關係架構是否合理之程序，且此檢定程序在實務的應用上不僅只適合企業借款者，更可推展至信用卡申請者、房屋貸款者或小額貸款者等。
- 3.本研究提供銀行或金融機構一套有效之一階段及兩階段信用評等模式之流程，可同時提高預測違約案件與未違約案件之準確率，因此比現有文獻之信用評等模型較佳。



文獻參考

- [1] 賴儒平，「因素分析應用在財務比率分析上之研究」，國立中山大學企業管理研究所碩士論文，1983。
- [2] 陳肇榮，「運用財務比率預測企業財務危機之實證研究」，國立政治大學企業管理研究所博士論文，1983。
- [3] 白欽元，「國內中小企業財務危機預警模型」，國立交通大學經營管理研究所碩士論文，2003。
- [4] 簡秀瑜，「金融機構的財務預警模式－區別分析、Logit、Cox 比例風險模式之實證研究」，國立中央大學財務管理研究所碩士論文，1993。
- [5] 郭志安，「以 Cox 模型建立財務預警模式」，私立逢甲大學統計與精算所碩士論文，1997。
- [6] 陳惠玲、黃政民，〈財務報表分析與企業信用評等〉，台北：台灣經濟日報文化事業股份有限公司，1995。
- [7] 陳家彬、賴怡洵，「台灣地區銀行放款訂價：理論與新舊銀行之實證比較」，管理學報，第 17 卷，第 13 期，415-440 頁，2000。
- [8] 葉玫惠、張靖宜、廖咸興、周國瑞，「信用卡使用者之違約風險研究-存活分析模型之應用」，金融風險管理季刊，第 3 卷，第

- 2 期 ， 1-30 頁 ， 2007 。
- [9] 陳順宇，「多變量分析」，台北：華泰書局，2004。
- [10] 王保進，「統計套裝程式 SPSS 與行為科學研究」，台北：松崗，1996。
- [11] 孫文琦、陳天惠與陳正哲，「應用 LISREL 分析服務品質與顧客滿意度之研究」，工商管理學刊，第 3 卷，第 1 期 ， 19-24 頁，2007。
- [12] 簡志丞，「銀行業關係品質模式之研究」，私立大葉大學事業經營研究所碩士論文，1998。
- [13] 黃芳銘，「結構方程模式理論與應用」，台北：五南圖書，2000。
- [14] 吳佩珊，「建構台灣中小企業兩階段風險評估模型」，國立交通大學工業工程與管理所碩士論文，2008。
- [15] Altman, E.I., “Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy”, *Journal of Finance*, No.4, pp.589-609, 1968.
- [16] Bagozzi, R.P. and Yi, Y., “On the evaluation of structural equation model”, *Academic of Marketing Science*, Vol.16, No.1, pp.79-64, 1988.
- [17] Baesens, B., Van, G.T., Viaene, S., Stepanova, M., Suykens, J. and Vanthienen, J., “Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring”, *Journal of the Operational Research Society*, Vol.54, No.6, pp.627–635, 2003.
- [18] Breslow, N.E., “Covariance Analysis of Censored Survival Data”, *Biometrics*, Vol.30, pp.89-99, 1974.

- [19] Chen, M.C. and Huang, S.H., "Credit scoring and rejected instances reassigning through evolutionary computation techniques", *Expert Systems with Applications*, Vol.24, pp.433-441, 2003.
- [20] Cox, D.R., "Regression Models and Life-Tables", *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 34, No. 2, pp. 187-220, 1972.
- [21] Desai, V.S., Crook, J.N. and Overstreet, G.A., "A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment", *European Journal of Operational Research*, Vol. 95, No.1, pp.24-37, 1996.
- [22] Gardner, R.C., Lalonde, R.N. and Pierson, R., "The Socio-Educational Model of Second Language Acquisition: an Investigation Using Lisrel Causal Modeling", *Journal of Language and Social Psychology*, Vol. 2, No. 1, pp.1-15, 1983.
- [23] Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham R.L., and Black, W.C., "Multivariate data analysis (5th ed.)", UK: Prentice Hall Inc., 1998.
- [24] Huang, J.J., Tzeng, G.H., and Ong C.S., "Two-stage genetic programming (2SGP) for the credit scoring model", *Applied Mathematics and Computation*, Vol.174, pp.1039-1053, 2006.
- [25] Jöreskog, K.G., and D. Sörbom, "LISREL VI: Analysis of Linear Structural Relationships by Maximum Likelihood and Least Square Methods", Mooresville: Scientific Software Inc., 1986.
- [26] Kleinbaum, D.G. and Klein, M., "Survival Analysis", NY: Springer Science Inc., 2005.
- [27] Min, J. H. and Lee, Y.C., "Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters", *Expert Systems with Applications*, Vol.28, No.4, pp.603-614, 2005.
- [28] Mensah, Y.M., "An Examination of the Stationary of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study", *Journal of Accounting Research*.Vo.22, No.1, pp.380-395, 1984.
- [29] Murphy, P.M. and Aha D.W., "UCI Repository of machine learning databases", Department of Information and Computer Science, University of California, Irvine, CA, <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/LRepository.html>, 2001.

- [30] Ruth, R.E., "Using structural equation modeling to test for differential reliability and validity: An empirical demonstration", *Structural Equation Modeling*, Vol.7, No.1, pp.485-527, 2000.
- [31] Satorra, A., "Robustness issues in structural equation modeling: A review of recent development", *Quality and Quantity*, Vol.24, pp.367-386, 1990.
- [32] Shin, K.S., Lee, T.S., and Kim, H.J., "An application of support vector machines in bankruptcy prediction model", *Expert Systems with Applications*, Vol.28, No.1, pp.127-135, 2005.
- [33] Vapnik V., "Support-vector networks," *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp.273-297, 1995.
- [34] West, R.C. "A Factor-Analytic Approach to Bank Condition", *Journal of banking and finance*, Vol.9, pp.253-266, 1985.
- [35] Whalen, G. and Thomson, J.B., "Using financial data to identify changes in bank condition", *Economics Review*, Federal Reserve Bank of Cleveland, 2nd Quarter, pp.17-26.
- [36] Wild, J.J., Subramanyam, K.R. and Robert F.H., "*Financial statement analysis*", Boston: McGraw-Hill/Irwin, 2007.

附錄 1

附表 1 不同貸款期間下因素負載量之標準誤及測量誤差之變異數之值

貸款期間(月)	6		9		12		15(含)以上	
	λ_{kl} 之標準誤	測量誤差之變異數						
λ_{11}	-	0.15	-	0.2	-	0.3	-	-
λ_{12}	0.01	0.02	0.01	0.03	0.01	0.04	-	0.13
λ_{13}	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.22	0.04
λ_{24}	-	0.01	-	0.02	-	0.02	-	0.01
λ_{25}	0.07	0.03	0.1	0.04	0.12	0.05	0.15	0.06
λ_{26}	0.13	0.22	0.18	0.3	0.21	0.35	0.42	0.66
λ_{37}	-	0.16	-	2.24	-	0.39	-	0.04
λ_{38}	0.02	0.01	0.03	0.02	0.04	0.02	0.3	0.04
λ_{39}	0.03	0.02	0.04	0.02	0.05	0.02	0.19	0.04
λ_{410}	-	0.06	-	0.07	-	0.09	-	0.15
λ_{411}	0.25	0.07	0.14	0.03	0.13	0.05	0.59	0.13
λ_{412}	-	-	-	-	-	-	0.28	0.12
λ_{513}	-	0.08	-	0.14	-	0.24	-	0.19
λ_{514}	0.1	0.07	0.23	0.09	0.17	0.09	0.86	0.44

附錄 2

附表2 在貸款期間15(含)個月以上之殘差矩陣(已刪除X₁和X₁₁)

	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄
X ₂	0											
X ₃	-0.01	0										
X ₄	-0.24	0.08	0									
X ₅	2.26	-0.67	0	0								
X ₆	2.9	11.12	--	0.02	0							
X ₇	-4.9	--	1.13	0.78	0.19	-0.02						
X ₈	-0.25	-3.13	-3.39	-7.08	1.45	-0.86	0.01					
X ₉	0.4	0.53	0.11	4.04	2.66	1.18	-0.13	--				
X ₁₀	1.8	-0.22	-0.16	0.63	2.49	-1.2	-0.37	2.08	-0.02			
X ₁₂	-1.59	0.38	-0.56	1.77	3.4	-0.05	-3.82	2.76	0.01	0.01		
X ₁₃	-1.55	0.41	-0.27	-0.32	0.91	1.37	-1.89	-0.61	1.39	3.14	-0.02	
X ₁₄	0.2	--	--	0.96	-0.11	-	-1.44	-1.06	2.29	1.98	-0.02	--