

國立交通大學

管理科學系

碩士論文

銀行信用卡客戶信用風險評估模型之建立

Credit Risk Evaluation for Credit Cardholders

研究 生：張育菁

指導教授：許和鈞博士

中華民國 九十五 年 六 月

# 銀行信用卡客戶信用風險評估模型之建立

## Credit Risk Evaluation for Credit Cardholders

研究 生：張育菁

Student: Yu-Jing Chang

指導教授：許和鈞博士

Advisor: Dr. Her-Jiun Sheu

國立交通大學  
管理科學系碩士班  
碩士論文

A Thesis Submitted to  
Department of Management Science  
College of Management  
National Chiao Tung University  
In Partial Fulfillment of Requirements  
For the Degree of  
Master  
in  
Management Science

June 2006

Hsinchu, Taiwan, Republic China

中華民國 九十五 年 六 月

# 銀行信用卡客戶信用風險評估模型之建立

學生：張育菁

指導教授：許和鈞博士

國立交通大學管理科學系碩士班

## 摘要

本研究是以國內某金融機構信用卡客戶為研究對象，利用 Logistic 廢歸分析來建立客戶的信用風險模型，研究目的為：利用客戶個人基本資料及繳款行為資料，找出顯著影響客戶信用風險之因素，並建立信用風險評估模型，進一步提供金融機構於信用風險之控管。

研究結果顯示：依繳款行為變數建立之模型（MODEL II）區別能力優於個人屬性變數所建立之模型（MODEL I），而以繳款行為變數為主，個人屬性變數為輔，所建模型（MODEL III）之區別能力又優於前二者。因此，以該模型為本研究之最終模型，其對逾期戶之區別正確率為 91%，非逾期戶之區別正確率為 88.8%，整體之正確率為 89.6%。

關鍵字：信用風險、Logistic 廢歸模型

# Credit Risk Evaluation for Credit Cardholders

Student: Yu-Jing Chang

Advisor: Dr. Her-Jiun Sheu

Department of Management Science  
National Chiao Tung University

## ABSTRACT

In this study, we attempt to build a credit risk evaluation model for cardholders by using the logistic regression. We hope to find out significant behavior and individual characteristic variables that may cause overdue payment or default behaviors. Furthermore, the model could be used by bank managers to control and manage credit risk.

Results show that behavior variables (MODEL II) are better than individual characteristic variables (MODEL I) when distinguishing defaulter or not. Moreover, the MODEL III which includes both individual characteristic variables and behavior variables is much better than the former two models. Hence, MODEL III is the final model in this study. The accurate rate of MODEL III is 89.6% of all samples, 91% of defaulters and 88.8% of non-defaulters.

Keywords: credit risk, logistic regression model

## 誌 謝

碩士生涯即將畫下句點！回想著剛踏上新竹這塊生疏的土地，接觸來自四面八方、不同背景的同學，現在總算是和大家”打”成一片。但，一晃眼二年的時間到了，又是大家各分東西的時刻，心中除了不捨，更多的是百感交集。謝謝班上的同學們，尤其是同研究室的”室友”們，一起奮鬥、打拚、玩鬧、嘻笑的日子是最美好的回憶！

能順利的畢業，當然，首先要感謝的是：我的指導教授－許和鈞老師！老師在百忙之中，仍抽空指導，釐清學生許多模糊不清，甚至錯誤的觀念。更重要的是，灌輸學生許多做研究、學問應有的態度，著實讓我受益良多。而我這個天兵，卻常給老師找麻煩，很多時候反而是老師在配合我，在此，除了向老師致謝外，還要跟老師說聲：抱歉！另外，還要感謝所辦的王姐和玉娟姐，在我口試之前幫了不少的忙，這二年也麻煩你們不少，十分感謝！

最後，要感謝我的親愛的家人和親戚朋友，在我徬徨無助的時候，總是在身旁支持我、鼓勵我；在我情緒不好的時候，總是容忍我暴躁不當的言行舉止；在我開心的時候，和我一起分享我的喜悅，陪伴我度過每段開心以及不開心的日子，真的謝謝你們，因為有你們的支持和關心，才有現在育菁！將來，若幸運能闖出一番小成績，也一定是因為有你們。

謝謝老爸、老媽、阿公、阿嬤、哥哥、妹妹，還有你！我愛你們~



張育菁 謹誌

民國 95 年 6 月於交通大學

# 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
<b>第一章 緒論 .....</b>	<b>1</b>
第一節 研究背景與動機 .....	1
第二節 研究目的 .....	3
第三節 研究範圍 .....	4
第四節 研究架構 .....	3
<b>第二章 相關理論及文獻回顧 .....</b>	<b>6</b>
第一節 授信評估原則 .....	6
第二節 信用評估方法 .....	9
第三節 信用風險模型 .....	12
第四節 新巴塞爾資本協定 .....	13
第五節 國內外相關文獻探討 .....	17
<b>第三章 研究設計與方法 .....</b>	<b>24</b>
第一節 資料來源及處理 .....	24
第二節 變數定義與說明 .....	25
第三節 研究方法 .....	29
<b>第四章 實證分析 .....</b>	<b>34</b>
第一節 交叉分析 .....	34
第二節 MODEL I .....	38
第三節 MODEL II .....	45
第四節 MODEL III .....	48
第五節 驗證模型 .....	52

第五章 結論與建議 .....	55
第一節 研究結論 .....	55
第二節 研究限制 .....	58
第三節 後續研究建議 .....	58
 參考文獻 .....	 60



## 表 目 錄

表 2.1	信用風險評估方式之優劣比較表 .....	11
表 2.2	信用風險模型比較 .....	12
表 2.3	BASEL II 的三大支柱.....	14
表2.4	相關文獻整理表 .....	22
表 3.1	本研究樣本資訊 .....	24
表 3.2	變數定義與說明 .....	27
表 4.1	性別 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	34
表 4.2	(申請)年齡 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	34
表 4.3	婚姻狀況 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	35
表 4.4	學歷 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	35
表 4.5	子女數 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	36
表 4.6	職業 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	36
表 4.7	工作年資 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	37
表 4.8	聯絡人關係 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	37
表 4.9	住宅所有 vs. 逾期狀況之交叉分析.....	38
表 4.10	MODEL I 最大概似法參數估計.....	40
表 4.11	MODEL I 之分類表.....	43
表 4.12	MODEL II 最大概似法參數估計 .....	45
表 4.13	MODEL II 之分類表 .....	46
表 4.14	MODEL III 最大概似法參數估計 .....	49
表 4.15	MODEL III 之分類表 .....	50
表 4.16	TESTING FINAL MODEL 之分類表.....	54
表 5.1	三模型綜合比較表 .....	55

## 圖 目 錄

圖 1.1 84~94 年消費性貸款占金融放款之比率 .....	1
圖 1.2 信用卡打銷呆帳趨勢圖 .....	2
圖 1.3 研究架構圖 .....	5
圖 3.1 Logistic 函數曲線圖 .....	31
圖 4.1 MODEL I 之 ROC CURVE 與 K-S CURVE.....	44
圖 4.2 MODEL II 之 ROC CURVE 與 K-S CURVE .....	47
圖 4.3 MODEL III 之 ROC CURVE 與 K-S CURVE .....	51
圖 4.5 Population Stability Report .....	52
圖 4.6 TESTING MODEL 之 ROC CURVE 與 K-S CURVE .....	53

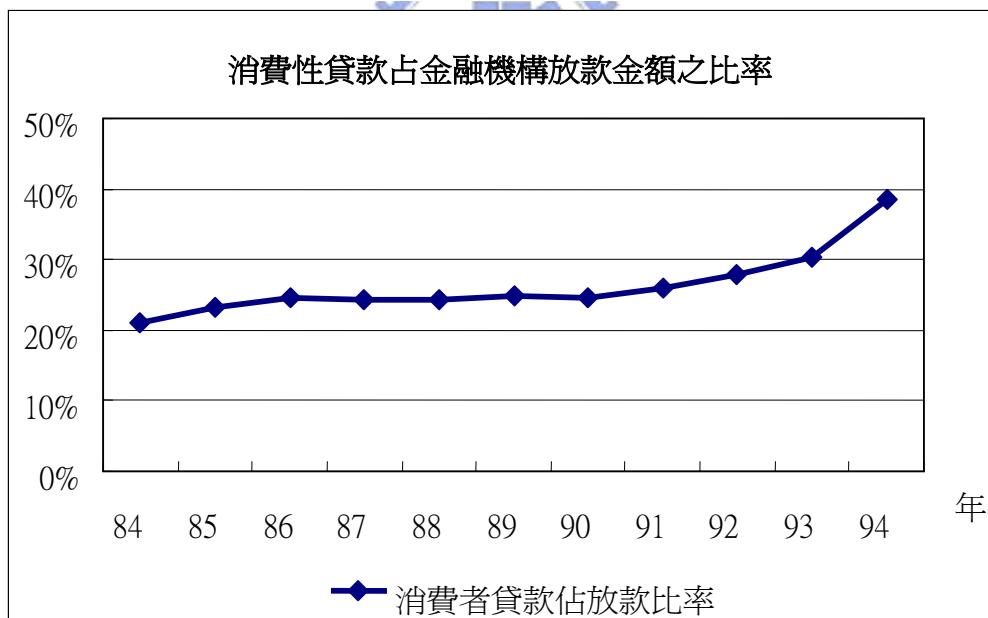


# 第一章 緒論

## 第一節 研究背景與動機

1997 年亞洲金融風暴，雖然沒有重創台灣企業，但也使得國內各大企業進行債務重整工作，金融機構也因而產生了資產結構上的變化。過去，金融機構著重於大型企業的貸款業務，然而企業動授信金額動輒上億元，且利率加碼空間小，一旦形成呆帳則損失慘重，因而促使金融機構調整營運方向，開始重視個人消費金融業務，由於其業務對象為個人，需求量多且授信金額小，呆帳風險相對較低，因此近年來個人消費金融業務成了各金融機構的兵家必爭之地。由圖 1.1 可看出近來年，消費性貸款占整體金融機構放款總額的比例持續不斷攀升，94 年底消費性貸款已占金融放款近四成，尤其於 93 年至 94 年間成長幅度之大（26.93%），實不容小覷。

圖 1.1 84~94 年消費性貸款占金融放款之比率

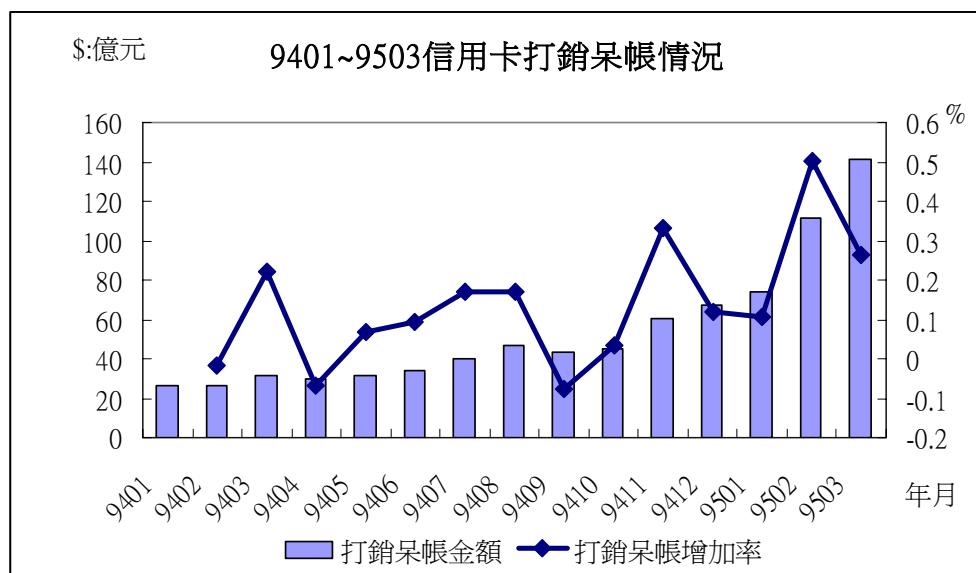


然而，也就因為個人授信的額度小、債權分散、利息手續費高，使得金融機構忽視了個人信用惡化的衝擊，再加上市場上金融機構百家爭鳴，競爭激烈，為搶得市場占有率，多半降低了核卡門檻，於是免保人、快速核卡、臨時調額、代償業務等紛紛出籠，雖然解決了不少民眾的燃眉之急，長期而言卻也導致了信用擴張的窘境。近年金融業者加強持卡循環信用服務，93 年底信用卡循環信用餘

額達新台幣 4,250 億元，根據金管會統計，截至 94 年 8 月底止，信用卡放款餘額達到 4,800 多億，而現金卡放款餘額為 3,100 多億，兩卡全部放款金額逼近 8,000 億元，持卡人平均欠款約 12 萬至 13 萬元，這些持卡人中已有四十萬人因為繳不起卡債每天過著躲債的日子，這群卡債族每人負債逾 60 萬元，因此 94 年下半年度金融機構動作頻頻，打銷呆帳、加強催收，甚至暫停部份消費金融業務，嚴格監控客戶信用狀況，為的就是要防止這波個人消費金融信用危機的擴大。

94 年 11 月份，立法院財政管理委員會通過決議，欲將原本信用卡或現金卡逾放比超過 8% 才停止業務的政策，(即 358 政策，3% 至 5% 者，必須提出改善計畫，5% 至 8% 者將予糾正，限期三個月改善；若逾放比超過 8% 以上，停止新業務)，緊縮為超過 2.5% 即停止發行新卡這樣突如其來的提案，讓許多銀行為之恐慌，無不積極大量的打銷呆帳，如圖 1.2 所示，金融機構打銷呆帳的金額，持續不斷增加，尤其 94 年下半年度後，打銷呆帳金額愈來愈大，其增加率至 94 年 11 月達到一個高峰，第二波高峰則在 95 年 2 月。然而各家金融機構利用打銷呆帳的方式來應對並非根本之道，金融政策的目的是要各家銀行審慎核卡，妥善管理持卡人的信用風險狀況，在其出現不正常的消費或繳款等風險行為時，就能有所警覺而加以管制、防範，如此，才能真正降低逾放比率，留下優良的客戶群。

圖 1.2 信用卡打銷呆帳趨勢圖



另外，我國預定於 2006 年底與國際清算銀行同步實施新巴塞爾資本協定(New Basel II Accord)之相關規範，新巴塞爾協定的目標是使金融體系能穩健運行，降

低金融授信風險，建立完整的風險及運作管理機制，以強化金融監理機制及改善金融產品品質。為了因應新巴塞爾協定的規範，國內金融機構必須在年底前建置符合國際標準的風險管理機制，方能在國際金融市場中與國外其他國家競爭，在國內金控整合已邁入第二階段時，落實風險控管已是當務之急。新資本協定實行後，銀行所面臨信用風險的壓力勢必俱增，信用風險管理的課題則愈顯得重要，應涵蓋：下達信用決策前所有過程、信用額度承諾與授予信用後之監督過程。

綜合上述所言，強化信用風險管理系統是各金融業的首要要務。然而，從前著重經由申請進件的授信過程中，依客戶的屬性資料及過去金融往來情況，剔除風險型客戶的方法已經不敷始用。過去相關學術研究中，多數亦是以卡戶之基本屬性資料，建立授信評分模型，甚少針對銀行現行客戶之繳款及消費行為面的分析。然而，目前金融業當務之急，是設法對現有卡戶進行風險性評估，找出潛在風險型客戶先予以控管，才能有效降低呆帳損失。因此，客戶在持卡期間的行為表現就顯得相當重要。目前許多銀行採行的方式，多屬主觀的經驗判斷，認為客戶為高危險群即予以信用緊縮，缺乏客觀的工具來判定客戶之風險係數，這樣“寧可錯殺一百也不願放過一個”的情況下，非但不能有效篩選出高風險型顧客，更容易犧牲部份好顧客的權益，除了不利於卡戶，對銀行本身亦是一項損失。

本研究將針對此問題，以客戶行為面做為分析為主軸，企圖建立一套客觀、有系統的風險等級模型，以期有效幫助銀行過濾出潛在高風險型顧客，以便進一步採行適當的管控動作。

## 第二節 研究目的

本研究將以國內某銀行之客戶為研究對象，依其申請信用卡進件時，所填寫的個人基本資料檔，及核卡後每月消費繳款的記錄，進一步分析研究。並且運用 Logistic 迴歸模型來建立該銀行信卡客戶的信用風險模型，本研究目的如下：

- 一． 從研究銀行的客戶基本資料及繳款資料檔中，找出顯著影響客戶信用風險之重要變數。
- 二． 利用「個人屬性變數」及「繳款行為變數」，建構「個人屬性模型」(MODEL I)、「繳款行為模型」(MODEL II) 及「混合模型」(MODEL

- III) 等三信用風險評估模型。
- 三． 比較三模型之優劣及區別能力，找出判別客戶風險能力最佳的模型，進一步提供金融業界應用於信用風險之控管。

### 第三節 研究範圍

本研究以國內某家銀行機構為研究對象，依民國 94 年 1 月至 10 月期間中，現存的有效卡卡戶為抽樣母體，共抽取 6,500 件，扣除資料不全者，共 6,320 件，再依 94 年 11、12 月為觀察期，用來定義抽樣本逾期與否，其中「正常繳款」的客戶共 3,906 件，定義為「非逾期戶」；「曾經逾期繳款三個月以上」者共 2,414 件，定義為「逾期戶」。並就樣本之信用卡個人基本申請資料，如：性別、年齡、學歷…等項目，及樣本在抽樣期間內的繳款行為，如：繳款比率、預借現金比率…等資料，做為本研究之研究範圍。



### 第四節 研究架構

本文之研究架構分為五個章節，各章節之內容概述如下：

第一章為緒論，闡明研究動機與目的，界定研究範圍及本文之架構。第二章為相關理論及文獻探討，說明信用風險的評估原則及適用模型，並回顧國內外信用風險評估等相關文獻，希望藉由相關領域之研究回顧，提供本研究建構評等模型之參考。第三章為研究設計與方法，說明本文的研究對象、期間及資料來源，並定義研究變數且詳加說明之，另外介紹本研究所運用之研究方法及相關統計分析。第四章為本研究之實證結果，敘述前章節所建構之模型的顯著性及區別正確率，找出最佳之風險區別模型。第六章為結論與建議，闡述本研究之結論與心得，並提出建議供後續相關研究改進之參考。

下圖為本研究之架構圖：

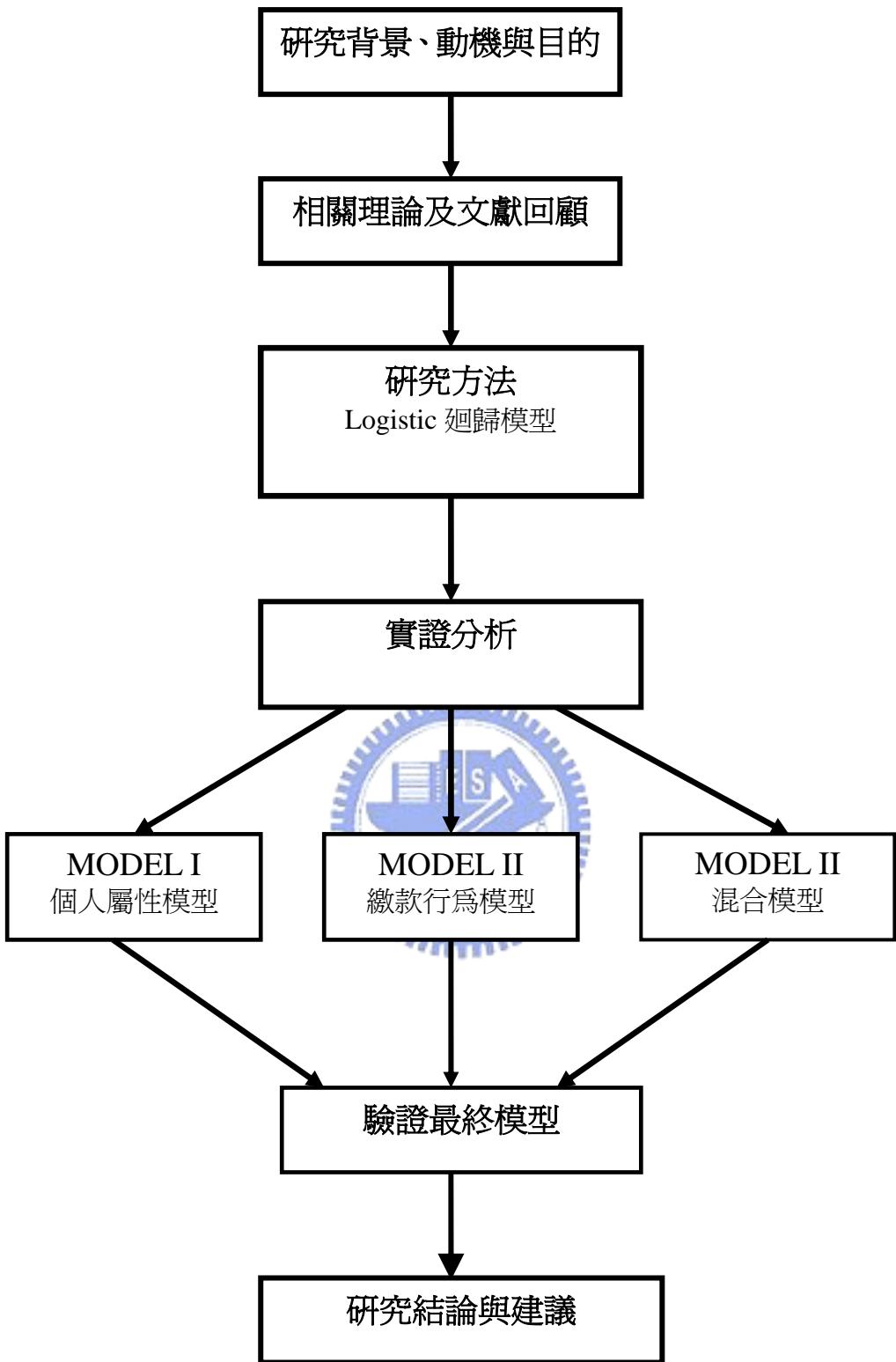


圖 1.3 研究架構圖

## 第二章 相關理論及文獻回顧

### 第一節 授信評估原則

信用構成的要素隨著時代及觀點的不同，亦隨之改變。傳統上，一般銀行授信對其客戶信用評估多採用3F原則，即管理要素(Management Factor)、財務要素(Financial Factor)及經濟要素(Economic Factor)，以及五C原則，即品格(Character)、能力(Capacity)、資本(Capital)、擔保品(Collateral)及企業條件(Condition of business)，隨著整體經濟環境及銀行授信環境的急遽變化，資金需求日益龐大、所需額度也日益增加，同時中長期大型專案放款亦逐漸增加，傳統的信用評估方法已無法滿足授信評估的需要，自1970年代起，歐美銀行業開始採用有系統的信用分析方式，即以借款戶(People)、資金用途(Purpose)、還款來源(Payment)、債權保障(Protection)及借款人展望(Perspective)等五項因素，也就是所謂的授信評估5P原則，作為綜合評估授信戶信用的標準，目前廣為銀行界所採用。

目前，國內銀行針對信用卡授信、徵審部份，授信人員能參考、評估之文件雖較信用貸款少，但實務上，大致仍遵循上述信用授信評估理論。因此，將評估準則分述如下：

#### 一・3F原則：

1955年，美國Milton Drake將品格及能力歸納為管理要素，將資本及擔保品歸納為財務要素，業務狀況則是為經濟要素，而形成三F理論。

(一) 管理要素(Management Factor)：指貸款人品德及履行債務之誠意與經營事業的能力。

(二) 財務要素(Financial Factor)：指貸款人的財務狀況，擔保品是否擁有足夠的變現性，貸款人是否有足夠的收入去繳交貸款。

(三) 經濟要素(Economic Factor)：係指貸款人所從事的業務是否擁有良好的經營環境，事業的前瞻性及穩定性。

#### 二・5C原則：

1960年，美國銀行家William Post及Edward Gee將原先信用三要素：品格、

能力、資本加上擔保品及業務狀況而形成5C理論。

(一) 品格(Character)：指債務人之品行及履行債務之誠意與意願。

(二) 能力(Capacity)：經營者之經營能力，企業營運之規模與設備及其對所授信用之妥善運用能力。

(三) 資本(Capital)：授信企業之財務狀況，採用財務報表方法分析其資本結構性、流動性、週轉性、安定性及收益性。

(四) 擔保品(Collateral)：考量擔保品之種類、價值、性質及變現性，雖不能改進授信企業之信用狀況，但可以減輕放款損失。

(五) 業務狀況(Condition)：企業所處之經濟環境與市場之供需情形。

### 三・5P原則：

1970年，美國漢華銀行副總裁Paul Hunn提出5P理論，放款決策之信用評估立場，目前廣為銀行界所採行，其主要內容如下：

(一) 借款戶 (People)

銀行授信首重借款人之誠信度，因此對借款戶的評估著重於借款戶的責任感、經營成效及銀行往來情形三方面。從其經營背景瞭解借款戶對於責任的承擔現狀及能力，其次從其過去或預估的經營及管理績效瞭解借款人的經營能力，而其過去所承諾事項的履約情形以及有無退票或逾期紀錄等，則可作為瞭解其誠信程度之依據，如此，則可對借款人有較深入的瞭解，以降低將來授信違約的可能性。

(二) 資金用途 (Purpose)

此為審核授信案件的重要因素之一，也就是確立融資需求的正當性。一般而言，資金的用途以「購買流動性或固定資產」為最佳，如為置產，基於財產增值可能以及該財產可充作擔保之用，銀行承做意願較高，如為償還既有債務，由於銀行承受較高的倒帳風險，將不利放款承作，因此用途不同往往會影響銀行承做意願與貸款之額度。

### (三) 還款來源 (Payment)

此為債權是否能夠確實回收的先決條件，倘若借款人無法提出穩定還款來源之證明，銀行可能會婉拒其申請。易言之，銀行不是僅接受擔保品之有無，其最重視者，乃借款人之還款來源，這是銀行債權確保的第一道防線，與資金用途同為授信5P 中最重要的兩個原則，其評估重點在於借款人能否適時產生合理且足夠的現金，以供作還款來源。

### (四) 債權保障 (Protection)

銀行為確保其貸放之款項能順利地如期收回，除考量借款人還款來源之外，為防意外往往要求借款人提供債權擔保作為第二道防線，一般分為「內部保障」與「外部保障」。「內部保障」是指完善的放款契約條款、借款戶的良好財務結構及資產擔保；「外部保障」是指債務保證人或第三人所提供的資產擔保，又分為「人保」與「物保」，人保（即保證人）方面，銀行對保證人之保證能力予以評估，倘能符合銀行要求即予接受；物保（即擔保品）方面，銀行對其評估倘具備一定要件，如合法性、完整性、可靠性、具市場性等，即予接受。

### (五) 借款人展望 (Perspective)

借款人展望是指銀行會評估借款戶本身事業前景及產業趨勢，綜合衡量貸放風險與報酬，以決定貸放與否或承作的貸款利率，其衡量的標準或方式，可依據銀行經營的五大原則：安全性、收益性、流動性、成長性及收益性逐項加以探討。

在自由化的市場經濟裡，銀行也是營利事業的企業個體，就如同中小企業必須考量的損益風險一般，銀行的授信原則也是以本求利，不得有絲毫的馬虎。反觀，若是無一定的授信標準，不論是貸放款或信用卡業務，都將流於浮濫，使貸放資金缺乏使用效率、信用額度過於擴張，最後危害的將不只是銀行本身，還將損害消費大眾、金融體系及整體經濟的健全穩定。

## 第二節 信用評估方法

過去，金融業界在評估客戶信用風險時，最常使用的莫過於經驗法則，然隨著消費金融的市場日異茁壯，單憑藉徵審人員人工的審核方式已趕不上龐大的進件量。因此，目前業界最常使用的評審方式是，信用評等方法以及信用評分方法，再配合徵審人員豐富的授信經驗，不但強化了審核的速度和效率，在處理特殊案件時亦能發揮最佳效果。然除了上述常用的三種評估方法外，仍有其他信用評量法，以下茲就各評估方法加以說明，並匯整如表2.1：

### 一、經驗法則（Rules of Thumb）：

經驗法則為傳統金融機構用以評斷授信風險的方法，該方法著重由徵審授信人員憑藉過去的經驗，以主觀的判斷作成案件准駁的依據，因此執行上較為容易，彈性也較大。但相對地容易受到個人主觀的判斷，而欠缺客觀性，容易導致相同的案件，在不同的徵審、授信人員審核下，會有不同的結果。

### 二、信用評等制度(Credit Grading System)：

信用評等制度是將客戶的各項資訊，細分為若干項目，然後由系統針對各項目進行評估，並給予適當的等級，用以代表其綜合信用評價。此方法不僅可消除經驗法則中徵審授信人員主觀判斷造成的差異，亦可避免因徵審授信人員而產生不同的評價。但其缺點是評等項目不易選擇，評斷標準須明確否則仍會造成差異。和經驗法則最主要的差異為信用評等法參考判斷的資料較多，也較客觀。

### 三、信用評分制度（Credit Scoring System）：

信用評分制度是目前銀行在消費金融業務中使用最多的，它可以解決消費金融業務要求時效性及量大的特性。該方法係將客戶的資料，透過信用評分表給予各項目一個信用分數，最後加總得到一個總分，總分愈高代表償債能力愈強。而評分項目之選取，可透過經驗、統計方式、歷史資料等方式，選取顯著項目。該方式藉由將評估項目由評等改為實際量化資料，明確訂定各種變數實際分數，使得授信人員可以較客觀的評分，然其最大的問題在於評分項目的選擇不易。

#### **四、信用評等及評分混合制：**

混合制係結合信用評分制度及信用評等制度，依據信用評分表所得到的總分，予以分級，相同等級者給予相同的授信條件。其優點為結合信用評分制及信用評等制的特性，但缺點為複雜度太高，執行不易。

#### **五、統計方法：**

該方法係透過統計分析的方式來區分信用風險，目前針對銀行信用評估的研究，大多採用：區別分析、Probit 或Logistic迴歸等統計方法。其具有相當的客觀性，相對複雜度較高，變數選擇不易，但若能結合用評分制度，將使評分表更具說服力及可運用性。

#### **六、專家系統法：**

專家系統法係利用電腦資訊科技的技術來建立自動評核系統，用以輔助徵審授信人員的審核工作。其中包涵類神經網絡、範例學習法及傳統知識庫系統等。此種方法一樣具有客觀性，但缺點一樣為太複雜，且困難度高，執行不易。



表2.1 信用風險評估方式之優劣比較表

信用風險評估方法	摘要	優點	缺點
經驗法則	授信人員依過去累積的經驗，主觀判斷作為案件準駁之依據。	* 執行容易 * 具彈性	* 缺乏客觀性 * 經驗傳承不易 * 易生弊端
信用評等制度	將客戶資訊分為若干項進行評估，給予一適當信用等級。	* 較客觀 * 徵信成本隨評等項目增加而遞減	* 需一致評等標準 * 評等要素選擇不易 * 要素評等不易
信用評分制度	透過信用評分表，給予各項客戶資料一信用分數，最後加總分數愈高者信用風險愈低。	* 評分準則明確 * 評分方式較客觀	* 評分項目選擇不易 * 評分細項切割不易 * 評分制度缺乏彈性
信用評等及評分混合制	依據信用評分表所得總分，予以分級，相同等級者給予相同之授信條件。	* 綜合信用評制度及信用評分制度之優點	* 複雜度高 * 執行不易
統計方法	透過統計分析的方式，如：區別分析、Probit或Logit model等，來區分信用風險。	* 具客觀性	* 複雜度高 * 變數選取不易 * 維護成本高
專家系統法	利用電腦資訊科技的技術來建立自動評核系統，用以輔助徵審授信人員的審核工作。	* 具客觀性	* 複雜度高 * 執行不易

資料來源：龔昶元(1998)，呂美慧(2002)

### 第三節 信用風險模型

當前，在實務上能協助金融機構進行信用風險管理的方法，大致分為兩大模型，一為「市場模型」，是指利用市場資訊，如：股價、選擇權…等來評估信用風險，二為歷史模型，則是以過去歷史資料，如：公司財務狀況、銀行往來票信記錄等來評估信用風險，此二模型都有理論上的依據，然是否適用於台灣市場，仍需進一步研究調整。下表2.2為此二模型之簡介比較表。

表2.2 信用風險模型比較

	市場模型	歷史模型
簡介	利用股票或債券價格及其波動資訊來加以評估其未來償債能力。	利用歷史資料來評估，並對未來信用償債能力之變化情形加以記錄，如因違約或降等的機率而產生的信用資訊。
調整頻率	每日	每季（年）
即時性	具即時監控反映	危機反映能力不足
預測性	股價反映預測能力	需另建預測指標
穩定性	對股價波動過於敏感者不適用	評等變動較穩定
準確性	高估或低估情況較為頻繁	以評等品質為準
複雜度	修正調整難度高	修正調整較易
代表模型	1.Merton選擇權評價模型 2.債券價格法	1.區別分析 2.Probit模型 3.Logistic迴歸模型 4.類神經（Artificial Neural） 網絡模型

資料來源：沈大白與張大成（2003年），林旭青（2004年）

「市場模型」可依據每日的市場價值來做即時性的調整，因此具即時監控能力且股價能適時的反映其預測能力，然其穩定性對市場價值波動較為敏感者不適用，常用模型為Merton選擇權評價模型。而「歷史模型」是利用過去之歷史資料

來建構模型，因此其調整頻率較長且時間不一定，危機反映能力相對不足，然其可透過模型之建立，篩選出有效的預測指標，穩定性較佳，常用之模型有：多變量區別分析模型、Probit模型及Logistic迴歸模型等。

本研究係以信用卡之風險評估為研究方向，故「市場模型」之Merton選擇權評價模型及債券價格法，將不適用本研究。而「歷史模型」中，依過去歷史資料來評估違約風險的方式，與本研究資料適切，故本研究將採「歷史模型」中的Logistic迴歸模型為主要之研究分析方法。

#### 第四節 新巴塞爾資本協定

近年來國內金融改革呼聲不斷，各金融機構除積極打銷壞帳之外，競相成立金融控股公司，挾資源共享與規模經濟之優勢，連屬從事銀行、證券、保險等業務，提供消費者在金融百貨一次購足之服務。但在金融商品與服務不斷推陳出新的同時，風險管理議題亦逐漸受到國內金融機構的重視，其中又以巴塞爾銀行監理委員會(Basel Committee on Banking Supervision, )所公佈之新巴塞爾資本協定，近來最受國內金融業之矚目。



國際清算銀行(Bank for International Settlements ,BIS)下的巴塞爾監理委員會，在1988年，巴塞爾協議上公布以規範信用風險為主的「巴塞爾資本適足率公約」( International Convergence of Capital )，其目的是透過監督與管理的制度性安排，來保障銀行貸款品質及執行程序。隨著金融市場結構的演進，風險管理不僅適用於銀行，對於其他金融機構更成為不可或缺的重要機制。

之後，巴塞爾監理委員會又於1999年6月發布「新版資本適足性架構」(A New Capital Adequacy Framework)作為修改1988年「巴塞爾資本適足率公約」，歷經多次討論與修訂，於2004年6月發布最後定版報告，即「新巴塞爾資本協定」(the New Basel Capital Accord，簡稱Basel II )，並預計自2006年底開始實施。

Basel II 對於信用風險加權風險性資產的計算，作了大幅度修正。主要是隨著金融國際化及自由化潮流，金融業務區隔日漸模糊，在競爭日益激烈的金融環境下，銀行除繼續經營其傳統放款業務，也進入跨業經營新紀元。此外，衍生性金融工具推陳出新，銀行涉及表外業務日益增加，需留意交易對手違約率或

回收率及提列信用損失準備，以及信用風險管理機制架構、管理、組織等資訊，而控管信用風險暴險部位之策略、目標與執行資訊。Basel II 不僅強調資本適足性法規之遵循，更注重金融機構的風險管理，以法規制度之修繕來提供金融機構建構資本誘因，並透過各國監理機關之審查制度及金融市場之制約力量，以達相互運用的效益，直接間接地鼓勵金融機構從管理經驗中逐步強化風險管理的水準。

「信用風險管理」是新版巴塞爾資本協定規範中最主要的要求。其目的在於積極地透過系統性的方法提出預警性資訊來管理風險，主要的概念在於促使金融機構審慎選擇資產組合，並相應地針對組合資產的風險進行管理。除此之外，新協定還特別強調主管機關的審查程序及市場制約，希望能藉由主管機關的監督控管以及銀行公開資訊的揭露，提高監控機制及透明化程度，使投資人能自行評估銀行資本適足性，判斷該銀行健全與否，連帶地對銀行產生自我約束的作用。因此，BASEL II 將這三者列為此一協定相輔相成的三大支柱，將有助於增強金融體系的安全與穩健。其架構如表2.3：



表2.3 BASEL II 的三大支柱

		方法
第一支柱：最低資本需求	信用風險 (credit risk)	標準法(standardized approach)
		基礎內部評等法 (foundation IRB approach)
		進階內部評等法 (advanced IRB approach)
	市場風險 (market risk)	標準法(standardized approach)
		內部模型法(internal models approach)
	作業風險 (operational risk)	基本指標法
		標準法(standardized approach)
		內部衡量法 (internal measurement approach)

第二支柱：監督檢討程序(supervisory review process)	
第三支柱：市場制約(market discipline)	主要財務揭露(core disclosure) 其他附註揭露 (supplementary disclosure)

資料來源：吳玉絹，新版巴塞爾資本適足率簡介

綜合以上所述，銀行如何降低信用風險，可說是刻不容緩。1999年7月，巴塞爾金融監理委員會曾發表一篇「信用風險管理制度之評估原則」( Principles for the management of credit risk)，強調銀行應管理所有業務之信用風險，並提出五類十七條信用風險管理原則，作為銀行及主管機關監理指南。分述如下：

### 一・建立適當信用風險管理環境

原則一：銀行董事會應負責批准及定期檢討銀行信用風險策略及主要信用風險政策。信用風險策略必須反映銀行承擔風險能力，以及遭受各種風險後，銀行預期獲利的水準。

原則二：銀行高階管理人員應負責執行董事會批准之信用風險策略並擬訂有關鑑定、衡量、監視及控管信用風險的政策與程序，該項政策與程序之擬訂必須針對銀行全部業務之信用風險，及針對個別風險與全部資產之風險。

原則三：銀行必須對全部金融商品與業務之信用風險加以確認並管理。銀行在推出新產品及業務時，其可能帶來的風險要經過適當的程序與控制，並獲得董事會或適當的委員會事先批准。

### 二・督促銀行在安全穩健的授信程序下作業

原則四：銀行應在健全、明確授信準則下作業，作業準則包括對借款者或機構的全盤了解，對貸款目的、用途及結構，以及還款財源充分加以掌握。

原則五：銀行對個別借款戶或關係企業應訂定授信總額上限，在銀行交易帳及資產負債表中，各種不同類型的授信合計應具有可比較性且有意義。

原則六：銀行對新貸款的批准及既有貸款展期之批准應訂定一套明確的審核辦法與標準。

原則七：所有貸款展期之決定不再草率；即對公司及個人貸款必須加以追蹤監視，並採取適當的措施，以控管或減輕貸款的風險。

### 三・督促銀行維持妥善的信用管理、風險衡量和監控系統作業

原則八：銀行對於具有風險的各種資產應有一良好的管理制度。

原則九：銀行對個別貸款之情況應有一套監視制度，包括適當呆帳損失之計提及準備之決定。

原則十：銀行應建立並利用內部風險評等制度，進行信用風險之控管。該信評制度必須符合銀行業務的性質、規模及複雜程度。

原則十一：銀行必須要有一套資訊系統及分析技術，俾管理階層能夠對所有資產負債表內與表外的信用風險加以衡量。

原則十二：銀行應建立一套制度，以監視全部信用資產的組成成分及品質。

原則十三：銀行在評估個別貸款及全部貸款資產時，必須考慮未來的經濟情況的可能變化，並就經濟情況轉壞時，評估銀行的信用風險。

### 四・確保適足信用風險控管



原則十四：銀行必須建立一套獨立、持續的貸款後檢討制度，檢討的結果應直接送呈董事會及銀行高階主管。

原則十五：銀行應確保貸款功能適當地運作，並且力求授信與審慎的貸款標準及自行訂定的限額一致。銀行必須建立並實施內部控制，凡不符銀行貸款政策、程序與限額之例外貸款案件，必須及時向銀行適當層級之主管報告。

原則十六：銀行應建立一套制度以管理不良債權及其他各種處置不良資產之方法。

### 五・金融監理機構角色

原則十七：金融監理機構應要求銀行建立一套有效制度以鑑定、衡量、監視及控管信用風險，作為整個風險管理的一環。金融監理機構必須就銀行的授信策略、政策、實務及程序與全部貸款資產的管理，作獨立

自主的評估，對於單一借款者，或關係企業集團之貸款，金融監理機構應考慮訂定適當的金額加以限制。

隨著新資本協定的定案，WTO規定所有會員國的金融監管必須在2004年前達到一定標準，以便在2006年全面施行，國內金融機構必須在年底前建置符合國際標準的風險管理機制，方能在國際金融市場中與國外其他國家競爭，在國內金控整合已邁入第二階段時，落實風險控管已是當務之急。未來銀行需審慎因應，檢討授信、投資、資金運用政策，根據風險權數選擇交易對手及作為訂定利費率之依據，並加強資產負債管理，落實內控機制，健全授信品質，且藉由有效運用結合產業知識經驗與先進分析型商業智慧的科技解決方案預測、管理風險，將是金融業者能否快速勝出之關鍵。因此，積極培訓風險管理財務工程人才及建立一套有效資訊系統及分析技術將是金融機構當前的首要任務。

## 第五節 國內外相關文獻探討

### Altman (1968)



Altman 是首位將多變量分析方法運用於企業經營之預測的學者，他取 1946 年至 1965 年間，相同規模、行業宣告破產之公司各 33 家進行樣本配對，建立 Z-Score 模型。其選用了 22 個財務比率，分成獲利性、流動性、清償能力、財務槓桿及周轉能力五項，再利用逐步多元區別分析選出五個最具代表性之財務比率。

Z-Score 模型的短期預測能力相當良好，破產前一年的正確判別率高達 95%，但預測能力逐年降低。此外，Z-Score 模型，不僅可用於破產公司之預測，若增加其分界點，則可依公司之 Z 值所落之群組，來決定其信用等級，Z 值愈高者信用愈好。

### Orgler (1970)

Orgler，以銀行商業貸款客戶為研究對象，建立貸款信用評等模型，共抽樣 420 筆，其中好貸款 305 筆，壞貸款 115 筆，利用多元迴歸模型篩選出顯著影響放款品質的變數，分別為：是否為擔保性貸款（secured/unsecured）、是否有逾期未繳(past-due)、是否有審核機制(audit)、淨損／淨利(/net loss/net profit)、營運

資本占目前資產比(working capital/current assets)、上一次的審核評價(criticized last examination)共六項，該研究設定模型區別能力為：好樣本的誤判機率必須小於 5%，而壞樣本的正確歸類率必須大於 75%，並以成本最小化為其模型限制，訂定出  $C_1$ 、 $C_2$  兩臨界點，當  $\hat{Y}_i \leq C_1$ ，判別為壞客戶，若  $\hat{Y}_i \geq C_2$ ，則判別為好客戶， $C_1 \leq \hat{Y}_i \leq C_2$ ，則為糊模地帶(marginal loan)，模型無法判別。整體而言，該模型區別能力不高，判別好客戶的正確率僅 24.9%，壞客戶的判別準確率為 80%，另外有 45% 的樣本是該模型無法判別的，其模型整體解釋力僅 36.4%。

### Ohlson (1980)

Ohlson，利用美國 1970-1976 年間的公司資料，排除零售業、運輸業、和金融業，進行公司破產預測，樣本包括 105 家破產公司及 2,058 家正常公司。以 Logistic 回歸建立模型，解釋變數有： $\log(\text{總資產}/\text{物價指數})$ 、負債比率、營運資金占總資產比、流動比率、總資產報酬率、營業現金流量佔總資產比、虛擬變數 1(負債大於資產為 1，反之為 0)、虛擬變數 2(稅後淨利小於零為 1，反之為 0)、和淨收入的變動，其模型正確率有 84%。另外 Ohlson 在該研究提出「財報時間點」的問題，認為以前的文獻皆假設公司的年報可以在財務年底獲得，但實際上，財報需會計師簽證，因此會有延遲，如此一來使用較晚公布的財報，或使用那些會計報告中已揭露公司將破產的財報來「預測」已發生的破產事件似乎不合理。而對於變數的選取，該文認為，任何模型的預測能力很大的部分取決於該模型所採用的預測變數，過去所採用的皆為會計資訊，或許使用股價或股價的變動等非會計資訊可以提升模型的預測能力。而 Probit 模型大致上和 Logistic 回歸模型相似，同樣可以解決自變數非常態的問題。可是由於 Logistic 回歸模型實證結果多優於 Probit 模型，故多數學者採用 Logistic 回歸模型。

### 趙蔚慈 (1991)

本文以 Logistic 回歸建立信用評等模型。利用因素分析(Factor Analysis)中的主成份法(Principal Component)和最大概似法(Maximum Likelihood)萃取適當且穩定的因素來代表財務比率變數，加上企業本身及企業主過去之信用（退票紀錄），企業規模及授信餘額等之變數，建立完整之 Logistic 回歸理論架構與分析流程，並探討選擇代表模式之估計與診斷性檢定等階段之方法，進而建立信用評等模

式，探討各變數對風險評估的影響。

最終建立之評等模型包含四大指標，分別為安定性指標、獲利性指標、活動性指標及流動性指標，整體區別正確率約為89.7%，不違約之正確率為97.2%，但違約正確率卻為0，主要原因可能為本研究樣本中違約樣本太少(僅三家)之原因。

### **陳錦村、許通安、林蔓蓁（1996）**

本研究以金融聯合徵信中心，企業財務資料檔中的授信企業為研究對象，進行授信客戶違約風險之研究，使用無特定結構訊息之類神經網路建構授信風險，並將之與傳統多變量方法—區別分析及logit方法進行比較。結果發現：經由類神經網路一再的摸索與修正後，可分別建構各產業之網路模式，預測率介於40%~70%間，然整體而言，類神經網路模式之正確率與預測能力，實優於區別分析及logit方法。

### **龔昶元（1998）**

本研究以民國82年1月起至86年10月止，流通之一般信用卡為研究對象，簡單隨機抽取正常戶及不良戶各400筆，並依樣本客戶之性別、年齡、婚姻狀況、子女人數…等，以Logistic迴歸模型建立信用風險審核模型，研究發現：信用卡申請資料中教育程度、其他資產、申請副卡、居住狀況、婚姻狀況及工作年數等變數是影響信用卡申請人是否會成為不良戶的重要因素。

### **李桐豪、呂美慧（2000）**

呂美慧，以民國85、86年間，國內某銀行所核准之個人房屋貸款案件為研究對象，共取樣362筆樣本，其中正常件258筆，不正常件104筆。針對該銀行所使用的個人擔保放款之信用評分表表列變數及表外變數，以 t 檢定及無母數卡方檢定，探討正常樣本與不正常樣本間是否存在顯著的差異性，再經由差異性檢定篩選出使兩組獨立樣本具有顯著差異的變數。另外，利用Logistic迴歸方法分析該銀行信用評分表上的所有變數是否具顯著性，以決定將顯著變數建構為最終模型。其研究結論如下：

自變數中，婚姻狀況、學歷、金融往來關係、貸款期間、借款人與擔保人關係、借款人通信地址與擔保品位置相對關係，為影響房屋貸款品質好壞的主要因

素。若再加入「通訊區域細分」該項變數，則可提高模式之整體歸類預測能力，由98.07%提昇至98.62%，而對於實際歸類為壞貸款之預測正確率，也由93.27%提昇至95.19%（好貸款之預測正確率為100%）。

### 林建州（2001）

以個案銀行於民國86-88年間所提供之個人信用貸款案件為研究對象，欲建構個人消費信用貸款之信用評估模型，共取樣400筆樣本，正常件200筆，違約件200筆，並從貸款申請書的內容選出9個自變數，透過  $t$  檢定法來驗證各變數之間是否具有顯著性，並分別採用Logistic迴歸模型、Probit迴歸模型、區別分析模型等三種模型，建立一套個人消費性貸款審核系統，期望能迅速客觀偵測申請人之信用風險高低狀況，以作為授信之依據，並能降低消費信用貸款的呆帳率，以提昇銀行之經營績效。實證結果如下：

無論採用Logistic迴歸模型、Probit迴歸模型、區別分析模型，影響個人消費性貸款申請人信用風險的顯著變數，皆為職稱、教育程度、公司等級及年收入。在職稱上，非主管之業務人員違約機率高；在教育程度上，學歷低者違約機率高；在公司等級上，小型企業及自營者違約機率高；在年收入方面，所得低者違約機率高。三模型中，以Logistic迴歸模型之預測準確率74.5% 最高，其次為Probit迴歸模型、區別分析模型，預測正確率分別為73.75% 及72.75% 。

### 林旭青（2004）

以國內某一現金卡發卡銀行之大台北地區為抽樣對象，抽取2002年7月至2003年7月間，已核卡之持卡人個人申請資料，共930個樣本，其中628個為正常戶，302個為逾期戶。根據已核卡案件的申請書及銀行間所延用之信用評分表選出表列變數，以及未被銀行徵授信人員列為書面信用風險審核要素，但可能影響未來授信成敗、繳款正常與否的表外變數，進行Logistic迴歸分析，探討持卡人可能發生逾期違約的重要顯著因素，並建構信用風險評估模型，並利用迴歸模式預測每個申請者可能產生逾期之機率值。研究結論如下：

表內變數：信用評級、性別、學歷、職業、年收入、住宅狀況、信用記錄、信用債務餘額，及表外變數：持卡（現金卡）張數、近期是否有其他行庫查詢等十項，為顯著影響信用風險之變數，而年齡及婚姻狀況在該模型中不顯著。

### **戴堅（2004）**

以民國89、90、91年間，某國內家商業銀行貸放之案件為主要研究對象，共抽取樣本300筆，正常戶150筆，逾期戶150筆。並就授信申請書表所載之借戶基本資料，以及財團法人金融聯合徵信中心查詢之信用資料為研究範圍，運用 Logistic迴歸模型建立個人消費性信用貸款之授信評量模式。實證結果如下：

顯著風險變數為教育程度、年齡、負債所得比率、現金卡張數、是否使用循環利息、近三個月是否有他行查詢等六種。其中，以負債所得比率取代年所得，將提升模型整體預測正確率；此外，加入表外變數後確能大幅提升模型之預測正確率，故聯徵查詢資訊對貸款成敗實具有相當程度之影響力。

### **戴錦周、陳研研（2005）**

本研究利用台灣地區商業銀行1994-2002年間之授信樣本之資料，探討授信戶逾期還款行為之研究，採用Probit模型進行實證。利用郵寄訪問方式，發送問卷給各銀行帳戶管理員及債管人員，就行內已逾期及正常繳款企業戶案件中隨機取樣，問卷回收後，以逾期案件110件，正常案件187件為分析樣本。結果發現：「未公開發行公司」、「新客戶」、「保證人數」較多及「業外投資比率」較高之客戶，成為逾期戶的機率較高；相反地，「資本額」、「存款實績」及「外匯實績」較高，和「提供擔保品」客戶成為逾期戶的機率較低。另外，北部地區逾期還款之機率明顯較南部地區高，而中部地區和南部地區則無顯著差異。

表2.4 相關文獻整理表

研究者	研究主題	研究方法	顯著變數及結論摘要
Altman (1968)	Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy	區別分析	將財務比率，分成獲利性、流動性、清償 能力、財務槓桿及周轉能力五項。模型的 短期預測能力佳，第一年判別正確率高達 95%。
Orgler (1970)	A Credit Scoring Model for Commercial Loans	多元迴歸	顯著變數：是否為擔保性貸款、是否有審 核機制、淨損／淨利、營運資本占現在資 產比、是否有逾期未繳、上一次的審核評 價
Ohlson (1980)	Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy	Logit模型	顯著變數有： $\log(\text{總資產}/\text{物價指數})$ 、負債 比率、營運資金佔總資產比、流動比率、 總資產報酬率、營業現金流量佔總資產 比、虛擬變數 1(負債大於資產為 1，反之 為 0)、虛擬變數 2(稅後淨利小於零為 1， 反之為 0)、和淨收入的變動，其模型正確 率有 84%。
趙蔚慈 (1991)	羅輯斯迴歸在信用評等 上之應用	Logistic迴歸 主成份分析法	評等模型指標：安定性、獲利性、活動性 及流動性。整體區別正確率為 89.7%，不 違約正確率為 97.2%，但違約正確率卻為 0%，可能為違約樣本太少(僅三家)之故。
陳錦村 許通安 林蔓蓁 (1996)	銀行授信客戶違約風險 之預測	類神經網路 區別分析 Logit模型	類神經網路模式之正確率與預測能力，優 於區別分析及 logit 方法。
龔昶元 (1998)	Logistic Regression 模式 應用於信用卡信用風險 審核之研究-以國內某銀 行信用卡中心為例	Logistic迴歸	顯著變數：教育程度、其他資產、申請副 卡、居住狀況、婚姻狀況及工作年數。

李桐豪 呂美慧 (2000)	金融機構房貸客戶授信評量模式分析-Logistic迴歸之應用	Logistic迴歸	顯著變數：婚姻狀況、學歷、金融往來關係、貸款期間、借款人與擔保人關係、借款人通信地址與擔保品位置相對關係。加入「通訊區域細分」將提升整體預測力。
林建州 (2001)	銀行個人消費信用貸款授信風險評估模式之研究	Logit模型 Probit 模型 區別分析模型	顯著變數：職稱、教育程度、公司等級及年收入。Logit模型的預測正確率較Probit模型及區別分析模型高。
戴堅 (2004)	個人消費性信用貸款授信評量模式之研究	Logit模型	顯著變數：教育程度、年齡、負債所得比率、現金卡張數、是否使用循環利息、近三個月是否有他行查詢。以負債所得比率取代年所得，模型整體預測力將提升。
戴錦周 陳研研 (2005)	台灣商業銀行 1994~2002年授信戶逾期還款行為之研究	Probit模型 	未公開發行公司、新客戶、保證人數較多及業外投資比率較高之客戶，成為逾期戶的機率較高；資本額、存款實績及外匯實績較高，和提供擔保品客戶成為逾期戶的機率較低。另外，北部地區逾期之機率較南部高，而中部和南部地區則無顯著差異。

資料來源：本研究

## 第三章 研究設計與方法

### 第一節 資料來源及處理

本研究係以國內某家銀行機構之信用卡持卡人為研究母體。先將研究母體依觀察期間內之繳款狀況，分為「逾期戶」及「非逾期戶」兩群，若持卡者於觀察期間內繳款行為正常無延遲，則定義為「非逾期戶」，反之，在觀察期間內曾逾期繳款三個月(90天)以上者，則定義為「逾期戶」，再使用簡單隨機抽樣法(Simple Random Sampling)，抽取研究樣本，為避免逾期戶之樣本比例過少，缺乏顯著性，因此以2：3之比例抽取逾期戶及非逾期戶。

本研究樣本共分為「分析樣本」及「驗證樣本」二種，共計9,677戶。其中「分析樣本」之資料期間為：94年1月至10月，共抽取6,500戶，扣除資料不全者，有效樣本共計6,320戶，其中非逾期戶為3,906戶；逾期戶為2,414戶。而驗證樣本，則以94年12月至95年1月為樣本觀察期間，94年2月至94年11月為樣本資料期間，共計抽取有效樣本3,357戶，其中非逾期戶1,987戶，逾期戶1,370戶。詳細樣本資訊如下：

表3.1 本研究樣本資訊

	分析樣本	驗證樣本	全部樣本
資料期間	9401~94010	9402~9411	
觀察期間	9411~9412	9412~9501	
逾期戶	2,414	1,370	3,784
非逾期戶	3,906	1,987	5,893
總計	6,320	3,357	9,677

資料來源：本研究

另外，本研究資料分為持卡者之個人屬性資料及行內繳款資料，其中個人屬性資料是於持卡人申請進件時，所填寫之基本資料，每分析樣本各有一筆個人屬

性資料；而繳款資料則是記錄持卡人每個月的繳款狀況，因此，每一分析樣本每個月份皆有一筆，而本研究則是利用：取數個月之「平均值」及數個月中之「最大值」的數學運算去建構繳款行為變數，當樣本為逾期戶時，則依其開始逾期繳款的月份往前推算六個月的資料期間，進行變數值之數學運算，而當樣本為非逾期戶時，則依資料期間的最後六個月為研究資料進行變數值之運算。因此，本研究之變數共包含，持卡者個人基本屬性變數，以及經過數學運算後的繳款行為變數，以此進行風險評估模型之建立。

## 第二節 變數定義與說明

根據文獻，信用風險的評估大多採用信用評分方式，而信用評分可分為「應用評分」（Application Scoring）及「行為評分」（Behavior Scoring）兩部份，一般信用風險評估模型大多採用應用評分，屬於事前的評估預測。而本研究所著重的是事後的行為評分，以期降低核卡後客戶的逾期繳款所產生的信用風險，避免金融業者因之需進行催繳等而增加額外成本，甚至形成呆帳造成營業損失。因此，本研究綜合上述兩類評分模型，將變數區分為兩大類，一為個人屬性變數，係指持卡人於申請信用卡時所填寫之個人基本資料，屬於應用評分模型變數；二為繳款行為變數，指核卡後，持卡人於持卡期間的繳款行為表現，屬於行為評分變數。

本研究所初步採用的「個人屬性變數」包括：性別、申請年齡、婚姻狀況、學歷、子女數、職業、工作年資、聯絡人關係及住宅所有等九項。其中性別、申請年齡、婚姻狀況、學歷及子女數等為評估持卡人（People）之品格、特質及責任感之變數，在過去文獻探討中大都呈現，男性的信用風險高於女性，可能因為女性在理財與帳務管理方面較男性謹慎細心之故；在婚姻狀況中，通常已婚者會比未婚者信用風險低，原因是結婚後有家庭責任，謹慎管理開支，維持家濟；而學歷方面，通常教育程度愈高者產生信用風險的機率愈低，可解釋為學歷高者較

具備責任感及道德感，履行償債義務的意願相對較高。至於年齡方面，經濟狀況穩定的年齡層產生信用風險的機率相對較低，且年齡愈長者會較年輕者性情及經濟上穩定，而信用評價也會較高，因此，預期在35~45歲的持卡人信用風險會較低，而25歲以下者產生信用風險的機率較高。子女數該變數在過去相關研究中甚少用到，本研究將其列入模型中驗證是否為影響持卡人信用風險之顯著變數，預期子女數愈多者，因為經濟壓力大，產生信用風險的機率可能愈高。

另外，工作年資及職業兩變數為評估「還款來源」（Payment）及「授信展望」（Perspective）之因子，主要用以衡量持卡人工作穩定性，穩定性愈高者產生信用風險的程度相對較低，因此，從事公家機關之行業會比從事服務業為穩定，而工作年資愈高者，穩定性相對高，信用評價也較好。而住宅所有及聯絡人關係為評估「債權保障」（Protection）之變數，當持卡人對於信用卡債逾期不繳時，持卡人本身的財產包含不動產可以透過法律程序進行管制，以確保債權，而聯絡人關係較親密時，通常會因不願意見到持卡人信用破產或債台高築而幫忙清償欠款。



另一「行為變數」初步所採用之變數包含：平均動撥率、平均繳款率、平均預借現金率、最大動撥率及最大繳款率等五項。「動撥率」表示應繳信用卡金額占信用卡額度的比例，其中當月應繳金額，包含該月信用卡消費款及未繳款之循環信用餘額，若動撥率大於1表示該持卡人未如期償還每個月之信用卡債，而產生循環息，其信用卡尚欠餘額已超過其信用額度，因此，動撥率愈高表信用風險程度高。而「繳款率」則相反，其表示繳納金額占尚欠金額之比例，繳款率愈高表持卡人償債比例愈高，信用風險程度相對較低。預借現金為因應持卡人緊急現金需求時所提供的服務，若持卡人「預借現金比率」愈高，信用風險相對愈高。

表3.2 變數定義與說明

變數	意義	代號	定義
<b>依變數</b>			
Y	逾期戶	1	觀察期間內曾發生逾期繳款 3 個月以上之情形者
		0	觀察期間內正常繳款無延遲記錄者
<b>自變數—個人屬性變數</b>			
X <sub>1</sub>	性別	1	男
		-1	女
X <sub>2</sub>	申請年齡	1,0,0,0,0,0,0	年齡≤24 歲
		0,1,0,0,0,0,0	25 歲≤年齡≤29 歲
		0,0,1,0,0,0,0	30 歲≤年齡≤34 歲
		0,0,0,1,0,0,0	35 歲≤年齡≤39 歲
		0,0,0,0,1,0,0	40 歲≤年齡≤44 歲
		0,0,0,0,0,1,0	45 歲≤年齡≤49 歲
		0,0,0,0,0,0,1	50 歲≤年齡≤54 歲
		-1,-1,-1,-1,-1,-1	55 歲≤年齡
X <sub>3</sub>	婚姻狀況	1,0	已婚
		0,1	未婚
		-1,-1	其他
X <sub>4</sub>	學歷	-1,-1,-1	博碩士、大學
		0,0,1	專科
		0,1,0	高中
		1,0,0	其他
X <sub>5</sub>	子女數	0,1	2 人以上
		1,0	1 人
		-1,-1	無子女
X <sub>6</sub>	職業	1,0,0,0,0,0,0,0	初級產業
		0,1,0,0,0,0,0,0	金屬製造業
		0,0,1,0,0,0,0,0	非金屬製造業
		0,0,0,1,0,0,0,0	商業
		0,0,0,0,1,0,0,0	服務業
		0,0,0,0,0,1,0,0	無填

		0,0,0,0,0,1,0	家管
		0,0,0,0,0,0,1	高風險行業
		-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1	公職
X <sub>7</sub>	工作年資	1,0,0,0	10 年≤年資
		0,1,0,0	無填
		0,0,1,0	0 年 < 年資 ≤ 1 年
		0,0,0,1	1 年 < 年資 ≤ 4 年
		-1,-1,-1,-1	4 年 < 年資 ≤ 9 年
X <sub>8</sub>	聯絡人關係	1,0	無填
		0,1	無親屬關係(朋友、同事、其他)
		-1,-1	親屬關係(父母、兄弟、女子、配偶)
X <sub>9</sub>	住宅所有	1,0	無填
		0,1	非自有住宅(租賃、親屬、宿舍、其他)
		-1,-1	自有住宅(自置、配偶、父母)

#### 自變數—繳款行為變數

X <sub>10</sub>	平均動撥率	 <p>連續變數</p>	動撥率=當月應繳金額/信用卡額度
X <sub>11</sub>	最大動撥率		
X <sub>12</sub>	平均繳款率		繳款率=當月實際繳納金額/總尚欠金額
X <sub>13</sub>	最大繳款率		
X <sub>14</sub>	平均預借現金率		預借現金率=當月預借現金金額/信用卡額度

資料來源：本研究

## 第三節 研究方法

### 一・Logistic迴歸模型

Logistic迴歸模型的基本形式和傳統的線性迴歸模型，都是在描述一個依變數與多個自變數間的關係。但若迴歸模型之依變數呈現離散型或二分類之特性時，將無法滿足傳統迴歸模型中依變數為連續性、呈常態分布之假設，此時傳統迴歸模型可能就不適用。因此，當研究結果的依變數是離散型，其分類只有二類或少數幾類時，Logistic迴歸分析就變成是很普遍的分析方法，不但適用於依變數是屬於質化變數（非量化）的迴歸模型，且此模型利用累積機率密度函數將自變數的實數值轉為機率值，可克服自變數須服從常態分配的假設，而且可進一步估計事件發生的機率。



Logistic迴歸模型是由線性機率模型（Linear Probability Model，LPM）引申而出，該模型只要求每個自變數不能是其他自變數的完全線性組合，並且自變數不能與誤差項相關。其自變數可以是連續的，也可以是二元型的，然依變數卻必須是連續的，正因為如此，當欲研究的依變數是一個分類變數（categorical variable）而不是連續變數時，線性機率模型的估計和預測會存在下列問題：

一・由於在線性機率模型中殘差的異質性，參數估計的變異數將是有偏的。

因此，任何假設檢驗都是無效的，即使樣本很大也如此。

二・由線性機率模型估計的事件機率值在遇到很大或很小的 $x_i$ 值時可能會超出 $[0, 1]$ 區間。

三・線性機率模型中自變數與依變數是呈線性的關係，亦即不論 $x_i$ 取任何值，其迴歸係數都應是常數，然在LPM中其截距和斜率對所有 $x_i$ 值並非常數。

因此，以二元變數作為因變數的線性機率模型，在自變數與事件發生機率之

間存在非線性關係。而LPM不能擬合這種非線性關係，於是出現了非線性迴歸模型。

為了使因變數之估計機率值均落於〔0, 1〕之間，學者提出利用logistic機率密度函數作一次單調轉換(Monotonic Transformation)，以保證機率值落在〔0, 1〕之間，此一模型即為Logistic迴歸模型。其模型如下：

假設Y為一二分類變數，事件發生時為1，事件不發生時為0；令 $Z_i = \beta' X_i$ ，為一過渡隨機變數，且服從logistic分配，函數圖型如圖 3.1：

事件發生的機率定義為 $p_i$ ，可得到下列 logistic 模型

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

所以 $p_i(1 + e^{-z_i}) = 1$



這個比例被稱之為事件發生比 (the odds of experiencing an event)，簡稱為 odds，odds 一定為正值，因為  $0 < p_i < 1$ 。進一步將 odds 取自然對數就能得到一個線性函數，

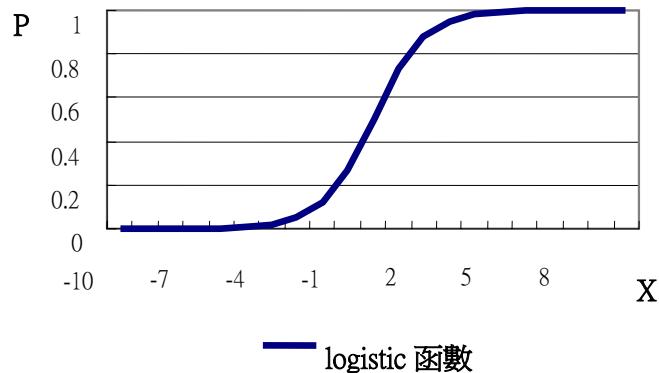
$$Z_i = \ln \frac{p_i}{1 - p_i}$$

稱為 logit form，這一轉換的重要性在於，logit (y) 有許多線性模型的特質，logit (y) 對其參數而言是線性的，並且與 x 有關，值域為負無窮到正無窮。因此，Logistic 回歸模型可重寫成

$$Z_i = \ln \frac{p_i}{1 - p_i} = \beta' X_i$$

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} = e^{z_i} \Big/ 1 + e^{z_i}$$

圖 3.1 Logistic 函數曲線圖



## 二・Logistic 回歸模型的適合度 (Goodness of fit)

1989 年，Hosmer 和 Lemeshow 研發了一種對 Logistic 回歸模型擬合優度的檢驗方法。這種方法是根據模型預測機率值將資料分成大致相同規模的 10 個組，而不管模型中有多少共變類型，將觀測資料按其預測機率做升序排序，其中第一組包含預測機率最小的所有觀測資料，而最後一組包含預測機率最大的所有觀測資料。

Hosmer-Lemeshow (HL) 指標是一種類似於 Pearson  $\chi^2$  統計量的指標。它可從觀測頻數和預測頻數構成的  $2 \times G$  交叉表中求得，其統計式如下：

$$HL = \sum_{g=1}^G \frac{y_g - n_g \hat{p}_g}{n_g \hat{p}_g (1 - \hat{p}_g)} \sim \chi^2_{G-2}$$

其自由度為組數  $G-2$  的  $\chi^2$  分配， $\chi^2$  檢定不顯著表示模型擬合資料適切，反之，

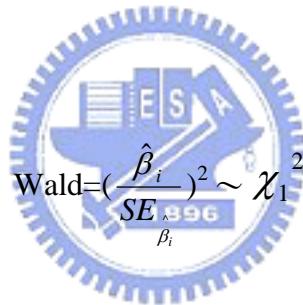
$\chi^2$  值統計顯著表示模型擬合不佳。

### 三・Logistic迴歸模型參數估計及檢定

Logistic迴歸透過最大概似估計法（MLE）求出漸近不偏且有效（asymptotically unbiased and efficient）的參數估計值，進一步針對個別參數之最大概似估計值進行Wald統計量檢定。當眾多自變數被放入Logistic迴歸模型時，透過檢定估計值符號是否合理、正確作為篩選顯著變數的第一道標準，再由Wald統計量研判係數的顯著性，其檢定假設為：

$$\begin{aligned}H_0 &: \beta_i = 0 \\H_1 &: \beta_i \neq 0\end{aligned}$$

Wald 統計量定義如下：



其中  $\hat{\beta}_i$  為參數估計值，即模式中自變數之係數， $SE_{\hat{\beta}_i}$  為  $\hat{\beta}_i$  之標準誤，Wald 統計量為服從自由度為1之卡方分配，若Wald大於相對應之卡方值，亦即p-value低於顯著水準  $\alpha$ ，則認為此自變數對因變數的有影響之顯著。

### 四・Logistic迴歸模型的區別正確性

對於評估Logistic迴歸模型的預測準確性有多種方法，本研究採用Logistic迴歸模型被廣泛應用的分類表（Classification Table）來評估。分類表是透過比較預測的事件機率和設定的機率切點(cutpoint)，將案例分成預測事件發生或不發生，一旦所有觀測樣本被分為兩群，便可計算出事件發生或不發生的頻數，以建立一2x2的交叉表來比較預測情況和實際觀測的情況，這就是所謂的「分類表」。進

一步，經由表中分類的情形可以計算此切點下的敏感度(sensitivity)與精確度(specificity)。若切點變動則分類結果亦變動，因此敏感度與精確度也隨之改變。

利用預測機率作為分類指標，機率值越高則代表事件發生的風險(risk)越高。我們使用預測機率作為切點，計算出所有分類表的敏感度與精確度，如果我們分類的目標是找出最佳切點，我們可以將敏感度與精確度繪製在同一張圖表上，選擇一個切點同時使敏感度與精確度最大時(即敏感度=精確度)，此點的預測機率即為最佳切點(optimal cutpoint)。當「sensitivity」對應「1-specificity」繪圖時，得到操作特性曲線 (ROC curve)，曲線下方面積是該模型區別分類能力的指標，以C值表示，當C值越大表示該模型分類能力愈佳。

## 五、Kolmogorov-Smirnov 檢定法

統計分析上，對於實際次數分配與理論分配是否配合適當的問題，是屬適合度檢定問題，可依 Kolmogorov-Smirnov 檢定法(簡稱 K-S 檢定法)進行。而 K-S 檢定法亦可用於特定階層之樣本與母體比例的比較，或檢定兩個樣本之分配是否一致。

本研究為驗證模型區別逾期戶之有效性，在模型預測全體樣本之逾期機率後，將全體樣本依逾期戶與非逾期戶分為兩組樣本，並以 K-S 檢定法檢定該兩組樣本之逾期機率分配是否有顯著差異。其檢定統計量如下：

$$D = \max |F_d(x) - F_n(x)| \sim \chi^2_{g-2}$$

其中 $F_d(x)$ 為逾期戶之累積機率， $F_n(x)$ 為非逾期戶之累積機率，而其自由度為 $g-2$ ， $g$ 表分組數。若 $D$ 大於相對應之卡方值，亦即p-value低於顯著水準 $\alpha$ ，則表示該模型能有效區別此兩組樣本。

## 第四章 實證分析

### 第一節 交叉分析

由表 4.1 可看出：在男女幾乎各占一半的樣本中，有 25.13% 的男性為逾期戶，而女性中只有 13.07% 為逾期戶，其中 odds 等於「逾期戶發生的次數/非逾期戶發生的次數」，而  $\text{odds}=0.914$  表示：男性的逾期戶發生率為非逾期戶的 0.914 倍，女性卻只有 0.381 倍，顯示出性別不同可能影響信用風險的高低。

表 4.1 性別 vs. 逾期狀況之交叉分析

性別	男	女	合計
非逾期戶	1,738 (27.5%)	2,168 (34.3%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	1,588 (25.13%)	826 (13.07%)	2,414 (38.2%)
odds	0.914	0.381	0.618
合計	3,326 (52.63%)	2,994 (47.37%)	6,320 (100%)

表 4.2 為客戶申請信用卡當時的年齡與日後成為逾期客戶之分析，由表中可看出 24 歲以下的 odds 為 0.841 最高，55 歲以上的 odds=0.46 最低，其他各組 odds 均分布在 0.53~0.67 之間，該變數是否具顯著性仍需進一步分析。

表 4.2 (申請)年齡 vs. 逾期狀況之交叉分析

(申請)年齡	24 歲以下	25-29 歲	30-34 歲	35-39 歲	40-44 歲	45-49 歲	50-54 歲	55 歲以上	合計
非逾期戶	402 (6.36%)	742 (11.74%)	736 (11.65%)	695 (11%)	585 (9.26%)	386 (6.11%)	228 (3.61%)	132 (2.09%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	338 (5.35%)	502 (7.94%)	425 (6.72%)	427 (6.76%)	314 (4.97%)	215 (3.4%)	132 (2.09%)	61 (0.97%)	2,414 (38.2%)
odds	0.841	0.677	0.577	0.614	0.537	0.557	0.58	0.46	0.618
合計	740 (11.71%)	1,244 (19.68%)	1,161 (18.37%)	1,122 (17.75%)	899 (14.22%)	601 (9.51%)	360 (5.7%)	193 (3.05%)	6,320 (100%)

表 4.3 為婚姻狀況與逾期客戶之交叉分析，其中可發現：未婚者的 odds 較已婚者高，而婚姻狀態為其他者，其 odds 又較未婚者高，表示未婚及婚姻狀態為其他的客戶成為逾期戶的機率較已婚者為高。

表 4.3 婚姻狀況 vs. 逾期狀況之交叉分析

婚姻狀況	已婚	未婚	其他	合計
非逾期戶	2,355 (37.26%)	1,442 (22.82%)	109 (1.72%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	1,172 (18.54%)	1,101 (17.42%)	141 (2.23%)	2,414 (38.2%)
odds	0.498	0.764	1.294	0.618
合計	3,527 (55.81%)	2,543 (40.24%)	250 (3.96%)	6,320 (100%)

由表 4.4 中可發現：學歷在大學以上者，其成為逾期戶的機率的機率最低，平均一個非逾期戶中有 0.162 個逾期戶，而學歷為高中和其他者，其成為逾期戶的機率相對碩博士大學及專科者為大，非逾期戶及逾期戶率，將近為 1:1。

表 4.4 學歷 vs. 逾期狀況之交叉分析

學歷	碩博士大學	專科	高中	其他	合計
非逾期戶	1,000 (15.82%)	989 (15.65%)	1,443 (22.83%)	474 (7.5%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	162 (2.56%)	385 (6.09%)	1,415 (22.39%)	452 (7.15%)	2,414 (38.2%)
odds	0.162	0.389	0.981	0.954	0.618
合計	1,162 (18.39%)	1,374 (21.74%)	2,858 (45.22%)	926 (14.65%)	6,320 (100%)

表 4.5 中顯示子女數在 2 人以上者(odds=0.47)，成為逾期戶的機率較其他兩組低，而無子女及子女數 1 人者，平均一個非逾期戶中就有 0.67 及 0.66 個逾期戶，形成逾期戶的機率較子女數 2 人以上者為高。

表 4.5 子女數 vs. 逾期狀況之交叉分析

子女數	2 人以上	1 人	無子女	合計
非逾期戶	1,016 (16.08%)	308 (4.87%)	2,582 (40.85%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	480 (7.59%)	203 (3.21%)	1,731 (27.39%)	2,414 (38.2%)
odds	0.472	0.659	0.67	0.618
合計	1,496 (23.67%)	511 (8.09%)	4,313 (68.24%)	6,320 (100%)

在表 4.6 職業與逾期客戶的交叉分析中，初級產業的 odds=0.955 最高，家管 (odds=0.27) 最低，然而，在表中可發現初級產業的樣本數相對其他職業別少很多，可能因為該類別樣本數過少，而突顯其逾期戶的比例較高，該職業變數是否為一顯著變數，仍待進一步分析。



表 4.6 職業 vs. 逾期狀況之交叉分析

職業	初級	金屬製造	非金屬製造	商	服務業	無填	家管	高風險	公	合計
非逾期戶	22 (0.35%)	877 (13.88%)	427 (6.76%)	733 (11.6%)	1,190 (18.83%)	110 (1.74%)	335 (5.3%)	48 (0.76%)	164 (2.59%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	21 (0.33%)	396 (6.27%)	332 (5.25%)	595 (9.41%)	796 (12.59%)	71 (1.12%)	92 (1.46%)	32 (0.51%)	79 (1.25%)	2,414 (38.2%)
odds	0.955	0.452	0.778	0.812	0.669	0.645	0.27	0.67	0.482	0.618
合計	43 (0.68%)	1,273 (20.14%)	759 (12.01%)	1,328 (21.01%)	1,986 (31.42%)	181 (2.86%)	427 (6.76%)	80 (1.27%)	243 (3.84%)	6,320 (100%)

表 4.7 中可發現：工作年資愈少者，其 odds 愈大，表示其發生逾期戶的機率愈大，這與研究預期相當，工作年資愈長者，收入與職業相對穩定產生逾期戶的比率應相對較低。

表 4.7 工作年資 vs. 逾期狀況之交叉分析

工作年資	0-1 年	1-4 年	4-9 年	10 年以上	無填	合計
非逾期戶	721 (11.41%)	859 (13.59%)	563 (8.91%)	527 (8.34%)	1,236 (19.56%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	634 (10.03%)	703 (11.12%)	329 (5.21%)	231 (3.66%)	517 (8.18%)	2,414 (38.2%)
odds	0.879	0.818	0.584	0.438	0.418	0.618
合計	1,355 (21.44%)	1,562 (24.72%)	892 (14.11%)	758 (11.99%)	1,753 (27.74%)	6,320 (100%)

由表 4.8 中可發現：聯絡人關係為親屬者發生逾期戶的機率最低，而非親屬關係者成為逾期戶的機率最高，平均非逾期戶與逾期戶之比為：1：0.789，較親屬關係多出了 0.31，表示平均一個非逾期戶為非親屬關係者會較親屬關係者多出 0.31 個逾期戶。



表 4.8 聯絡人關係 vs. 逾期狀況之交叉分析

聯絡人關係	親屬	非親屬	無填	合計
非逾期戶	1,633 (25.84%)	1,093 (17.29%)	1,180 (18.67%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	765 (12.1%)	862 (13.64%)	787 (12.45%)	2,414 (38.2%)
odds	0.468	0.789	0.667	0.618
合計	2,398 (37.94%)	1,955 (30.93%)	1,967 (31.12%)	6,320 (100%)

表 4.9 為住宅所有與逾期客戶之交叉分析，其中非自有住宅者發生逾期戶的機率最高 (odds=1.418)，平均一個非逾期戶就有 1.418 個逾期戶，而自有住宅及住宅所有該項無填寫者，其 odds 差距不大，兩者無明顯差異。

表 4.9 住宅所有 vs. 逾期狀況之交叉分析

住宅所有	自有住宅	非自有住宅	無填	合計
非逾期戶	1,286 (20.35%)	347 (5.49%)	2,273 (35.97%)	3,906 (61.8%)
逾期戶	700 (11.08%)	492 (7.78%)	1,222 (19.34%)	2,414 (38.2%)
odds	0.544	1.418	0.538	0.618
合計	1,986 (31.42%)	839 (13.28%)	3,495 (55.3%)	6,320 (100%)

## 第二節 MODEL I

MODEL I 是引進顧客申請信用卡時之基本資料，根據過去文獻及可能影響信用風險之因素，挑選出客戶之性別、申請時的年齡、子女數、學歷、工作年資、婚姻狀況、聯絡人關係、住宅所有以及職業等九項屬性變數做為後選變數。利用 Logistic 逐步迴歸篩選出顯著的變數，並依最大概似法所做參數估計，如表 4.10 所示。

### 一・參數估計及 Odds Ratio

在顯著變數性別中，可發現男生較女生的信用風險高，odds ratio=2.9 表示在其他條件不變下，男生成為逾期戶的比率為約為女生的 2.9 倍。年齡方面，發現隨著年齡愈大成為逾期戶的比率會愈來愈小，由表中可觀察到 odds ratio 隨著年齡愈大而遞減，其中 24 歲以下者成為逾期戶的比率約為 55 歲以上者的 2.6 倍，是年齡變數中發生比率最高的類別，其次為 25-29 歲、30-34 歲，發生比都大於 2 倍以上者，而發生比率最低者則為年齡層最高的參照類，55 歲以上者。而變數子女數中發現：子女人數為一人者事件發生比率最高，約為無子女者的 1.6 倍，次之，為子女兩人以上者，與無子女者發生比率相差不多，幾乎是 1：1。

學歷該變數顯示，學歷愈高者成為逾期戶的比率愈小，因此，學歷為專科者事發件發生比率為約博碩士大學的 3.4 倍(odds ratio=3.351)，而高中者事發件發生比率為約博碩士大學的 9.3 倍(odds ratio=9.289)，學歷為其他者發生比率更高，約為博碩士大學的 11.3 倍(odds ratio=11.338)，而學歷為博碩士大學者成為逾期戶的比率為最低。在工作年資方面， 年資愈長者事件發生比率愈低，工作年資十年以上者 odds ratio=0.916，表示其事件發生比率為 4-9 年者的 0.9 倍，而年資於一年以下以及 1-4 年者其事件發生比率，分別為 4-9 年者的 1.7 倍及 1.5 倍，另外工作年資無填者其發生比率大致與參照組相當。婚姻狀況中，「其他」表分居、離婚…等非明確狀態，從該變數的 odds ratio 可看出，婚姻狀況為其他者，發生逾期戶的比率高於已婚與未婚者，而未婚者的事件發生比率為參照組的 0.86 倍，高於已婚者的 0.63 倍，因此，婚姻狀況中信用風險的高低，依序為其他、未婚、已婚。



另外，聯絡人關係該變數中，參照組為有親屬關係者，其事件發生比率均較無親屬關係及無填者低，無親屬關係的事件發生比率約為有親屬關係的 1.5 倍，而聯絡人關係無填者發生比率為有親屬關係的 1.4 倍，顯示無親屬關係的聯絡人其信用風險相對較高。而住宅所有該變數的情況，與聯絡人關係雷同，亦即無自有住宅者 (odds ratio=2.838) 較住宅狀況無填 (odds ratio=1.114) 及有自有住宅者，成為逾期戶的比率高，而有自有住宅者發生比率最低。最後一項變數「職業」中，可發現初級產業的 odds ratio=2.696 最高，表示其事件發生比率約為公職的 2.7 倍，而金屬製造業 (odds ratio=0.987) 最低，較公職者發生比率更低。

另外，聯絡人關係該變數中，參照組為有親屬關係者，其事件發生比率均較無親屬關係及無填者低，無親屬關係的事件發生比率約為有親屬關係的 1.5 倍，而聯絡人關係無填者發生比率為有親屬關係的 1.4 倍，顯示無親屬關係的聯絡人其信用風險相對較高。而住宅所有該變數的情況，與聯絡人關係雷同，亦即無自有住宅者 (odds ratio=2.838) 較住宅狀況無填 (odds ratio=1.114) 及有自有住宅

者，成為逾期戶的比率高，而有自有住宅者發生比率最低。最後一項變數「職業」中，可發現初級產業的 odds ratio=2.696 最高，表示其事件發生比率約為公職的 2.7 倍，而金屬製造業（odds ratio=0.987）最低，較公職者發生比率更低。

表 4.10 MODEL I 最大概似法參數估計

變數名稱	$\beta$	S( $\beta$ )	p-value	Odds ratio
<b>性別</b>				
男	0.4713	0.0312	<.0001*	2.9
女 (ref.)				
<b>年齡</b>				
24 歲以下	0.279	0.0921	0.0024*	2.554
25-29 歲	0.2113	0.0737	0.0042*	2.335
30-34 歲	0.0931	0.0704	0.1864	2.061
35-39 歲	0.0406	0.0696	0.5593	1.946
40-44 歲	-0.1147	0.0763	0.1331	1.672
45-49 歲	-0.1088	0.0907	0.2301	1.704
50-54 歲	-0.1353	0.1127	0.2296	1.706
55 歲以上 (ref.)				
<b>子女數</b>				
2 人以上	-0.1775	0.0578	0.0021*	1.019
1 人	0.2075	0.0752	0.0058*	1.601
無子女 (ref.)				
<b>學歷</b>				
高中	0.727	0.0452	<.0001*	9.289
專科	-0.3099	0.057	<.0001*	3.351
其他	0.8872	0.0648	<.0001*	11.338
博碩士大學 (ref.)				
<b>工作年資</b>				
1 年以下	0.3136	0.0605	<.0001*	1.683

1-4 年	0.1963	0.0549	0.0003*	1.48
10 年以上	-0.2122	0.078	0.0065*	0.916
無填	-0.2915	0.0586	<.0001*	1.026
4-9 年 (ref.)				
<b>婚姻狀況</b>				
已婚	-0.3512	0.0604	<.0001*	0.627
未婚	-0.0547	0.0669	0.4136	0.857
其他 (ref.)				
<b>聯絡人關係</b>				
無填	0.044	0.042	0.2945	1.402
無親屬關係	0.11	0.0423	0.0094*	1.499
親屬關係 (ref.)				
<b>住宅所有</b>				
無填	-0.3035	0.043	<.0001*	1.114
非自有住宅	0.5808	0.0571	<.0001*	2.838
自有住宅 (ref.)				
<b>職業</b>				
初級產業	0.2735	0.2952	0.3541	2.696
金屬製造業	-0.3493	0.0822	<.0001*	0.987
非金屬製造業	0.0538	0.0908	0.5533	1.494
商業	0.1609	0.0777	0.0384*	1.639
服務業	0.1888	0.0731	0.0098*	1.672
家管	-0.2066	0.1319	0.1172	1.231
高風險行業	-0.1024	0.2255	0.6497	1.611
無填	-0.0114	0.161	0.9434	1.56
公職 (ref.)				
截距項	-0.4381	0.0839	<.0001*	

\*表示 p-value < 0.05，該變項具顯著性。

## 二．模型評價與區別準確性

MODEL I在模型的適合度( Goodness of fit )檢定上，利用Homser-Lemeshow Test得到卡方值為10.06，對應之自由度為8，其p-value為0.26，表示此模型擬合適當。另外，在參數不全為零的檢定下，Likelihood Ratio Test得到1363.08，自由度為31的卡方值，p-value小於0.0001，表示MODEL I參數具顯著性，而該模型之 $R^2=0.194$ ，稍嫌太低。

進一步，討論模型區別能力方面，可利用區別「分類表」，設定一切點(Cut point)，在預測機率值大於此切點時，即表示事件發生，反之，當預測機率值小於此切點時，表示事件未發生，依此做為分類的指標，即可形成模型分類表，來評估模型之區別正確率。另外，利用模型精準度及敏感度，可繪出ROC曲線，計算曲線下的面積（以C表示），C值介於0和1之間，愈接近1者，表示模型之區別力愈佳。而K-S曲線則是在判別非逾期戶與逾期戶間的差異大小，利用非逾期戶與逾期戶最大累積機率之直線距離，來評估該模型之優劣，以KS值表示，KS值介於0~100之間，KS愈大表示非逾期戶與逾期戶之累積機率分布情況差異愈大，該模型區別能力愈佳。

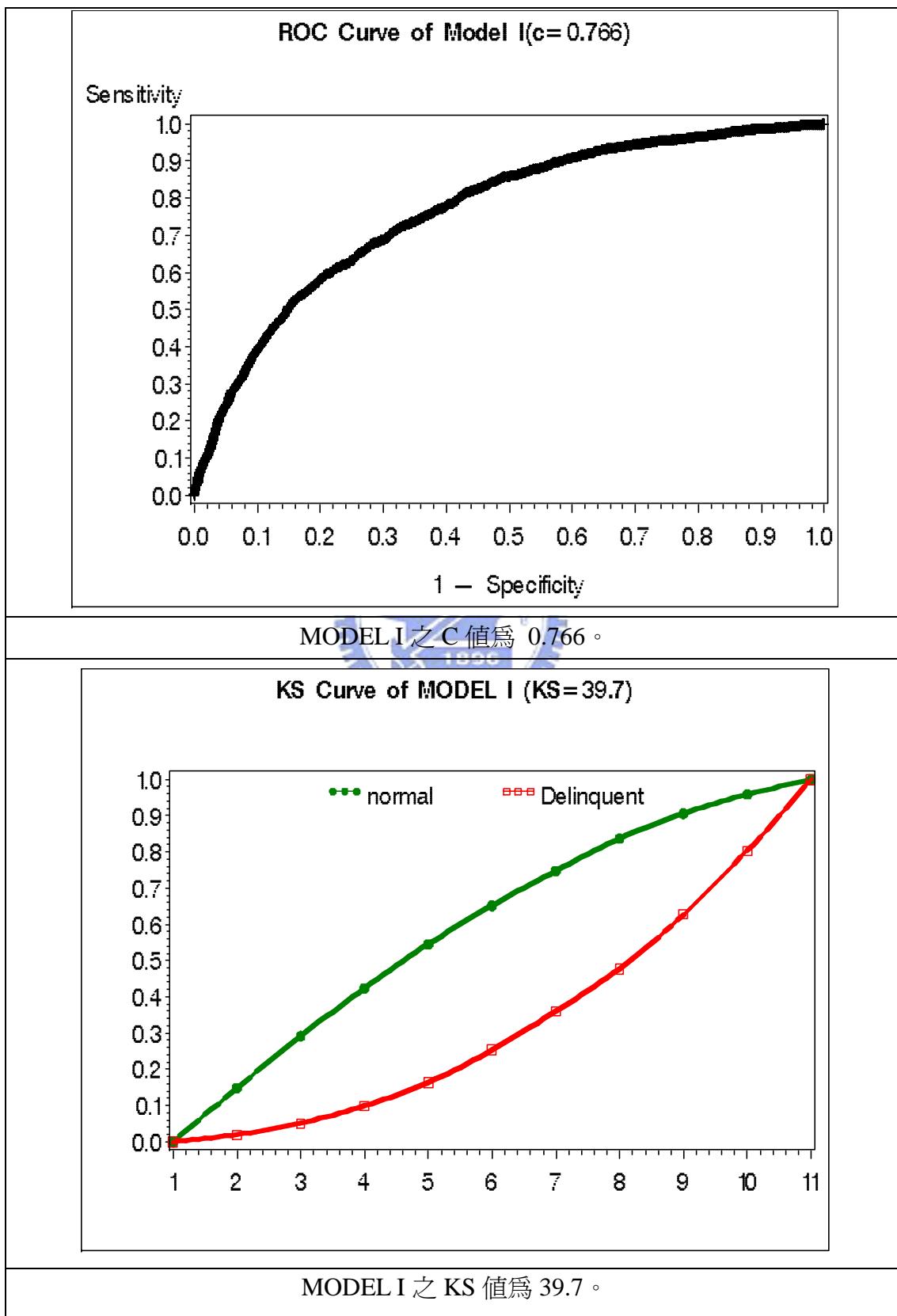
表4.11，MODEL I的模型區別能力，在切點為0.5時，非逾期戶之正確歸類率為81.6%，而逾期戶之歸類正確率為54.1%，該模型對逾期戶之區別能力似乎偏低，將無法有效判別風險型客戶，而MODEL I的整體區別正確率為71.1%。另外圖4.1呈現MODEL I之ROC曲線，其曲線下之面積C=0.766，而KS圖之最大直線距離KS值為39.7，對於逾期客戶之區別能力稍嫌不足。

表4.11 MODEL I之分類表

實際樣本 模型判別	非逾期戶	逾期戶	正確率	總正確率
非逾期戶	3,185	1,104	81.6%	71.1%
逾期戶	716	1,303	54.1%	
TOTAL	3,901	2,407	6,308	



圖 4.1 MODEL I 之 ROC CURVE 與 K-S CURVE



### 第三節 MODEL II

MODEL II 為引進客戶於行內繳款情形之行為變數，建構之行為評分模型，其中後選變數有：平均繳款率、最大繳款率、平均動撥率、最大動撥率、平均預借現金率，皆為連續型變數，經過 Logistic 逐步迴歸模型之篩選後，該五項變數均顯著，然發現最大繳款率之參數估計，其正負號與邏輯不相符，另外最大繳款率及最大動撥率兩變數與平均繳款率及平均動撥率所描述的範圍似乎相同，一個模型內不該採用兩種類似變數，於是本模型決定僅採用表 4.12 之顯著變數，進行參數估計。

#### 一・參數估計及 Odds Ratio

平均繳款率的 odds ratio=0.02 表示：該變數每增加一單位將會使事件發生比，即成為逾期戶的比率變動 0.02 倍；相同的平均動撥率的 odds ratio=7.14 倍，若增加一單位，事件發生比將為原來的 7.14 倍；平均預借現金亦同，增加一單位之平均預借現金率，發生比率將變化 2.47 倍。

表 4.12 MODEL II 最大概似法參數估計

變數名稱	$\beta$	$S(\beta)$	p-value	Odds ratio
平均繳款率	-3.9369	0.1861	<.0001*	0.020
平均動撥率	1.9661	0.1858	<.0001*	7.143
平均預借現金率	0.9051	0.1565	<.0001*	2.472
截距	0.32	0.1325	0.0157*	

\*表示p-value<0.05，該變項具顯著性。

#### 二・模型評價與區別準確性

MODEL II在模型的適合度 (Goodness of fit) 上，Homser-Lemeshow檢定之卡方值為9.51，對應之自由度為6，p-value為0.146，顯示此模型擬合適當。另外，利用Likelihood Ratio Test檢定參數不全為零，其卡方值為4511.25，自由度為3，得到

p-value小於0.0001的顯著性結果，而整體模型之 $R^2=0.513$ ，顯示該模型之解釋能力達50%左右。

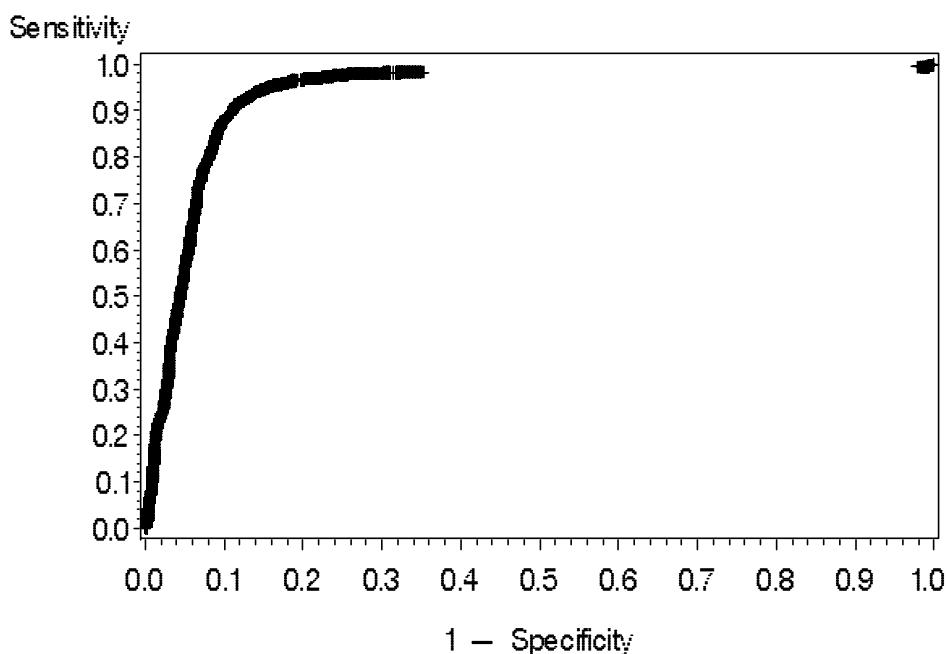
MODEL II的模型區別能力，在Cut Point=0.5時，非逾期戶的歸類正確率為87.5%，而逾期戶的歸類正確率為91.9%，均較MODEL I之歸類正確率高，尤其在針對逾期戶的歸類方面，提升了37.8%，另外，MODEL II總體正確率為89.1%，也較MODEL I的71.1%，高出了18個百分點。而根據ROC曲線下之面積， $C=0.936$ 及KS曲線之 $KS=78.3$ ，再再都顯示MODEL II的區別能力優於MODEL I甚多，詳細圖表如表4.13及圖4.2：

**表 4.13 MODEL II 之分類表**

實際樣本 模型判別	非逾期戶	逾期戶	正確率	總正確率
非逾期戶	3,415	191	87.5%	89.1%
逾期戶	490	2,169	91.9%	
TOTAL	3,905	2,360	6,265	

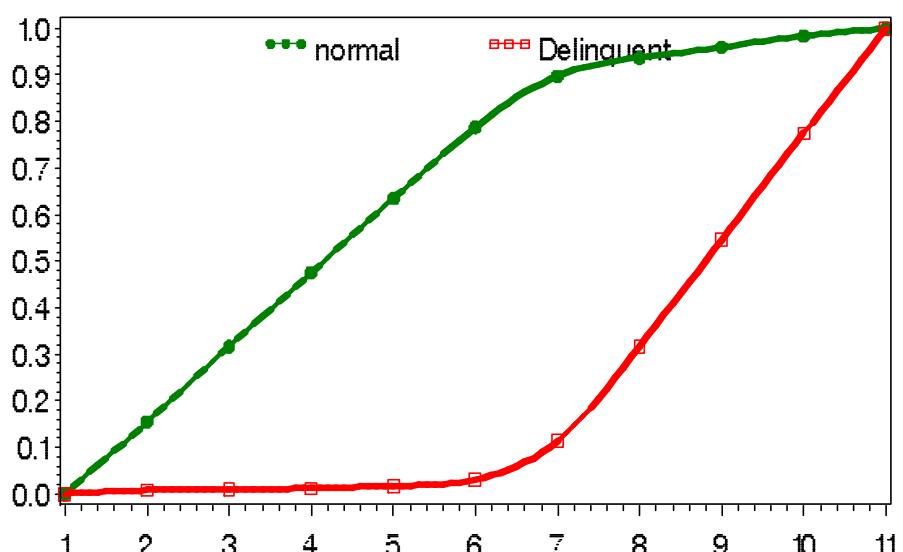
圖 4.2 MODEL II 之 ROC CURVE 與 K-S CURVE

ROC Curve of Model II ( $c=0.936$ )



MODEL II 之 C 值為 0.936。

KS Curve of MODEL II ( $KS=78.3$ )



MODEL II 之 KS 值為 78.3。

## 第四節 MODEL III

MODEL III 為合併 MODEL I 及 MODEL II 之所有後選變數，再以 Logistic 逐步迴歸進行變數篩選，篩選出 MODEL III 之顯著變數包含：五項「個人屬性變數」及三項「繳款行爲變數」，其參數估計如下表 4.14。

### 一・參數估計及 Odds Ratio

在個人屬性變數中顯著的有：性別、子女數、學歷、工作年資及住宅所有等五項。性別方面，如同 MODEL I 之推論，男性顧客成為逾期戶之比率較女性大，約為女性發生比率的 2 倍(odds ratio=2.086)。而子女數方面，子女數一人者成為逾期戶之比率最高，約為無子女數者發生比率的 1.5 倍(odds ratio=1.537)，而子女數兩人以上者，發生比率約為無子女數者發生比率的 0.9 倍(odds ratio=0.897)，為子女數變數中風險最高的一類別項。學歷變數中，顯示教育程度愈高者，成為逾期戶的比率愈低，依發生比率高至低排列，依序為博碩士大學、專科、高中、其他。學歷為專科者(odds ratio=2.037)的事件發生率約為博碩士大學者的 2 倍，而學歷為高中(odds ratio=3.453)或其他者(odds ratio=4.231)，其事件發生率分別為博碩士大學者的 3.5 倍及 4.2 倍，顯示教育程度愈低者其信用風險相對愈高。工作年資中，一年以下者事件發生比率(odds ratio=2.067)最高，約為工作年資 4-9 年者的 2 倍，而其他類別項，發生比率約為 4-9 年者的 1.5~1.6 倍，差異不大。最後一顯著之屬性變數為住宅狀況，非自有住宅者(odds ratio=2.793)成為逾期戶之發生比率最高，其次為無填寫資料者(odds ratio=1.313)，發生比率最低者則為有自有住宅者，非自有住宅者的事件發生比率約為有自有住宅者的 2.8 倍，而無填寫者的事件發生比率則約為自有住宅者的 1.3 倍，顯示住宅狀況為自家者信用風險相對較低。

在顯著的繳款行爲變數中，平均繳款率(odds ratio=0.032)每增加一個單位，事件發生比將成為原來的 0.03 倍，亦即隨著平均繳款率增加，成為逾期戶的比

率會減少，也就是繳款率與風險性高低成負向關係。而 MODEL III 中平均動撥率(odds ratio=8.587)，每增加一單位，事件發生比將成為原來的 8.6 倍；相同的，平均預借現金率(odds ratio=2.928)每增加一單位，則成為逾期客戶之事件發生比將為原來的 2.9 倍。也就是說：平均動撥率與平均預借現金率愈高，成為逾期戶的比率則愈高，此二變數與信用風險之高低呈正向關係。

表 4.14 MODEL III 最大概似法參數估計

變數名稱	$\beta$	S( $\beta$ )	p-value	Odds ratio
<b>性別</b>				
男	0.2816	0.0439	<.0001*	2.086
女 (ref.)				
<b>子女數</b>				
2 人以上	-0.2514	0.0828	0.0024*	0.897
1 人	0.1801	0.1087	0.0977	1.537
無子女 (ref.)				
<b>學歷</b>				
高中	0.3459	0.0656	<.0001*	3.453
專科	-0.2169	0.0841	0.0099*	2.037
其他	0.4924	0.0934	<.0001*	4.231
博碩士大學 (ref.)				
<b>工作年資</b>				
1 年以下	0.2627	0.0851	0.0020*	2.067
1-4 年	0.00452	0.0792	0.9545	1.579
10 年以上	-0.0553	0.1151	0.6314	1.538
無填	-0.0314	0.0843	0.7100	1.596
4-9 年 (ref.)				
<b>住宅所有</b>				
無填	-0.0585	0.0618	0.3434	1.313
非自有住宅	0.1906	0.0794	0.0164*	2.793
自有住宅 (ref.)				

平均繳款率	-3.8310	0.1910	<.0001*	0.032
平均動撥率	1.7760	0.1909	<.0001*	8.587
平均預借現金率	0.7666	0.1569	<.0001*	2.928
截距項	0.2256	0.1489	0.1297	

\*表示 p-value<0.05，該變項具顯著性。

## 二・模型評價與區別準確性

MODEL III 的Homser-Lemeshow檢定值為12.02，自由度為8，其p-value為0.15，顯示模型擬合資料，且在Likelihood Ratio檢定下，亦呈現卡方值為4638.38，自由度13，其p-value小於0.0001的顯著性，而其R<sup>2</sup>=0.524。

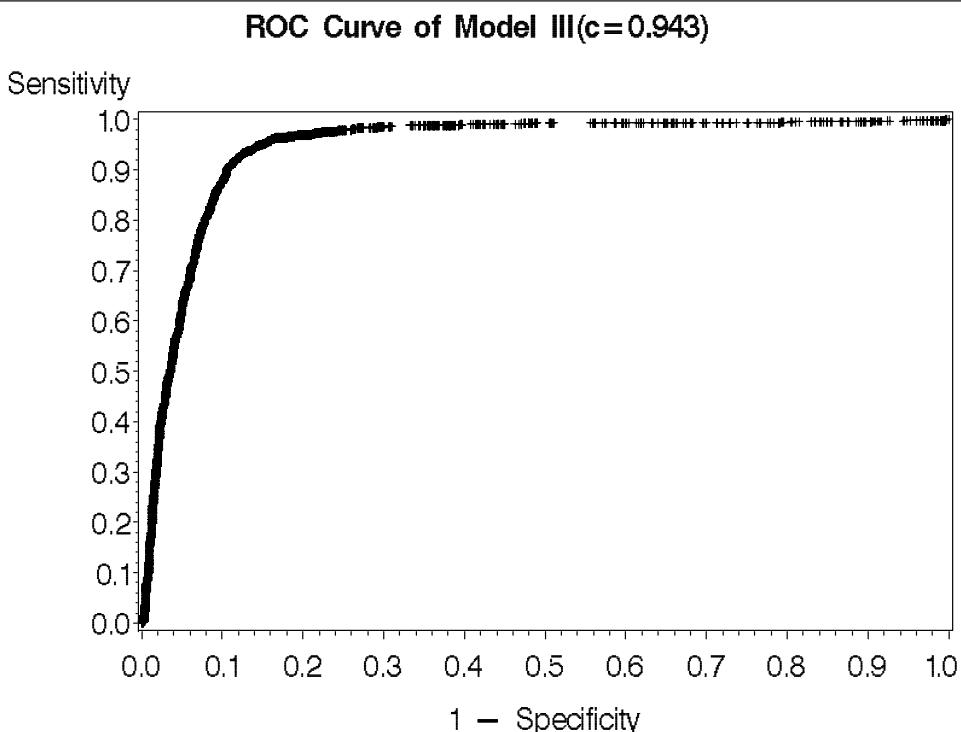
MODEL III 的模型區別正確率，在Cut Point=0.5時，非逾期戶的歸類正確率為88.8%，逾期戶的歸類正確率為91%，而整體歸正確率為89.6%。與 MODEL II 比較之下，雖然在逾期戶的歸類正確率上微幅下降了0.9%，然在非逾期戶的歸類正確率上提升了1.2%，而整體模型之歸類正確率亦提升0.5%。

表 4.15 MODEL III 之分類表

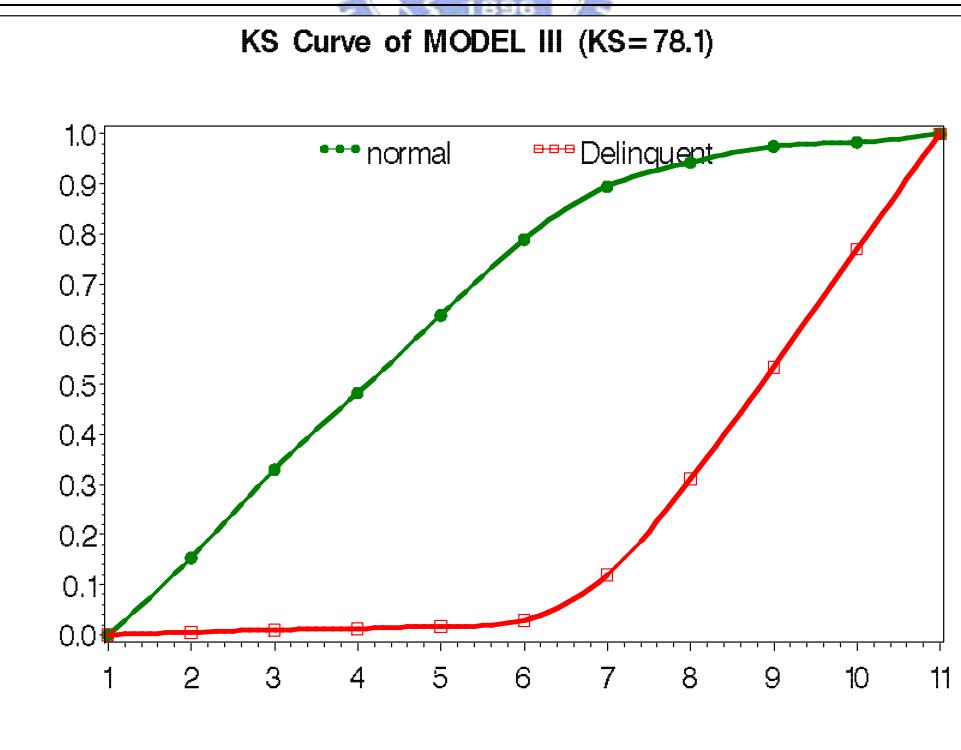
實際樣本 模型判別	非逾期戶	逾期戶	正確率	總正確率
非逾期戶	3,468	213	88.8%	89.6%
逾期戶	437	2,147	91.0%	
TOTAL	3,905	2,360	6,265	

另外，MODEL III 之 C 值為 94.3，亦較 MOEDL II 為高，而其 KS 值為 78.1。雖然較 MODEL II 之 KS 值 (78.3) 為小，但只下降了 0.2 個單位，表示在 KS 值方面，兩模型的表現差異不大。綜觀以述各項，整體而言，MODEL III 之區別能力仍是優於 MOEDL II 的。

圖 4.3 MODEL III 之 ROC CURVE 與 K-S CURVE



MODEL III 之 C 值為 0.943。



MODEL III 之 KS 值為 78.1。

## 第五節 驗證模型

經過前三節模型開發之實證比較後，發現 MODEL III 的區別能力及各項模型評估指標均顯示該模型的表現較佳，因此以 MODEL III 做為最終模型，進行驗證分析。

以 94 年 2 月至 94 年 11 月之有效卡客戶，作為衡量信用風險評估模型是否適當的驗證樣本，並以 94 年 12 月至 95 年 1 月做為定義樣本逾期與否之觀察期。驗證樣本共抽取 3,357 件，其中逾期戶 1,370 件，非逾期戶 1,987 件。

將驗證樣本之資料帶入最終評估模型，以檢驗所開發之評估模型是否適當。由圖 4.5 之 ROC Curve，可以看出驗證樣本之 C 值為 0.936；而 K-S 檢定圖可以看出 KS 值為 75.7，驗證模型之表現與最終模型相當；另外，由 Population Stability Report(圖 4.6)，可以看出分析樣本與驗證樣本的信用風險累積機率分佈，其 Population Stability Index 為 0.179，表示樣本呈輕微波動，然分析樣本開發之模型仍可適用於後續期間之樣本評估；另外，該模型對驗證樣本的區別正確率如表 4.16 所示，對於逾期戶的區別正確率為 84.2%，非逾期戶的區別正確率為 88.9%，整體區別正確率為 86.9%。綜合上述資料，說明所開發之模型是適用的，但仍需隨時間及樣本之變化做適當調整。

圖4.5 Population Stability Report(PSI=0.179)

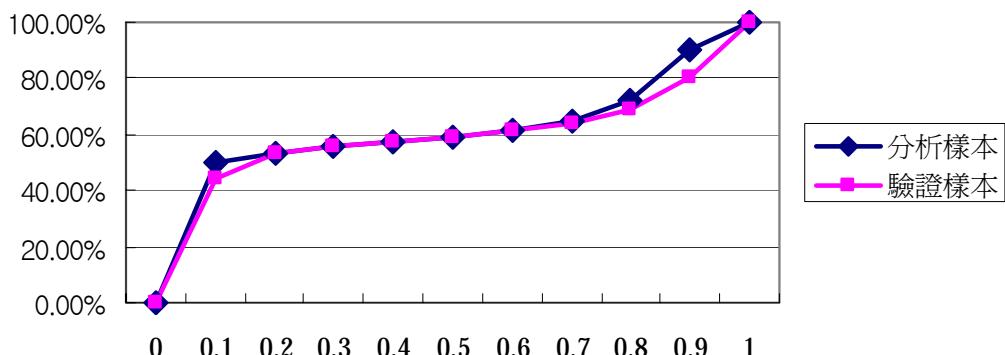


圖 4.6 TESTING MODEL 之 ROC CURVE 與 K-S CURVE

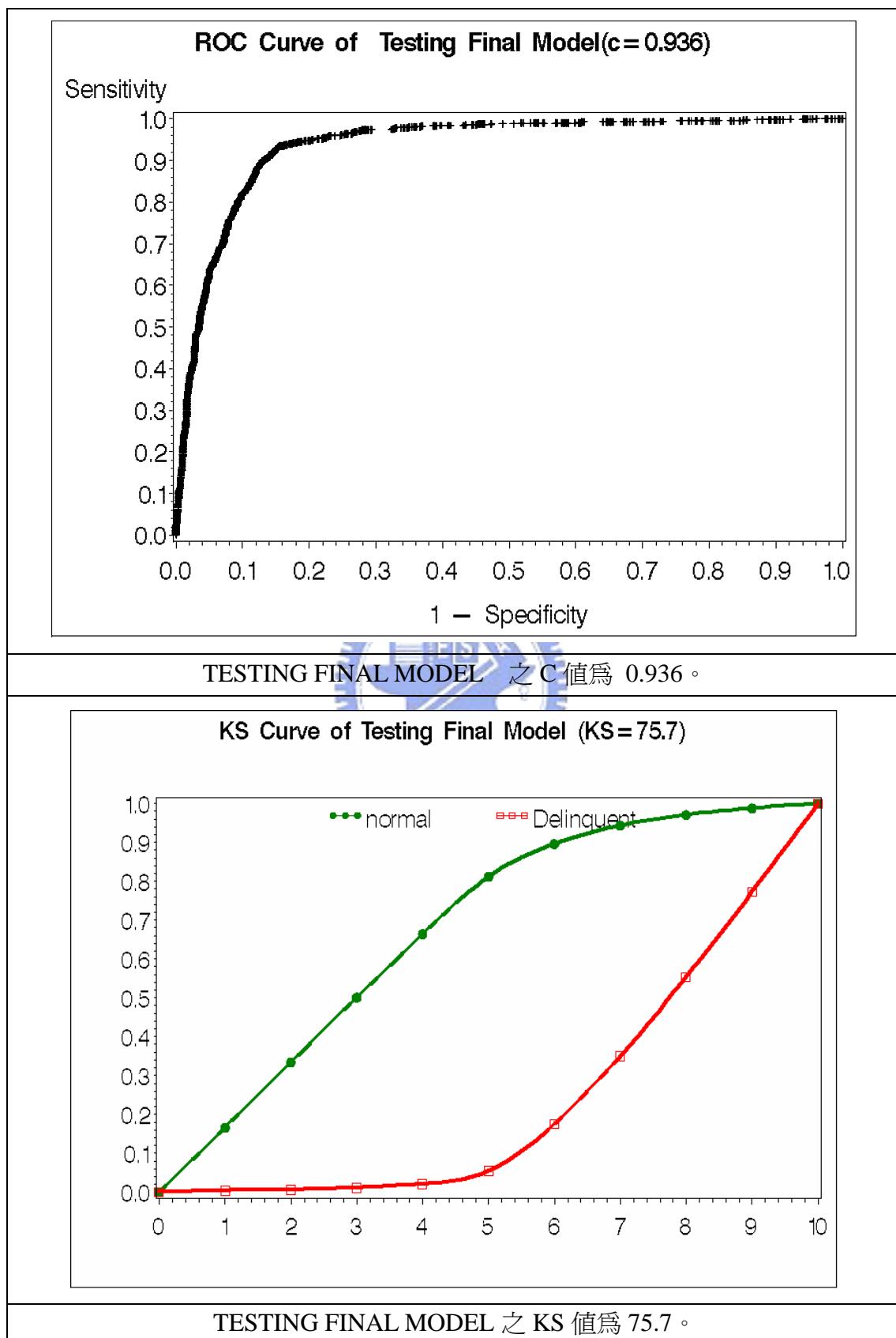


表 4.16 TESTING FINAL MODEL 之分類表

實際樣本 模型判別	非逾期戶	逾期戶	正確率	總正確率
非逾期戶	1,733	216	88.9%	86.9%
逾期戶	217	1,152	84.2%	
TOTAL	1,950	1,368	3,318	



## 第五章 研究結論與建議

本章繼研究方法與實證分析後，針對本研究之實證結果進行總結，同時闡明研究之限制，並對後續相關研究提出改善之建議。

### 第一節 研究結論

經由實證分析，本研究發現對於衡量銀行信用卡現存客戶的信用風險方面，「繳款行為變數」對逾期戶的區別能力明顯優於「個人屬性變數」。由表 5.1 中，MODEL I 與 MODEL II 的比較可得到證實，尤其對於逾期戶的判別能力，行為變數的判別正確率較屬性變數提升 38%左右，顯示若單由屬性變數建立之風險評估模型（MODEL I），將無法預警客戶逾期情況的發生，而進一步在事件發生前先進行適當之風險控管措施。另外，MODEL III 為綜合屬性變數及行為變數之模型，由表 5.1 中得知，MODEL III 在逾期戶的區別正確率中，較 MODEL II 下降了 0.08%，然而，其區別正確率仍高達 91.1%，代表對逾期戶的判別錯誤率低 10%以下，表現已非常良好，另外，於其他各項均較 MODEL II 微幅上升。因此，本研究採用 MODEL III 為最終信用風險評估模型。

表 5.1 三模型綜合比較表

	MODEL I	MODEL II	MODEL III
非逾期戶區別正確率	81.6%	87.5%	88.8%
逾期戶區別正確率	54.1%	91.9%	91.1%
整體區別正確率	71.1%	89.1%	89.6%
$R^2$	0.194	0.513	0.524

資料來源：本研究

最終模型以行為變數為主，屬性變數為輔的概念，做為評估信用卡客戶的信

用風險模型，其中個人屬性變數中，顯著的變數有：客戶之性別、子女數、學歷、工作年資及住宅所有。男性由於承受較大的經濟壓力與家庭重擔，成為逾期戶的機率較女性高，信用風險也相對較高。而子女數該變數在過去相關研究中較少人採用，本研究顯示，其亦為影響信用風險之因子，當客戶之子女數較多時，花費在民生必需上的支出比例較大，一般始用信用卡娛樂休閒的支出相對較小，因此，信用風險相對於無子女及子女數為 1 人者小。學歷方面，如過去研究所示（2000 年，呂美慧、2001 年，林建州），學歷較高者，因道德感及責任感較高，信用風險相對較低。工作年資則顯示，一年以下者成為逾期戶的比率較高，表示因工作時間短、收入仍不穩定，因此信用風險相對較高。而住宅非自己或親屬所有者，表示居住地不一定，可能常搬遷，經濟能力不足以購屋，信用風險相對較住宅為自家或親屬所有者高。而行為變數方面顯示，平均繳款率愈高者，表示其繳款行為較正常，信用風險愈低。而平均動撥率及平均預借現金率則相反，動撥率愈高者，表其尚欠餘額占信用額度比例愈高，循環利息亦會不斷累積增加，產生逾期不繳或壞帳的機率相對較高，而預借現金率愈高者，表示急迫需要現金的比例較高，當前經濟收入可能無法支出，因此，信用風險亦相對較高。

利用本研究之信用風險評估模型，定期審視現存有效卡客戶的繳款行為，可幫助金融界做好事預防的工作，透過模型分析判別客戶之信用風險之高低，以利公司監控行內客戶的風險狀況，並做出適當的管控措施或活動企劃，其對金融機構之助益如下：

### 一・藉由客觀工具建立一致性客戶之風險等級

利用客觀的統計分析工具，篩選出影響客戶風險性之因子，將現有客戶區分成各風險等級，不以主觀人為做判斷，不但減少時間成本及，也降低人為操作上的偏誤。強調以模型系統為主，人工審視為輔，可減少人為判斷時對資訊未能充份了解，以至模糊兩難，難下決定或下錯決定的困擾。

## **二・針對不同風險等級之顧客分群管理**

依據不同風險等級之客戶，公司可擬定不同之應對措施控管。例如：風險等級最高之危險客戶，可立即給予鎖卡，不允許其再消費；風險等級次高之客戶，則可調降其信用卡額度至其已消費金額，甚至更低…等；但對於風險級最低之客戶，能針對其消費特性或個人屬性給予促銷活動，鼓勵其消費或再辦新卡等行銷方式。針對不同風險群之客戶應有相對之管理手法，以留住好客戶增加公司利潤，管制壞客戶防止其產生更大的損失。

## **三・對於好客戶提供良好的互動因子**

對於風險性較高的客群，公司即不需浪費過多資源於此。除了開發新客源之外，對於風險性低，繳款行為良好之客戶，應與之維持長久之良好關係，針對其需要開發出適合之產品或進行相關之促銷活動，以從中獲取大部份之利潤，而非對公司現有客戶“全面撒網”，不論好魚壞魚都捕，如此不但浪費成本也可能再度吸收那些高風險型顧客，造成惡性循環。

## **四・藉由風險控管模型降低未來逾期壞帳率之可能性**

由模型區分出來的高風險型顧客，表示其變成逾期戶的機率較大，公司能提前鎖定高風險型客戶，隨時監控其行為，或對其做適當之控管，以減少其發生壞帳的機率或金額，提高組織內的獲利能力。

「信用風險之管理」為金融界首要工作之一，它直接關係著金融機構的營業利潤及市場競爭力，因此，建立一套優良的信用風險評估系統，並貫徹施行，為當今產業環境下之時勢所趨，本研究模型及結果便可提供金融業界參考修正之。

## 第二節 研究限制

由於本研究以銀行信用卡客戶為研究對象，資料呈現的方式均來自抽樣銀行之資料庫系統，因而，主要之研究限制亦源於抽樣銀行的資料型態，說明如下：

一・項目齊全性：研究變數的選擇，僅能考慮銀行資料中呈現的項目，若非銀行資料內所納入之項目，則無法進行分析，即使是過去文獻中顯著之影響因子，如：客戶之「年所得」項目，年所得對於客戶之繳款能力具有相當之影響。

二・資料完整性：即使分析項目為銀行資料庫所納入，然資料不完整的狀況仍會造成該變數分析上的偏頗，若分析項目並非銀行要求客戶必填之資料，則可能出現，部份樣本有值，而部份樣本出現空白的情況，如：職業、住宅所有及聯絡人關係…等，均有資料不完整之問題。

三・資料正確性：在以上兩項限制均不存在的狀況下，仍會出現資料正確性的限制，本研究假設取得之樣本資料均為正確的情況下，進行實證分析，若樣本資料出現錯誤，亦可能使本研究出現不一致的結論。

四・模型適用性：本研究模型的適用性只限於該抽樣銀行，因為研究樣本之抽取僅來自該行，且分析之資料型態、項目或類別亦服從該資料系統，因此，該評估模型僅適用於該銀行，若勉強用於他行可能有所偏頗。

## 第三節 後續研究建議

本研究針對行為評分（Behavior Scoring）的部份，只採用行內繳款資料做為模型變數，後續相關研究建議加入：銀行內部消費型態資料及外部聯合徵信中心（JCIC）資料。如此，評估模型不僅考慮到客戶於行內的消費、繳款行為，同時亦兼顧客戶於金融業整體之信用往來情況，對於信用風險之預警，應會更為精確。

另外，建立之信用評估模型，若欲提供整體金融機構使用，研究之樣本之抽取應考慮跨各行庫之資料，雖然實務進行上有其困難之處，然建立金融產業皆能適用之信用評估模型是產業界趨勢，如此，才能避免各家銀行因採用不同信用評估系統而產生的不一致性。



## 參 考 文 獻

1. Altman, E. I. "Financial ratios, discriminate analysis, and the prediction of corporate bankruptcy", Journal of Finance, 23, pp 589-609, 1968.
2. Elizabeth Mays. Credit Scoring for Risk Managers: The Handbook for Lenders, Thomson, U.S.A, 2004.
3. Espahbodi, P. " Identification of Problem Banks and Binary Choice Models", Journal of Banking and Finance, 15 , pp 53-71, 1991.
4. Lyn, C. Thomas, David B. Edelman, Jonathan N. Crook. Credit Scoring and Its Applications, The Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002.
5. Ohlson, J. S. " Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", Journal of Accounting Research ,19, pp 109-131, 1980.
6. Orgler, Y.E. "A Credit Scoring Model for Commercial Loans", Journal of Money, Credit, and Banking, 2 , pp 435-445, 1970.
7. Updegrave, W. L. "How Lender Size You Up" Money, pp 28-33, April 1987.
8. 方永銘，「新巴塞爾資本協定-信用風險探討」，交銀通訊，6-10頁，民國92年5月。
9. 王濟川、郭志剛，Logistic迴歸模型方法及應用，五南圖書出版有限公司，初版，台北市，民國 92 年。
10. 呂美慧，「銀行授信評等模式—Logistic Regression 之應用」，政治大學財務金融研究所，碩士論文，民國89年。
11. 李桐豪、呂美慧，「金融機構房貸客戶授信評量模式分析—Logistic迴歸之應用」，台灣金融財務季刊，1：1，1-20頁，民國89年。

12. 吳玉絹，「新版巴塞爾資本適足率簡介」，交銀通訊，12-17頁，民國91年7月。
13. 林建州，「銀行個人消費信用貸款授信風險評估模式之研究」，中山大學財務管理研究所，碩士論文，民國 90 年。
14. 陳家彬、賴怡洵，「台灣地區銀行放款有無擔保之決定因素—Logit模式之實證分析」，管理評論，20：1，129-159頁，民國90年。
15. 張大成，「違約機率與信用評分模型」，台灣金融財務季刊，4：1，民國92年3月。
16. 張大成、劉宛鑫、沈大白，「信用評等模型之簡介」，中國商銀月刊，民國91年11月。

- 
17. 陳錦村、許通安、林蔓蓁，「銀行授信客戶違約風險之預測」，管理科學學報，13：2，173-195 頁，民國 85 年。
  18. 彭昭英，SAS 與統計分析，十二版，儒林圖書有限公司，台北市，民國91年。
  19. 趙蔚慈，「羅輯斯迴歸在信用評等上之應用」，國立政治大學統計研究所，碩士論文，民國 80 年。
  20. 劉應興譯，非線性迴歸與相關分析/應用線性迴歸模型-補編，初版，華泰出版，台北市，民國 87 年。
  21. 巍昶元，「Logistic Regression模式應用於信用卡信用風險審核之研究－以國內某銀行信用卡中心為例」，台北銀行月刊，28：9，35-49頁，民國87年。
  22. 戴堅，「個人消費信用貸款授信評量模式之研究」，中正大學國際經濟研究所，碩士論文，民國93年。

23. 戴錦周、陳研研，「台灣商業銀行1994~2002年授信逾期還款行爲之研究」，台灣金融財務季刊，6：1，119-133頁，民國94年。

