

金融風險管理季刊
民96, 第三卷, 第一期, 63-82

現金卡消費者風險評估模型之研究

The study of risk evaluation model on cash card consumer

蕭文卿*

Wen-Ching Hsiao

蘭陽技術學院國貿系

261 宜蘭縣頭城鎮復興路79號

Department of International Trade, Lan Yang

Institute Technology

Tou Chen, I Lan, Taiwan 261, R.O.C.

黃麗君

Li-Chun Huang

國立宜蘭大學人文及科學教育中心

260 宜蘭縣宜蘭市神農路1段1號

General education center, National Ilan University

I Lan, Taiwan 260, R.O.C.

王國光

Gwo-Guang Wong

蘭陽技術學院國貿系

261 宜蘭縣頭城鎮復興路79號

Department of International Trade, Lan Yang Institute Technology

Tou Chen, I Lan, Taiwan 261, R.O.C.

摘要

金融機構發行具高利差、高報酬與申貸迅速的現金卡迎合了小額救急的借款者；然而它也是一個具高風險的個人消費性金融商品。因此在提高發卡量的同時，如何建立一套現金卡風險評估之審核作業，以降低與預防逾期呆帳的損失，則是發卡銀行亟待解決之問題。我們以台灣某金融機構的現金卡客戶之資料，採各類別各項目之逾期繳款所佔之百分比為其權重之方式評量，以真實的反映樣本資料的分佈，利用Logistic迴歸模型作實證分析，得出其授信風險評估之Logistic迴歸方程式，進而從每位現金卡申貸者之資料，以評估其逾期繳款事件發生之機率為何。我們投入了十四個授信變數，在正常戶與逾期戶的樣本中，我們發現其中八個變數有顯著的差異，主要差異來自於所給最高授信額度、職業類別、擁有現金卡張數、與教育程度四個變數。在本迴歸模型中，我們發現最佳的機率切割值應選在左右，其所對應的預期正常戶與逾期戶之正確率分別為72.6%與71.7%。

關鍵詞 現金卡、授信評量、Logistic迴歸、風險評估

JEL分類代號 :C52, G32

* 主要聯絡人：Tel.：(03)9771997-222; fax:(03)9789012 電子郵件信箱：wenching@mail.fit.edu.tw (蕭文卿)

Corresponding author: Tel.: (03) 9771997-222; fax:(03)9789012. E-mail address: wenching@mail.fit.edu.tw (W.C. Hsiao)

** 本文感謝三位匿名審稿人及編輯委員的寶貴意見，使本文的內容更為充實，特此致謝。

Abstract

To meet those people who need a small amount of money right away, the financial institutions issue cash card with a high interest rate and high return by quickly processing the loan. However quickly passing the loan also makes this financial merchandise of personal consumption risky. Hence financial institutions need to solve the problem on how to develop the evaluation system of risk for cash card applicants to lower or prevent the loss of bad debt while increasing the number of cash card holder. With the data of cash card customer from a financial institution in Taiwan, we evaluate the credit with the percentage of overdue payment in each item of each category as its weight to reflect the true data distribution. Using the Logistic regression model to analyze the data, we obtain the Logistic regression equation of the risk evaluation, and then find the probability of the occurrence of overdue payment event from the data of cash card applicant. We totally input fourteen variables in the populations of normal and overdue payment customers, and find that only eight variables become significant, and mainly coming from the four variables: the amount of money for loan, the category of occupation, the number of holding cash card, and the level of education. In this Logistic regression model, we find that the best cutoff value should choose around 0.1 corresponding the expected accuracy of normal and overdue payment customers with 72.6% and 71.7% separately.

Key Words: Cash card, Credit scoring, Logistic regression, Risk evaluation

JEL Classification: C52, G32

1. 前言

面臨全球性的經濟衰退及大陸磁吸效應造成的產業外移，政府為提振國內投資而降低利率以利於企業借貸。然而近十年來台灣的存放款利率直直落，已進入了低利率的時代。由於產業的出走、企業的空洞化與利差大幅縮減，過去傳統的房屋貸款與企業金融，已不再是銀行主要獲利來源，取而代之的是小額信用貸款、汽車貸款、信用卡與現金卡等，具高利差與高報酬的個人消費性金融商品。當初由萬泰銀行率先發行未被看好的George&Mary現金卡，如今不過八年的時間，已有33家銀行

相繼推出現金卡。根據行政院金管會九十四年十月公佈的統計資料顯示，本國銀行現金卡總放款餘額曾逾三千億元。由於它的申貸迅速迎合了小額救急的借款人，以及高利差與高報酬所帶來的優點，在消費金融項目中，現金卡已成為各家銀行相互競爭重要獲利來源的消費性金融商品。儘管如此，也由於它的申貸迅速，如何建立一良好授信模式，使核卡之初即能依申請人資料，分析各因素之授信風險與還款逾期機率，以有效控管呆帳，避免卡債風暴之發生，已是各家銀行目前亟需考量之研究課題。

金融機構在對申貸者的信用風險評估

作業方面通常是用所謂的信用評量表，

其中包含著申貸者的各項資料，或稱為授信變數。其評量方法首先是將各項授信變數或採信用評等級制¹、信用評分制²、混合信用評等評分³各種不同方式，或將授信變數模糊化⁴，或經由專家經驗取得各項權重方式評量，再利用經驗法則或由文獻上所提供的各種研究方法如區別分析、多元迴歸分析、Probit模型、Logistic迴歸模型、類神經網路模型等，輸入適當的申貸者的各項評量參數，以求得辨識該申貸者之信用風險大小。

在國外文獻上，我們按照研究方法的演進加以敘述，Durand (1941) 開啟了銀行授信風險評估的研究。他引進了區別分析的方法，應用在信用卡授信風險上。Orgler (1970) 利用多元迴歸分析的方法探討金融機構對企業放款授信的研究。由於在授信風險評估的依變數通常是二分類 (dichotomous) 或多分類 (polytomous) 的變數，然而區別分析中的解釋變數常須是多元常態，並且兩獨立樣本具有相等的共變異數矩陣的假設；而線性迴歸分析中，依變數常須是連續的變數，否則將導致殘差之變異數為非齊質變異數與依變數之估計機率值可能落在 (0,1) 之外；為此發展出了Probit模型與Logistic迴歸模型。

Kaplan and Urwitz (1979) 引進Probit模型應用於商業借貸信用評分上。Grabrowsky and Talley (1981) 對區別分析與Probit分析之比較、Updegrave (1987) 利用Logistic迴歸模型應用在信用卡及短期借貸授信風險上，而Steenackers and Goovaerts (1989) 則採逐步的Logistic迴歸模型應用在個人貸款之信用評等的研究上。此外，電腦技術的日益進步，使得大量的資料處理與電腦運算風險評估的模型也逐漸發展成形。Davis, Edelman and Gammerman (1992) 利用類神經網路與決策樹應用在信用卡信用評分上。Peramuthu (1999) 利用類神經網路與模糊理論應用在信用卡、小額貸款授信研究上。Lee and Jung (1999) 發現在都會型客戶之信用卡授信上，Logistic迴歸的預測勝於類神經網路者，然而對於鄉村型客戶之信用卡授信上，情況卻是相反。他們認為類神經網路授信模型或許較能處理非線性的問題，但模型建構過程相較Logistic迴歸複雜許多。另一方面，除了傳統的信用評量，其目標在區別好與壞申貸者外，對顧客逾期時間的發生也漸成為一個有興趣的研究課題，它可提供金融機構做顧客的收益評量 (Baesens et al 2005)。儘管如此，歐美各國目前並無發行現金卡的業務，在國外文獻中難以找到現金卡授信相關之文獻。

^{1,2}指將客戶資料中各類別各項目賦予適當的等級或分數，如在教育類別中分高中及以下、專科、大學、研究所及以上，分別給予0、1、2、3等級，或5、7、9、12分數。

³先用評分制，加總顧客各類別各項目的信用分數，並將其分項目評等級而納入評等制中。

⁴先將信用評分表上的分數正規化，使得各項目之分數介於0與1之間，再將各項目的分數模糊化，如以該項目正規化之分數為平均數，標準差為0.1之高斯型模糊變數。

至於國內文獻，簡安泰 (1977) 為國內首位將區別分析應用在消費者信用評分制度上的研究。其後，在國內信用風險評估研究方面，不下百篇，其主題多為消費性小額信用貸款 (王信勝，2001；江世傑，2001；何貴清，2002；林見州，2001)、信用卡 (李美笑，2002；施孟隆、游清芳、李佳珍，1999；曾俊堯，1991；張仁哲，1982)、房屋貸款 (李海麟，2003；李桐豪、呂美慧，2000)、或企業貸款 (黃小玉，1989；鄭瑞楠，1998) 之授信研究。由於國內現金卡的發行至今不過只有八年，對於現金卡授信相關之研究，直至近兩年內才開始增多 (李彥仕，2006；詹育晟，2005；席俊昌，2005；詹惠如，2004；陳錦泉，2004；林旭青，2003；戴嘉甫，2003)。

戴嘉甫 (2003) 將某銀行分行現金卡客戶資料中抽取217個有效樣本，其中113個為正常戶，104個為違約戶。原始客戶資料有16項目採評等級方式，唯其將行業別與職業各個選項視為獨立變數以及居住類別與核貸方式採虛擬變數處理，以致輸入授信變數多達33個。其應用Logistic迴歸模型得出相對應迴歸式，實證結果指出共有8個顯著變數：性別、婚姻狀況、居住類別、聯合徵信中心查詢數、持有信用卡張數、職業為監督佐理者與服務工作者及行業為製造者，其中或為女性、已婚、自有房屋、或查詢數少、信用卡數多、職業為監督佐理、服務工作，或行業為非製造業者發生呆帳的機率較低；然而該文並未說明

其預測正確率為何？

林旭青 (2003) 將大台北地區某金融機構各分行現金卡客戶資料中抽取930個有效樣本，其中628個為正常案件，302個為逾期案件。應用Logistic迴歸模型求得各顯著變數所對應的迴歸係數估計值。原有十個表列變數 (含一總分評級變數) 與兩個表外變數 (擁有現金卡數與有無他行庫查詢)，該文雖對各授信變數評等級，但以每一等級皆對應一個估計值來看，可知其對授信變數各選項視為獨立變數來處理，以0.5的機率切割值計算，發現逾期戶的預測正確率為66.9%，正常戶的預測正確率為88.7%。

陳錦泉 (2004) 將國內某金融機構南部區域中心現金卡客戶資料中抽取958個訓練樣本，其有11個授信變數採評等或虛擬變數方式評量，利用卡方檢定與Logistic迴歸模型及Probit模型，得出相對應迴歸方程式。實證結果發現兩者的顯著變數皆為進件來源(臨櫃辦理與否)、性別、學歷與居住種類四項，其中或為臨櫃辦理、男性、低學歷或自有住宅者發生呆帳的機率較低。其又取196個測試樣本(170個正常戶，26個違約戶)，以0.15的機率切割值作計算發現兩模型預測正確率幾乎一樣，而在Logistic迴歸模型中，逾期戶的預測正確率為65.38%，正常戶的預測正確率為70.59%。

根據以上相關文獻之探討，我們認為除非客戶各授信變數均以虛擬變數視之，否則不管是採評等級或評分方式評量，都牽涉到主觀上經驗法則的判定，也即依據

過往授信之經驗，列出拒絕授信對象的特徵與類別，作為往後授信過程中之主觀上之判定，這對順序尺度的變數來說是要非常謹慎的。以學歷來說，按照學歷高低的順序，由小至大或由大至小評分或評等級是欠妥當的。因為最有可能逾期繳款的一群可能是學歷不高不低者，因而由此所求出來相對應的值在解釋上是欠妥當的。當然有些信用評分表在年齡依經驗法則在評量上做了調整，如35-54歲列為第一級或最高評分，將30-34與55-59第二級或次高評分。然而這種半定量的調整，並不能給所得到之值給予最好的解釋。另一方面，若將所有授信變數均以虛擬變數視之，那麼將造成一些資訊之流失。如在學歷上，顯著變數若只剩大學以上，那麼其他不同學歷層級的組別將無從比較。

因此，一般文獻上按原順序尺度或靠經驗調整原順序後再予以主觀上的評分或評等級，並無一個定量的標準來衡量，且授信變數間之比較也無多大意義，是其缺點。為此，我們改進了對授信變數評量方式，以保有精確的經驗法則。本文將用各類別各項目之逾期繳款所佔的百分比，為其權重的方式來評量，真實地反應了樣本資料的分佈，且這種定量而無因次 (dimensionless) 的評量，授信變數間之比較也就顯得有意義，更能提升對迴歸係數解釋的能力。另外，有別於一般文獻，我們進一步用概似比的變化量，與視誤判正常繳款戶將失去好的客戶，而誤判逾期繳款戶將產生呆帳的風險為同等重要的兩個觀

點，探討了主要與次要之顯著變數。文中第二節，我們將描述所使用的Logistic 迴歸模型。第三節為實證分析。第四節是結論與建議。

2. 研究方法

2.1 Logistic迴歸模型之建立

本文所探討的是如何從現金卡客戶資料中，推估其繳款逾期之機率。假設我們有 n 筆客戶資料，而每一筆客戶資料中有 m 個授信變數 X_i ($i=1,2,\dots,m$)；為方便敘述，我們定義授信變數向量 $X=[1, X_1, X_2, \dots, X_m]$ ，把第 k 筆客戶的授信變數值寫成為一個向量的形式： $X_{(k)}=[1, x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{mk}]'$ 。我們的依變數只有兩個邏輯值： $Y=0$ (表示正常繳款戶)與 $Y=1$ (表示逾期繳款戶)。首先我們建立迴歸模型如下，在給定的授信變數值下，依變數之期望值為

$$E(Y_k | X = X_{(k)}) = \beta_0 + \beta_1 x_{1k} + \dots + \beta_m x_{mk} = \beta' X_{(k)}, (k=1,2,\dots,n) \quad (1)$$

其中定義參數向量為 $\beta = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m]'$ 。由於依變數為一個二分類的變數，這與一般之線性迴歸(如式(1))中，依變數必須是連續的有所不同，所以我們採用的是Logistic 迴歸模型：

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_m X_m \quad (2)$$

式中 P 為逾期繳款事件發生之機率，可用Logistic累積分配函數表示：

$$P(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} = \frac{e^z}{1+e^z} \quad (3)$$

而 Z 為一過渡的隨機變數，定義為

$$Z = f(X) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_m X_m = \beta' X \quad (4)$$

由此可知，其勝算比為

$$\frac{P}{1-P} = e^z \quad (5)$$

並且過渡的隨機變數值 z 越大，其逾期繳款事件發生之機率 $P(z)$ 也越大。換句話說，對於單一的順序尺度之授信變數而言，我們不應以其原順序評分、評等級，而應以實際發生逾期繳款事件之比例置權重以重排順序。

2.2 Logistic迴歸模型之估計與檢定

在 n 個樣本中，每一個客戶之依變數值皆為一個Bernoulli實驗，故隨機變數 Y_k 服從Bernoulli 機率分配函數：

$$P(Y_k = y_k) = P_k^{y_k} \cdot (1-P_k)^{1-y_k}, \quad (k=1,2,\dots,n; y_k=0, \text{或} 1) \quad (6)$$

其中 P_k 為第 k 個客戶發生繳款逾期事件之機率。由於每一個均 Y_k 為獨立的隨機變

數，則其所對應的概似函數為

$$\begin{aligned} L(\beta; y_1, y_2, \dots, y_n) &= P_{Y_1, Y_2, \dots, Y_n}(y_1, y_2, \dots, y_n; \beta) \\ &= P(y_1; \beta) \cdot P(y_2; \beta) \dots P(y_n; \beta) \\ &= \prod_{k=1}^n P_k^{y_k} \cdot (1-P_k)^{1-y_k} = \prod_{k=1}^n \left(\frac{\exp(\beta' X_{(k)})}{1 + \exp(\beta' X_{(k)})} \right)^{y_k} \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta' X_{(k)})} \right)^{1-y_k} \\ &= \frac{\exp\left(\beta' \sum_{k=1}^n X_{(k)} y_k\right)}{\prod_{k=1}^n [1 + \exp(\beta' X_{(k)})]} \end{aligned}$$

利用最大概似法則，將概似函數取對數

$$\ln(L) = \beta' \sum_{k=1}^n X_{(k)} y_k - \sum_{k=1}^n \ln[1 + \exp(\beta' X_{(k)})] \quad (7)$$

再令

$$\frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_i} = \sum_{k=1}^n x_{ik} y_k - \sum_{k=1}^n \frac{\exp(\beta' X_{(k)})}{1 + \exp(\beta' X_{(k)})} \cdot x_{ik} \equiv 0 \quad (8)$$

利用數值分析的方法求出估計值 $\hat{\beta}_i$ ($i=0,1,\dots,m$)。接著我們用Wald test檢定每一母體參數的估計值之顯著性，定義卡方統計量：

$$Wald_i = \left(\frac{\hat{\beta}_i}{S_{\beta_i}} \right)^2 \sim \chi^2(1) \quad (9)$$

其中 $\hat{\beta}_i$ 為參數估計值， S_{β_i} 為 $\hat{\beta}_i$ 之標準差。在顯著水準為 α 下，若 $Wald_i > \chi_{\alpha}^2(1)$ ，則拒絕虛無假說 $H_0: \beta_i = 0$ 。對於模型之配適度，我們以概似比檢定(Likelihood

Ratio Test), 定義統計量:

$$LR = -2 \log \left[\frac{L(\hat{\beta}_0)}{L(\hat{\beta})} \right] = -2 [\log(L(\hat{\beta}_0)) - \log(L(\hat{\beta}))] \sim \chi^2(m) \quad (10)$$

式中 $L(\hat{\beta}_0)$ 表只有截距項 β_0 存在時之最大概似函數值, 而 $L(\hat{\beta})$ 表所有參數 β_i 皆存在時之最大概似函數值。在顯著水準為 α 下, 若 $LR > \chi^2_\alpha(m)$, 則拒絕虛無假說 $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_m = 0$ 。

3. 實證結果與分析

3.1 樣本結構

本文實證研究資料來源, 以台灣某金融機構2002年10月至2004年9月的兩年期間現金卡用戶資料作為抽樣之母體。為使抽樣分佈能有效代表母體, 我們由各分行隨機分層抽樣3177件樣本, 其中的2118件(佔2/3)為訓練樣本, 用以建立信評模型, 而另外的1059件(佔1/3)為測試樣本, 以檢驗模型之預測能力。以下將針對訓練樣本進行討論, 在訓練樣本中, 繳款情況正常者有1934件, 佔所有樣本數91.31%; 逾期者184件, 佔8.69%, 此比例是非常接近母體中之

逾期者所佔之比例。這裡所謂的逾期是指持卡人逾期繳款達三個月以上, 且經移送催收中心確認者。本資料來源分散自該銀行之各地分行, 本研究將其分為五個區域, 如表1, 其中以北基宜地區分行者為最多, 佔了一半以上。

至於樣本的性別、年齡、婚姻狀況、教育程度及住房類別等個人基本資料之統計, 如表2。性別以男性較多, 約佔五成六; 婚姻關係則已婚及單身者各半; 年齡以26至45歲者為多數, 佔了近七成; 教育程度為高中職及以下者即佔六成以上; 住房類別為親屬所有者佔了一半, 本人或配偶所有者亦有三成以上。

若依樣本的就業狀況(職業類別、工作年資、公司類別、雇用類別)之統計, 如表3。職業類別共分為七種組別, 其中以批發零售業及餐飲運輸服務業者為最多, 各佔了兩成以上; 值得注意的是一般認為收入穩定的軍公教醫人員亦佔近兩成, 反倒是無收入之學生與家管所佔比例不到一成, 其他則包含待業者及無法歸入以上各類者, 亦佔了17.37%。工作年資以3至5年者為最多, 佔了三成, 2年及以下和6-10年者亦各佔了四分之一強。公司類別則分為

表1 現金卡客戶各區域樣本分佈

| 區域別 | 北基宜 | 桃竹苗 | 中彰投 | 雲嘉南 | 高屏 |
|-----|-------|-------|-------|--------|--------|
| 樣本數 | 1112 | 208 | 210 | 279 | 309 |
| 百分比 | 52.5% | 9.82% | 9.92% | 13.17% | 14.59% |

表2 現金卡客戶個人基本資料之樣本分佈

| 變數名稱 | 組別 | 樣本數 | 百分比 | 變數名稱 | 組別 | 樣本數 | 百分比 |
|------|--------|------|--------|------|---------|------|--------|
| 性別 | 女 | 938 | 44.29% | 教育程度 | 高中及以下 | 1348 | 63.64% |
| | 男 | 1180 | 55.71% | | 專科 | 482 | 22.76% |
| 婚姻 | 已婚 | 1080 | 50.99% | | 大學 | 247 | 11.66% |
| | 單身 | 1038 | 49.01% | | 研究所及以上 | 41 | 1.94% |
| 年齡 | 25歲及以下 | 299 | 14.12% | 住屋類別 | 本人或配偶所有 | 677 | 31.96% |
| | 26-35歲 | 829 | 39.14% | | 親屬所有 | 1056 | 49.86% |
| | 36-45歲 | 619 | 29.23% | | 租屋 | 308 | 14.54% |
| | 46-55歲 | 315 | 14.87% | | 宿舍 | 77 | 3.64% |
| | 55歲以上 | 56 | 2.64% | | | | |

表3 現金卡客戶就業狀況之樣本分佈

| 變數名稱 | 組別 | 樣本數 | 百分比 | 變數名稱 | 組別 | 樣本數 | 百分比 |
|------|--------|-----|--------|------|--------|------|--------|
| 職業類別 | 土木水電 | 83 | 3.92% | 公司類別 | 一般企業 | 566 | 26.72% |
| | 批發零售 | 505 | 23.84% | | 上市上櫃公司 | 228 | 10.72% |
| | 軍公教醫 | 412 | 19.45% | | 獨資小公司 | 497 | 23.47% |
| | 電子資訊 | 130 | 6.14% | | 公教機關 | 224 | 10.58% |
| | 學生家管 | 150 | 7.08% | | 其他 | 603 | 28.47% |
| | 餐飲服務運輸 | 470 | 22.19% | 雇用類別 | 正式職員 | 1674 | 79.04% |
| | 其他 | 368 | 17.37% | | 個體營業 | 217 | 10.25% |
| 工作年資 | 2年及以下 | 564 | 26.63% | | 無職業 | 189 | 8.92% |
| | 3-5年 | 657 | 31.02% | | 其他 | 38 | 1.79% |
| | 6-10年 | 537 | 25.35% | | | | |
| | 10年以上 | 360 | 17.00% | | | | |

五種組別，一般企業及獨資小公司共佔了五成，知名的上櫃上市公司與公教機關各佔了近一成；雇用類別則以正式職員佔了七成九為最多。

若以樣本之收入狀況（年收入、收入類別）統計，如表4，年收入以31-60萬者

為最多，佔44.62%，15萬及以下和16-30萬者亦各佔了二成多；收入類別則固定收入者即佔了七成。

若以樣本之用卡狀況（最高授信額度、現金卡數等）統計，如表5，其中最高授信額度以30-59萬者為最多，佔四成六，

表4 現金卡客戶收入狀況之樣本分佈

| 變數名稱 | 組別 | 樣本數 | 百分比 | 變數名稱 | 組別 | 樣本數 | 百分比 |
|-------------|---------|-----|--------|------------------|----------|------|--------|
| 年 收 入 | 15萬及以下 | 457 | 21.58% | 收 入 類 別 | 固定收入 | 1489 | 70.30% |
| | 16-30萬 | 480 | 22.66% | | 獎金制 | 215 | 10.15% |
| | 31-60萬 | 945 | 44.62% | | 無收入（含主婦） | 174 | 8.22% |
| | 61-100萬 | 195 | 9.21% | | 其他 | 240 | 11.33% |
| | 100萬以上 | 41 | 1.94% | | | | |

表5 現金卡客戶用卡狀況樣本分佈

| 變數名稱 | 組別 | 樣本數 | 百分比 | 變數名稱 | 組別 | 樣本數 | 百分比 |
|----------------------------|--------|-----|--------|------------------|-------|-----|--------|
| 最 高 授 信 額 度 | 5萬及以下 | 101 | 4.77% | 現 金 卡 數 | 1張 | 728 | 34.37% |
| | 6-29萬 | 142 | 6.70% | | 2張 | 740 | 34.94% |
| | 30-59萬 | 976 | 46.08% | | 3張 | 310 | 14.64% |
| | 60萬 | 619 | 29.23% | | 4張及以上 | 340 | 16.05% |
| | 大於80萬 | 280 | 13.22% | | | | |

60萬者也有近三成之樣本數；而持用現金卡數則以一或兩張者為多數，共佔了近七成。

3.2 交叉分析

表6顯示了各樣本之繳款情況與個人基本資料授信變數之交叉分析，其中男性現金卡用戶較女性用戶逾期比例高約二倍；婚姻關係已婚及單身者其逾期比例相差不多。在年齡上，以小於等於25歲及大於55歲者為較高，約佔11%，而26至55歲者其逾期比例則在7-9%。若以教育程度來分析，結果顯示逾期比例隨著學歷越高，逾期比例越低，高中職及以下者逾期比例最高，佔

11.28%，研究所及以上者逾期比例最低，此結果與其他研究之結果類似（陳錦泉，2004；戴嘉甫，2003；林旭青，2003）；至於住房類別則以租屋者逾期比例最高，佔了12%，此與一般無不動產，經濟基礎薄弱，難掌控財務之現金卡客戶較易導致逾期繳款之推測不謀而合。

表7則顯示了各樣本之繳款情況與個人就業與收入狀況授信變數之交叉分析，在職業類別中，以其他選項者逾期比例為最高，高達20.11%，其他選項包含有農林漁牧、流動攤販、待業中者及其他無法分類者；其次為從事土木水電者，逾期比例為8.43%，而電子資訊與學生家管者逾期比例

表6 現金卡客戶繳款情況與個人基本資料授信變數之交叉分析

| 授信變數 | 組別 | 繳款狀況 | | | 逾期百分比 |
|------|--------|------|-----|------|----------|
| | | 正常 | 逾期 | 總計 | (逾期/總計)% |
| 性別 | 女 | 885 | 53 | 938 | 5.65 |
| | 男 | 1049 | 131 | 1180 | 11.10 |
| 婚姻 | 已婚 | 938 | 100 | 1038 | 9.63 |
| | 單身 | 996 | 84 | 1080 | 7.78 |
| 年齡 | ≤25 | 266 | 33 | 299 | 11.04 |
| | 26-35 | 764 | 65 | 829 | 7.84 |
| | 36-45 | 563 | 56 | 619 | 9.05 |
| | 46-55 | 292 | 23 | 315 | 7.30 |
| | > 55 | 49 | 7 | 56 | 12.50 |
| 教育程度 | 高中職及以下 | 1196 | 152 | 1348 | 11.28 |
| | 專科 | 459 | 23 | 482 | 4.77 |
| | 大學 | 239 | 8 | 247 | 3.24 |
| | 研究所及以上 | 40 | 1 | 41 | 2.44 |
| 住屋類別 | 本人或配偶 | 625 | 52 | 677 | 7.68 |
| | 租屋 | 271 | 37 | 308 | 12.01 |
| | 親屬所有 | 967 | 89 | 1056 | 8.43 |
| | 宿舍 | 71 | 6 | 77 | 7.79 |

較低。至於公司類別除了其他偏高外，一般企業、上市上櫃公司、公教機關或獨資小公司，其逾期比例均在百分之六到八之間，並無明顯差別。在雇用類別方面，反而以正式職員逾期比例為高，而無職業者反為最低，此乃無職業者多數為家管或學生，而少部分為申貸中途失業而變更為無職業者所致，故其逾期百分比與職業類別中之學生家管逾期百分比相近。收入類別亦是固定收入及獎金制者為高，都在百分之九左右，無收入者亦反較低，此與之前

雇用類別無職業者之原因相似。在年收入方面，年薪超過一百萬者逾期比例相對較低外，61-100萬者逾期比例卻偏高為12.82%，其他各組別均在百分之八到九之間；若以工作年資來分析，超過10年者逾期比例最低，小於10年者均在9-10%之間，顯示工作年資超過10年者，其繳款情況亦較正常。

表8顯示了各樣本之繳款情況與個人申請分行區域與用卡狀況授信變數之交叉分析。以分行別分佈之地區來看，高屏地區

表7 現金卡客戶繳款情況與個人就業與收入狀況授信變數之交叉分析

| 授信變數 | 組別 | 繳款狀況 | | | 逾期百分比 |
|------|---------|------|-----|------|----------|
| | | 正常 | 逾期 | 總計 | (逾期/總計)% |
| 職業類別 | 土木水電 | 76 | 7 | 83 | 8.43 |
| | 批發零售 | 470 | 35 | 505 | 6.93 |
| | 軍公教醫 | 390 | 22 | 412 | 5.34 |
| | 電子資訊 | 124 | 6 | 130 | 4.62 |
| | 學生家管 | 143 | 7 | 150 | 4.67 |
| | 餐飲服務運輸 | 437 | 33 | 470 | 7.02 |
| | 其他 | 294 | 34 | 368 | 20.11 |
| 公司類別 | 一般企業 | 527 | 39 | 566 | 6.89 |
| | 上市上櫃 | 212 | 16 | 228 | 7.02 |
| | 公教機關 | 205 | 19 | 224 | 8.48 |
| | 獨資小企 | 456 | 41 | 497 | 8.25 |
| | 其他 | 534 | 69 | 603 | 11.44 |
| 雇用類別 | 正式職員 | 1520 | 154 | 1674 | 9.20 |
| | 個體經營 | 200 | 17 | 217 | 7.83 |
| | 無職業 | 180 | 9 | 189 | 4.76 |
| | 其他 | 34 | 4 | 38 | 10.53 |
| 收入類別 | 固定收入 | 1352 | 137 | 1489 | 9.20 |
| | 底薪加獎 | 196 | 19 | 215 | 8.84 |
| | 無收入 | 1667 | 7 | 174 | 4.02 |
| | 其他 | 219 | 21 | 240 | 8.75 |
| 年收入 | ≤15萬 | 413 | 44 | 457 | 9.63 |
| | 16-30萬 | 441 | 39 | 480 | 8.13 |
| | 31-60萬 | 870 | 75 | 945 | 7.94 |
| | 61-100萬 | 170 | 25 | 195 | 12.82 |
| | >100萬 | 40 | 1 | 41 | 2.44 |
| 工作年資 | ≤2年 | 508 | 56 | 564 | 9.93 |
| | 3-5年 | 591 | 66 | 657 | 10.05 |
| | 6-10年 | 486 | 51 | 537 | 9.50 |
| | >10年 | 349 | 11 | 360 | 3.06 |

表8 現金卡客戶繳款情況與個人申請區域別與用卡狀況授信變數之交叉分析

| 授信變數 | 組別 | 繳款狀況 | | | 逾期百分比 |
|------|---------|------|-----|------|----------|
| | | 正常 | 逾期 | 總計 | (逾期/總計)% |
| 區域別 | 北基宜 | 1023 | 89 | 1112 | 8.00 |
| | 桃竹苗 | 192 | 16 | 208 | 7.69 |
| | 中彰投 | 191 | 19 | 210 | 9.05 |
| | 雲嘉南 | 252 | 27 | 279 | 9.68 |
| | 高屏 | 276 | 33 | 30 | 10.68 |
| 最高授額 | 5萬及以下 | 93 | 8 | 101 | 7.92 |
| | 6-29 萬 | 128 | 14 | 142 | 9.86 |
| | 30-59 萬 | 872 | 104 | 976 | 10.66 |
| | 60萬 | 564 | 58 | 619 | 9.37 |
| | 大於80萬 | 280 | 0 | 280 | 0.00 |
| 現金卡數 | 1 張 | 698 | 30 | 728 | 4.12 |
| | 2 張 | 656 | 84 | 740 | 11.35 |
| | 3 張 | 282 | 28 | 310 | 9.03 |
| | 4 張及以上 | 298 | 42 | 340 | 12.35 |

者之逾期比例較高，佔了10.68%，而其他地區亦達百分之七至九之間。以最高授信額度來看，大於80萬者有280件，無一件逾期；其他各組別之逾期比例均在百分之七至十一之間。另外，在現金卡數方面，卡數為1張者之逾期比例最低，而4張及以上者之逾期比例最高，高達12.35%。我們也從訓練樣本中發現，擁有3張現金卡者之逾期繳款比率卻是小於擁有2張現金卡者。此與直覺上擁有卡數越多，其逾期機率也越高的想法是有所出入的。這關乎心理層面、採樣時間的長短，或其他因素。我們認為擁有較多張現金卡者，其經濟或理財能力較弱，但其背負償債心理壓力較大，

故與擁有較少張現金卡者之逾期百分比在時間的競逐上是呈後來居上之態勢，因而擁有卡數較多者，其逾期機率終將為高。

3.3 常態及差異性檢定

正如前言部分所述，為了使各自變數相應之迴歸係數 β_i 有較正確的解釋，我們不將自變數之各組別採評等級或評分的方式，而是以各自變數各組樣本之逾期百分比(見表6-表8)為其權重的分式評量。現將正常繳款戶($s=0$)與逾期繳款戶($s=1$)視為兩組獨立樣本，利用Kolmogorov-Smirnov檢定統計量，來檢定各授信變數對此兩組獨立樣本之是否呈常態分配，以決定用有母數

表9 各授信變數對正常與逾期繳款兩組樣本之常態性檢定

| 授信變數 | 樣本 | KS檢定統計量 | P值 | 授信變數 | 樣本 | KS檢定統計量 | P值 |
|------|----|---------|-------|------------|----|---------|-------|
| 性別 | 正常 | 0.363 | 0.000 | 雇用類別 | 正常 | 0.458 | 0.000 |
| | 逾期 | 0.449 | 0.000 | | 逾期 | 0.478 | 0.000 |
| 婚姻 | 正常 | 0.349 | 0.000 | 收入類別 | 正常 | 0.437 | 0.000 |
| | 逾期 | 0.363 | 0.000 | | 逾期 | 0.396 | 0.000 |
| 年齡 | 正常 | 0.281 | 0.000 | 年收入 | 正常 | 0.322 | 0.000 |
| | 逾期 | 0.247 | 0.000 | | 逾期 | 0.322 | 0.000 |
| 教育程度 | 正常 | 0.400 | 0.000 | 工作年資 | 正常 | 0.451 | 0.000 |
| | 逾期 | 0.501 | 0.000 | | 逾期 | 0.454 | 0.000 |
| 住屋類別 | 正常 | 0.427 | 0.000 | 區域別 | 正常 | 0.372 | 0.000 |
| | 逾期 | 0.419 | 0.000 | | 逾期 | 0.343 | 0.000 |
| 職業類別 | 正常 | 0.414 | 0.000 | 最高 授信額度 | 正常 | 0.397 | 0.000 |
| | 逾期 | 0.327 | 0.000 | | 逾期 | 0.349 | 0.000 |
| 公司類別 | 正常 | 0.261 | 0.000 | 現金卡數 | 正常 | 0.283 | 0.000 |
| | 逾期 | 0.266 | 0.000 | | 逾期 | 0.363 | 0.000 |

或無母數統計方法進行其差異性之檢定。在2118個客戶抽樣資料中，正常繳款戶之樣本數 $n_0=1934$ ，而逾期繳款戶之樣本數 $n_1=184$ 。在每一組樣本中，每個授信變數值（各組逾期百分比） X_{ik}^s ($k=1,2,\dots,n$) 由小有序重排為 $X_{(k)}^s$ ，先算出每個授信變數之樣本平均數與標準差作為虛無假說中所要檢定之母體平： \tilde{X}_{ik}^s 數 μ_i^s 與標準差 σ_i^s 。接著，計算KS檢定統計量：

$$KS = \max_{1 \leq k \leq n_s} \left| \Phi(\tilde{X}_{ik}^s; \mu_i^s, \sigma_i^s) - \frac{k}{n_s} \right| \quad (11)$$

其中 $\Phi(\tilde{x})$ 為累積之常態分配函數。若其大於臨界值 $|D_{\alpha/2}(n_s)|$ ，也即其P值小於顯著

水準 α ，則此授信變數 X_i 非為常態母體；反之為常態母體。表9顯示了各授信變數皆呈非常態分配，因此我們採卡方齊一性之檢定，以檢定各授信變數在正常與逾期繳款上是否有顯著差異。由於在簡單的二元交叉分析中，無顯著差異的變數，在多元模型時，未必亦然如此。Bendel和 Afifi (1977)，以及Mickey和Greenland (1989)，皆提及使用較普通的 α 值(如 $\alpha=0.05$) 常導致重要變數之遺漏。因此，我們選取了足夠大的顯著水準 $\alpha=0.05$ ，如表10所載，並顯示其結果。

我們發現除了年齡外，區域別亦為非顯著變數，這說明了客戶繳款正常與否之行為是與所謂的南北地緣差距並無明顯的

表10 各授信變數對正常與逾期繳款兩組樣本之差異性檢定

| 變數名稱 | 檢定統計量 | 自由度 | 臨界點 | P值 | 顯著與否 ($\alpha = 0.25$) |
|------|-------|-----|------|-------|-----------------------------|
| 性別 | 19.58 | 1 | 1.32 | 0.000 | Yes |
| 婚姻 | 2.30 | 1 | 1.32 | 0.129 | Yes |
| 職業類別 | 75.72 | 6 | 7.84 | 0.000 | Yes |
| 教育程度 | 31.96 | 3 | 4.11 | 0.000 | Yes |
| 公司類別 | 9.01 | 4 | 5.38 | 0.061 | Yes |
| 雇用類別 | 4.59 | 3 | 4.11 | 0.204 | Yes |
| 收入類別 | 10.28 | 3 | 4.11 | 0.016 | Yes |
| 住房類別 | 5.33 | 3 | 4.11 | 0.149 | Yes |
| 年收入 | 7.59 | 4 | 5.38 | 0.107 | Yes |
| 年齡 | 4.72 | 4 | 5.38 | 0.317 | No |
| 工作年資 | 17.46 | 3 | 4.11 | 0.000 | Yes |
| 最高授額 | 32.09 | 4 | 5.38 | 0.000 | Yes |
| 現金卡數 | 31.56 | 3 | 4.11 | 0.000 | Yes |
| 區域別 | 2.84 | 4 | 5.38 | 0.584 | No |

差異。其餘十二個授信變數則對客戶之繳款正常與否，均有顯著的影響。

3.4 Logistic迴歸模型分析

由上述差異性的檢定，檢測出性別、婚姻、職業類別、教育程度、公司類別、雇用類別、收入類別、住房類別、年收入、工作年資、最高授信額度及現金卡數等十二個授信變數，對繳款正常與否是有顯著影響的；然而這些變數對繳款的影響究竟如何，則有賴以下的Logistic迴歸模型做定量的分析。我們利用SPSS統計軟體，採逆向逐步的Logistic迴歸模型，將這十二個有顯著影響的授信變數都投入，利用最

大概似法則，得出各授信變數相對應的各迴歸估計值，並對每一個參數 β_i ，以 $\alpha=0.05$ 的顯著水準，做Wald檢定及對整個模型所有參數進行概似比的配適度檢定；接著，SPSS會自動挑選最不顯著的授信變數，先將其在Logistic迴歸方程式中移除，重覆上述過程，以使最大概似函數極大值更大。如此逐步篩選刪除授信變數，使得最後保有的授信變數對繳款正常與否皆具顯著影響，而對模型配適度亦合於概似比的檢定，並且有最大的概似函數極大值。我們將最後的結果列於表11。

由表11可知，逾期繳款事件發生之機率可寫為

表 11 Logistic迴歸模型之參數估計值

| 授信變數 X_i | $\hat{\beta}_i$ | $\hat{\beta}_i$ 之標準差 | wald $_i$ | 自由度 | P值 |
|------------|-----------------|----------------------|-----------|-----|------|
| 性別 X_1 | 0.106 | 0.033 | 10.438 | 1 | .001 |
| 教育程度 X_2 | 0.137 | 0.030 | 21.640 | 1 | .000 |
| 職業類別 X_3 | 0.077 | 0.013 | 37.219 | 1 | .000 |
| 年收入 X_4 | 0.176 | 0.052 | 11.558 | 1 | .001 |
| 雇用類別 X_5 | 0.141 | 0.076 | 3.443 | 1 | .064 |
| 工作年資 X_6 | 0.153 | 0.047 | 10.423 | 1 | .001 |
| 最高授額 X_7 | 0.326 | 0.077 | 17.912 | 1 | .000 |
| 現金卡數 X_8 | 0.133 | 0.028 | 22.346 | 1 | .000 |
| 常數 | -13.935 | 1.366 | 103.995 | 1 | .000 |

$$P(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} = \frac{e^z}{1+e^z},$$

$$Z = -13.935 + 0.106 \times 11.10 + 0.137 \times 11.28 + 0.077 \times 7.02 + 0.176 \times 7.94 + 0.141 \times 9.20 + 0.153 \times 10.05 + 0.326 \times 10.66 + 0.133 \times 4.12 = -2.417$$

及

$$P(-2.417) = \frac{1}{1+e^{-(-2.417)}} = 0.082$$

其中

$$Z = -13.935 + 0.106X_1 + 0.137X_2 + 0.077X_3 + 0.176X_4 + 0.141X_5 + 0.153X_6 + 0.326X_7 + 0.133X_8 \quad (12)$$

所以逾期繳款事件發生之機率隨著Z值之增加而增加。由於我們的每一個授信變數值是以各變數各組樣本之逾期百分比(見表6-表8)為其權重的分式評量，很顯然地，所有的參數估計值 $\hat{\beta}_i$ 皆為正號。舉例來說，某現金卡持有人資料為：男性、30歲、高中畢業，在一般企業為正式職員從事服務業的工作滿3年、年收入為42萬元、而有30萬元的最高授信額度、擁有一張現金卡數。則

在表12中，我們利用所得到的Logistic迴歸方程，以不同的機率值作為繳款正常與否分類之切割值時，我們可比較實際與預期繳款情況之分類。誤判正常繳款戶將失去好的客戶，而誤判逾期繳款戶將產生呆帳的風險。若視兩者同等重要為判定依據，則由表12可知，較好的機率切割值應選在0.1左右。另一方面，為了檢驗本模型的預測能力，我們拿備用的之測試樣本進行測試。在這1059件客戶資料樣本中，繳款正常者有970件，佔所有樣本數91.59%，逾期者有89件，佔8.40%。此樣本之逾期比例與原樣本之逾期比例8.69%極為接近，顯示此樣本之隨機性。在0.1的機率切割值

表12 現金卡實際與預測繳款情況之分類

| 切割值 | 預測 | | 正常繳款 | 逾期繳款 | 正確率 |
|------|------|--|------|------|-------|
| | 實際 | | | | |
| 0.5 | 正常繳款 | | 1931 | 3 | 99.8% |
| | 逾期繳款 | | 183 | 1 | 0.50% |
| | 總正確率 | | | | 91.2% |
| 0.15 | 正常繳款 | | 1650 | 284 | 85.3% |
| | 逾期繳款 | | 88 | 96 | 52.2% |
| | 總正確率 | | | | 82.4% |
| 0.12 | 正常繳款 | | 1496 | 438 | 77.4% |
| | 逾期繳款 | | 61 | 123 | 66.8% |
| | 總正確率 | | | | 76.4% |
| 0.10 | 正常繳款 | | 1405 | 529 | 72.6% |
| | 逾期繳款 | | 52 | 132 | 71.7% |
| | 總正確率 | | | | 72.6% |
| 0.08 | 正常繳款 | | 1266 | 668 | 65.5% |
| | 逾期繳款 | | 43 | 141 | 76.6% |
| | 總正確率 | | | | 66.4% |

表13 現金卡風險評估模型中各變數之重要性

| 被刪除的變數 | $-2\log L(\hat{\beta})$ | LR統計量 | 機率切割值=0.1 | |
|--------|-------------------------|---------|-----------|--------|
| | | | 正常戶正確率 | 逾期戶正確率 |
| 性別 | 1056.910 | 193.752 | 69.8% | 72.8% |
| 教育程度 | 1067.749 | 182.913 | 72.2% | 70.1% |
| 職業類別 | 1073.558 | 177.104 | 69.8% | 71.7% |
| 年收入 | 1059.727 | 190.935 | 73.3% | 71.2% |
| 雇用類別 | 1046.679 | 203.983 | 72.8% | 71.2% |
| 工作年資 | 1052.664 | 197.998 | 72.3% | 72.3% |
| 最高授額 | 1085.206 | 165.456 | 73.4% | 65.8% |
| 現金卡數 | 1067.548 | 183.114 | 70.5% | 71.7% |
| 原模型 | 1046.484 | 204.178 | 72.6% | 71.7% |

下，兩組樣本其所對應之預期正常戶與逾期戶之正確分別為70.52%、70.79%，略低於與原樣本之72.6%與71.7%，顯示此模型在適當的抽樣下，其預估之準確性是相當可靠的。

最後我們進一步分析迴歸方程中各授信變數之重要性。表13顯示了迴歸方程中各變數個別的被刪除後，其概似函數極值之變化與相應的分類正確率。如果被刪除的變數越重要，區別能力越高，那麼在 $-2\log L(\hat{\beta}_0) = 1250.662$ 維持不變下，刪除後的 $-2\log L(\hat{\beta})$ 將變得更大，而其差，亦即其概似比 LR ，也就變得更小(原模型的概似比 $LR=204.178$)。若以各變數在本模型中之顯著性，來判定其重要性，那麼各授信變數的重要性依次為最高授信額度、職業類別、教育程度、擁有現金卡數、年收入、性別、工作年資、雇用類別；然而此重要性的排序並沒有顯示在正常戶與逾期戶之正確率的判別上，此乃由於本模型為非線性迴歸模型。由表13可知，若將最高授信額度變數除去，對於逾期戶正確率的判別將大幅降低5.5個百分比；而將性別變數除去，對於逾期戶正確率的判別卻增加1.1個百分比。若正常戶與逾期戶正確率同等重要而以算術或幾何平均數來判定變數之重要性，那麼各授信變數的重要性依次為最高授信額度、職業類別、擁有現金卡數、教育程度、性別、雇用類別、年收入、工作年資。

李彥仕(2006)在其一文中，列出了國內現金卡授信研究者的顯著變數統計表，其

中出現次數最多的前四名顯著變數依次為性別、教育程度、職業類別與住屋類別，而與我們的四個主要顯著變數不盡相同。儘管各模型建立之基礎不同而無法比較，我們可從中知道現金卡授信業務中顧客之性別、教育與職業三項基本資料仍是重要的授信資料，而最高授信額度與擁有現金卡數則是本文所強調的顯著授信變數。

4. 結論與建議

隨著時代的進步、社會的變遷，銀行授信放款業務，已從著重擔保品的房屋、企業等授信作業冗長的高額貸款，擴及到一般無擔保品、應急的個人消費性小額貸款。尤以現金卡的發行，至今不過八年的時間，已有33家銀行競相推出，總放款餘額曾達三千億元，更符合了這類型借款者的需求。對放款的金融機構而言，儘管它是高利差、高報酬率的；快速的授信評審，也使得它是一個具高風險的消費性金融商品。因此如何建立一個快速而良好的授信風險評估模型與審核作業，以降低的逾期放款比率，實為各金融機構所亟待研究的課題。

本文以台灣某金融機構的現金卡客戶之資料，不同於一般文獻上的評分或評等級的評量方式，採用各類別各項目之逾期繳款所佔之百分比為其權重，來進行評量，利用Logistic迴歸模型作實證分析，得出其授信風險評估之Logistic迴歸方程式，進而從每位現金卡申貸者之資料，評估其

逾期繳款事件發生之機率為何。在正常戶與逾期戶兩組樣本中，我們投入了性別、年齡、婚姻狀況、教育程度及住房類別等五項個人基本資料、職業類別、公司類別、雇用類別、收入類別、年收入及工作年資等六項個人就業與收入狀況資料，以及區域別、最高授信額度與擁有現金卡數等三項個人申請行戶與用卡狀況資料，一共十四個授信變數。由常態檢定得知兩組樣本對在各授信變數下均為非常態的，所以我們用無母數的卡方檢定，發現僅有年齡與區域別兩個變數，對正常戶與逾期戶而言並無明顯差異。

接著，我們將剩餘十二個變數投入逆向逐步Logistic迴歸模型，進而發現婚姻狀況、公司類別、收入類別與住屋類別亦非顯著變數。為了不因誤判正常繳款戶而失去好的客戶，與不誤判逾期繳款戶而產生呆帳的風險，我們得到較好的機率切割值應選在0.1左右，其所對應預期正常戶與逾期戶的樣本內之正確率分別為72.6%與71.7%。由樣本外資料測試，我們發現其所對應之預期正常戶與逾期戶之正確率分別為70.5%、70.8%，略低於與上述樣本內之正確率，顯示此模型在適當的抽樣下，其預估之準確性是相當可靠的。我們進一步移除每一個顯著變數，觀察其概似比變化量，及比較預期正常戶與逾期戶之正確率，我們發現這八個變數中的顯著差異，主要來自於最高授信額度、職業類別、擁有現金卡數、教育程度四個變數，其次是性別、雇用類別、年收入、工作年資四個變數。

在本文中，我們在區域別上由南至北區分為五大區域，實證顯示客戶繳款正常與否之行為是與所謂的南北地緣差距並無明顯的差異，然每一區域均包含了都會與鄉村市鎮，而無法鑑別其差異性，故有必要進一步用虛擬變數或最好將各縣市皆列為區域類別中的一個項目的方式，評斷各縣市之差異，以探究都會與鄉村或各縣市間授信業務的能力上是否有差異。在實證之交叉分析中，我們對擁有3張現金卡者之逾期繳款比率卻是小於擁有2張現金卡者提出了解釋，認為經濟或理財能力，與背負償債心理壓力兩因素在時間之競逐下，擁有卡數較多者，其逾期百分比呈後來居上之勢，與一般直覺上認為擁有卡數越多，其逾期機率也越高的想法提出合理的解釋。因此，我們建議該金融機構調查目前擁有2張與3張現金卡數之逾期繳款比率是否趨近或正如我們所預期。這種現象是否普遍存在於各金融機構，是值得我們做後續觀察與研究。另一方面，國內政治的動盪，經濟的景氣與否都會影響到逾期機率的變化。本模型的建立，只適合於近期之授信，因此建議金融機構在做授信控管時應定期重建模型，再做有效的決策。其次，參照其它文獻，我們建議該金融機構亦應建立進件來源(臨櫃辦理與否)、擁有的信用卡數與各家金融機構近三個月的查詢數之授信資料，並投入Logistic迴歸模型中，以確認是否為顯著變數。最後，對於顧客逾期時間及還款記錄優良者的探討也是值得進一步研究的課題。

參考文獻

1. 王信勝 (2001)，整合分析層程序與類神經網路之信用評分模型，輔仁大學資訊管理研究所碩士論文。
2. 江世傑 (2001)，模糊類神經網路在消費性貸款之應用，國立成功大學工業管理學系碩士論文。
3. 何貴清 (2002)，消費者小額信用貸款之信用風險研究—以商業銀行為例，國立中山大學人力資源管理研究所碩士論文。
4. 李彥仕 (2006)，影響現金卡違約風險之因素分析，國立中央大學資訊管理研究所碩士論文。
5. 李桐豪與呂美慧 (2000)，「金融機構房貸客戶授信評量模式分析—Logistic迴歸之應用」，《台灣金融財務季刊》，1:1，1-20。
6. 李美笑 (2002)，信用卡持卡人信用風險之研究，逢甲大學保險學系研究所碩士論文。
7. 李海麟 (2003)，銀行消費者房屋貸款授信評量實證分析，國立中正大學國際經濟研究所碩士論文。
8. 林見州 (2001)，銀行個人消費信用貸款授信風險評估模式之研究，中山大學管理科學研究所碩士論文。
9. 林旭青 (2003)，現金卡發行風險評估模型之研究—以國內某銀行為例，淡江大學國際貿易學系碩士論文。
10. 張仁哲 (1982)，我國信用卡現代化之研究，政治大學企研所碩士論文。
11. 施孟隆、游清芳、李佳珍 (1999)，「Logit 模式應用於信用卡信用風險審核系統之研究—以國內某銀行信用卡中心為例」，《金融財務月刊》，4，85-104。
12. 席俊昌 (2005)，影響現金卡違約之因素分析---羅吉斯迴歸模型之應用，嶺東技術學院財務金融研究所碩士論文。
13. 陳錦泉 (2004)，現金卡授信模型研究—呆卡客戶之實證分析，國立高雄第一科技大學風險管理與保險系碩士論文。
14. 曾俊堯 (1991)，信用卡信用管理之研究，政治大學企研所碩士論文。
15. 黃小玉 (1989)，銀行放款信用評估模式之研究—最佳模式之選擇，淡江大學管理科學研究所碩士論文。
16. 詹育晟 (2005)，個人信用評分模式—以現金卡用戶為例，國立政治大學資訊管理研究所碩士論文。
17. 詹惠如 (2004)，個人消費金融信用之評估---以某銀行之現金卡為例，東吳大學會計學系碩士論文。
18. 鄭瑞楠 (1998)，財務分析在銀行授信決策上的應用之研究，國立東華大學企業管理系碩士論文。
19. 簡安泰 (1977)，消費者信用評分制度上之研究，政治大學企研所碩士論文。
20. 戴嘉甫 (2003)，銀行現金卡客戶違約機率之衡量，義守大學管理科學研究所碩士論文。
21. Baensens, B., Gestel, T.Van., Stepanova, M., Poel, D. Van den., and Vantheinen, J. (2005), "Neural network survival analysis for personal loan data," *Journal of the Operational Research Society*, 56, pp1089-1098.
22. Bendel, R. B., and Afifi, A.A.. (1977), "Comparison of Stopping Rules in Forward 'Stepwise' Regression," *Journal of the American Statistical Association*, 72, No.357, pp46-53.
23. Davis, R.H., Edelman, D.B. and Gammernan, A.J. (1992), "Machine Learning Algorithms for Credit-card Application,." *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, 4, pp.43-51.

24. Durand, D (1941), "Risk Elements in Consumer Installment Financing," *Studies in Consumer Installment Financing*, New York: National Bureau of Economic Research, 1941.
25. Grablowsky, B. J., and Talley, W. K. (1981), "Probit and Discriminant Functions for Classifying Credit Applicants: A Comparison," *Journal of Economics & Business*, 33, pp.254-261.
26. Mickey, R. M. and Greenland S. (1989), "The impact of confounder selection criteria on effect estimation," *American Journal of Epidemiology*, 129, No.1, pp125-137.
27. Kaplan, R.S., and Urwitz, G. (1979), "Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry," *Journal of Business*, 52, No.22, pp.231.
28. Lee, Timothy. H., and Jung, Sung-Chang (1999), "Forecasting creditworthiness: Logistic vs. Artificial Neural Net," *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems*, 1999, vol. 18, no. 4, pp28.
29. Orgler, Y. E. (1970), "A Credit Scoring Model for Commercial Loans," *Journal of Money, Credit, and Banking*, 2, Iss.4, pp. 435-445.
30. Peramuthu, S. (1999), "Financial Credit Risk Evaluation with Neural and Neuron fuzzy Systems," *European Journal of Operational Research*, 112, pp.310-321.
31. Steenackers, A., and Goovaerts, M. J. (1989), "A Credit Scoring Model for Personal Loans," *Insurance Mathematics Economics*, 8, pp.31-34.
32. Updegrave, W. L. (1987), "How Lender Size You Up," *Money*, 16, Iss. 4, pp.145-151.