

邏輯斯迴歸模型運用在女性信用卡 評分制度之研究

莊瑞珠*

(收稿日期：94 年 8 月 3 日；第一次修正：95 年 4 月 11 日；
第二次修正：95 年 6 月 16 日；接受刊登日期：95 年 8 月 10 日)

摘要

本研究以預測信用風險的方向，評估最能衡量個人信用、償債能力的預測變數，茲依照各個因素對於個人信用狀況的影響程度給予不同的權重，做出事前的風險量化研究，策略上評定是否發給個案信用卡，以期提高信用良好顧客比例，減少銀行呆帳的發生。首先依關聯性分析，發掘與顧客信用好壞有關的決定因素。進而透過這些因素，利用勝算比觀念，決定迴歸估計係數的權重，依此建立女性信用卡持有人之信用風險較完整評估標準。本研究顯示分別以教育程度、有無不動產、職位、行業為顧客信用好壞的顯著相關因素。在線性條件預測模型下，建立多變量邏輯斯分析模型，並依此結果製成業界所能直接應用的評分卡，揭露依評分模型所計算出評分分數等級與所屬百分位點，協助資訊使用者瞭解評分所代表的實際風險意義。並評估風險模型適用性與區分能力診斷，並偵測發卡銀行女性顧客群的信用組合，作為建構以個人信用評分分級為基礎的信用卡差別利率授信審核政策之參考。

關鍵詞彙：信用風險，評分卡，邏輯斯迴歸模型

壹·導論

金融產業為二十一世紀影響經濟發展之重要產業。早期基於金融穩定之考量，各政府對金融業一向採取嚴格的管制措施，然而，自西元 1970 年起，由於經濟環境的變遷，加上世界潮流趨勢的影響，各國的銀行逐漸走向自由化與國際化的發展方向。各國政府為了監督風險，以因應金融業高度競爭，於是有若干國際上共同資本管制的協定，其中以「巴塞爾資本協定」(The Basel Capital Accord) 最具有代表性。巴賽爾資本規範所訂定，主要是規範金融機構的信用風險，為全球銀行監理所需遵循的最低共同協定是由國際清算銀行(BIS) 巴賽爾銀行監理委員會所發布的資本協定相關標準，其中要求銀行必須針對其授信資產依規定權數計算「信用風險性資產總額」，並據以計提一定比率的最低適足資本以吸納其風險。資本適足率為決定銀行機構是否倒閉的重要指標。資本協定施行以來，因國際金融環境有了大幅改變，曾歷經多次修正，

* 作者簡介：莊瑞珠，輔仁大學統計資訊系與應統所副教授。

例如：法定適足資本計提標準的規定跟不上先進銀行日益純熟的風險管理技術、單一的適足資本計提標準於無形中使銀行追求高利差、低品質的風險性資產。有鑑於此，巴賽爾委員會尋求業界意見，並預計新協定 **Basel II** 於西元 2006 年起實施，其中二項主要修訂內容為 1. 信用風險資本的計提，改用外部信用評等結果，以決定適用風險權數大小。2. 增加監理機關覆核程序及市場制約機能，以避免銀行濫用內部模型。要求金融機構在 2007 年前準備至少三年以上的有效風險評估資料，並展示有效風險評估模型，這意味著銀行至少必須在年底前完成風險管理資料蒐集相關系統的建置，同時確保相關資料的完整性與數字的即時性。而風險管理與評估原就是銀行營運管理的必要環節，但隨著 **Basel II** 施行期限的迫近，更讓風險管理躍升為各銀行的首要重點工作。台灣政府於西元 90 年代開放新商業銀行加入經營，新的競爭者不斷加入，並允許各銀行增加分支機構據點與逐漸引導外國銀行來台設立分行，促使了銀行業自由競爭日益激烈。金融環境不確定性劇增，造成銀行業經營風險大幅提高。

近來由於政府策略性的擴大支出、減稅與降息，使得台灣金融產業更積極操作消費性金融信用業務；在銀行鼓勵信用卡持卡人持續擴張信用額度下，信用損失 (credit loss) 的狀況也隨之急遽增加。台灣信用卡卡債問題近年急速惡化，當放款風險擴大時，對信用卡持卡人亦不利，影響日後與銀行正常往來關係。若檢視西元 2003 年南韓所爆發的信用卡危機因素，可歸納三個層面；一為信用卡公司面，忽略風險管理，缺乏完備的個人信用卡資料庫，無法定期依照個人風險等級覆核調整信用額度，造成信用過度擴張。二為南韓政府為擺脫當時亞洲金融風暴所造成的衰退，採多項政策積極鼓勵消費但又缺乏配套的金融監理。在消費者面，缺乏正確使用信用，量入為出的觀念，致使過度消費。事實上，這些問題也正是現行台灣市場所面臨的問題。對經營信用卡業務的銀行界而言，信用卡是一種消費者金融產品，非常仰賴經營績效行銷、行銷手段與服務技巧。「風險」原本就是預測的概念，要做到預測和管理風險，銀行必須參考過去的歷史資料，正確分析並提早規劃。然而，銀行的資料原本就散佈在不同部門，這不僅提高了資料蒐集和分析的困難度，且當資料逐日劇增時，銀行有更多的決策需要擬定，但回應市場與客戶的時間卻相對變少，也讓銀行愈難精確評估風險，因而暴露在高風險。台灣信用卡市場同質競爭高，發卡量以達飽和，數量上很難有成長空間，加上不直接收取信用卡固定年費，經營利基已限於極有微薄的空間。所以，不論是回應 **Basel II** 的要求、滿足業務競爭需求，或提升資產品質，現行較可能成功的經營策略，必需將信用卡產品區隔

多樣化與分眾化，產生差異化策略，且各個產品需維持相當程度的經營規模與良好的經營效率。因此，雖然就發卡量市場已趨飽和，但若積極擴展區隔市場，針對不同族群、特色與需求設計在服務內涵、通路優惠不同的差異性商品；尤其在女性信用卡新族群與消費放款金額，則仍有可觀成長獲利潛力。在以女性消費通路為主要的功能卡日益增加下，分析女性信用卡消費行為特色：女性年輕族群消費行為相對於男性屬比較衝動、感性的重視生活型消費，容易受一時的喜好影響，信用卡先刷卡後付款的特性，相較於男性消費者更符合女性消費型態的需求。就年輕族新時代族群中市場佔有率，在不論每月購物次數、刷卡頻率與刷卡金額，皆明顯高於男性。故有研究女性卡產品消費風險的必要性。另一方面，過去標準信用卡管理制度，可涵蓋應用於大部分客戶的機制，不再適用市場發展；必需針對產品區隔及信用等級不同，發展獨立的風險管理模型。

雖然台灣主要發卡銀行已開始建立信用評分系統，從過去重視發卡數量轉向強化消費信用風險管理，但因為需要投入相當統計技術研發與成本，加以新消費金融產品（如現金卡等）不斷推出，能擁有完善的評分系統的發卡銀行仍屬不多。在 Basel II 要求下，需升級資料攫取與模型建立的準確度。即使已有某些內部評等系統，仍缺乏新協定規定蒐集客戶風險資訊來形成風險組合的系統資本適足要求。金融機構用以評斷信用風險的準則概分為三種：經驗法則 (Judgmental Approach)、信用評等準則 (Credit ranking) 為與專家系統準則 (Expert system) 準則。其中經驗法則係傳統上指依據授信及回收經驗在試驗過程後，列出拒絕授信對象；或經由徵信人員個人之經驗，以主觀判斷作成授信決定。此法簡單易行缺乏客觀標準制度不健全，易生弊端；僅適用於小額信用或在未建立客觀制度前，小量的申請作業程序。信用評等將客戶信用品質細分為若干項目，然後有系統的對每個個別項目分別考評等級，再綜合等級用以代表該顧客的信用評價。本研究探討的信用評分制度 (credit scoring)，不同於信用評等，在於需對評等項目系統化區隔並予以權重標準評分，亦可同時選定決定信用風險的重要解釋變異組合，並加總各評等項目下的分數，而且製作信用評分表格。而專家系統由於為一種自動評核系統，用以輔助或取代授信專業人員的審核工作，其中包括傳統知識庫系統、範例學習法、類神經網路等，亦可設定總評分的審視標準。唯對各評等項目的權重 (係數)，無法個別給予統計顯著性的檢定。但對於處理大量申請者資料庫，有其專業上一一定的準確性與即時性，尤其對於應用於解釋變數與反應變數之間的非線性關係更加適用。值得注意的是，在大部分操作風險測量中，任何量化方法必須克服用極少觀察線索

資料 (例：違約事件發生在不同時間點的重複案例不夠多) 估計風險機率分配的統計問題。在操作風險評估方法仍不一致，無法準確反映風險。

故在本研究中，我們綜合信用評等與評分制度的方法，發展能顯著衡量個人信用償信能力的統計建構模式，以作為事前風險量化研究的基礎。本研究就將專對女性卡為主軸，研究女性持卡人的信用狀態，建立信用風險之模型。本文主要內容分第貳部分探討有關常見信用評分方法優缺點比較之文獻探討，第參節中本研究所選擇使用的類別相關分析方法以探求與女性顧客信用風險 (credit risk) 的相關解釋因素，並依此建立業界能直接使用之女性持有人信用評分線性模型。在第肆節中對所建立模式討論適合度診斷方式，尤其針對不同授信標準 (是否發給信用卡的分數界線切割點) 下評估計分卡的區分能力。最後第伍節綜合以非線性假設下討論個案發卡銀行如何偵測女性顧客在評分下的風險最佳與最差組合，以提供銀行業者在發展女性信用卡的市場上有更精確的策略。

貳·文獻探討

基本上，成熟的信用卡市場，常基於假設消費者在某一特定期間內的行為會遵循過去的某些規則性的變動，可利用過去決策的經驗，來合理評估分析現行的信用卡申請行為。個別信用卡發卡機構在消費性金融市場所面臨的主要問題，是在於如何對信用卡申請人進行信用風險及償信能力的評估。信用組織系統中的信用部門，必須蒐集到足夠個人徵信資訊，並對資料完整循序挖掘潛在客戶的整體信用品質的變數，以為信用風險評估的基礎且依影響信用重要性的大小，給予權重的決定，可分別量化顧客風險等級及估計相對風險 (機率)，並就決策的自動化可提供直接應用的模型，則稱統計模型下的信用評等 (credit scoring) 制度。信用評分基本原理是藉由分析技術，由過去資料研發能預測未來授信客戶表現的分數，假設在授信審核時已知的客戶特性，將與授信客戶未來是否準時還款有關，一旦找出關連的規律性，即可套用現有資料做為未來預測。此種假設和早期授信人員基於主觀審核經驗授信客戶行為的情形基本上類似，所不同者是藉由軟體與演算法的輔助，可使預測更精確。但通常經過愈久時間，信用評分模型預測力會愈差，所以信用評分模型建立完成後需持續監控以確保有效解釋信用的風險。可依據不同的對象與應用方向，將信用評等概分為四大類：

1. **申請信用評等**：針對新客戶，依據其基本資料、工作情況、職位高低、居住區域與其他可資證實之財務資料，來預測未來是否會發生信用問題。
2. **逾期收款信用評等**：針對已發生信用延遲付款之客戶群，進行可能還款之預測，藉以集中心力處理較高可能性之可回收個案。
3. **行為評等**：針對客戶之消費行為（如：刷卡消費行為）進行瞭解，並建立未來行為預測模型。預測項目包括找出對銀行高度偏好的高貢獻客戶群、對該行其他金融商品有興趣，以及對某特定商品具有高度消費可能性的族群，有助於擬定跨售與行銷策略。
4. **行銷反應評等**：針對過去對行銷活動有反饋的客戶群進行瞭解，以便掌握並預測未來行銷時客戶可能的反應。可作為行銷計畫執行前之效果評估參考，讓銀行得以用最精省的花費進行最有效的行銷活動。

由於此研究目的，為預測未來授信顧客兩年發生違約的機率，但違約事件有許多不同定義，模型應用目的不同，資料來源也有差異；同時愈複雜的定義，資料取得愈困難。由於資料來源是屬於女性信用卡產品開發早期，促銷時期的部分資料特色—即給予較基本信用額度，涵蓋較多初級門檻的客戶。資料的取得，可視為係基於發卡銀行，在最邊際風險管控時間成本下，研究目的建構的個人信用評分結果應用為金融機構進行信用的初步標準；只包含個人與金融機構往來時申請信用時所提供之填寫基本正面資料，如收入、職稱、服務年資、動產狀況等，為產生本信用評分的唯一基礎。因此，性質上屬於上述第一類的申請信用評等，也是較易執行但信用評分模型預測力會愈差，因為僅就申請者基本條件變數，但不包括個人與整體金融機構的貸款情形、其他信用卡資料、票信資料與信用查詢資料等可能造成負面信用的訊息，其重要性可能更勝於已收集的基本資訊。因此基於以上的限制，需先利用此研究模型所篩選誤判群體，另結合徵信中心所提供必需付費的外部負債資訊（通常區分為 5 大類資料：繳款類、負債類、其他信用申請類、信用長度類與信用型態類），對更完整與精緻的資料庫作交叉分析，進行該機構獨立全面性之風險權重評斷，才能做成一致的信用決策。信用評等應用在歐美已盛行多年，大部份歐美銀行都擁有內部的信用評等機制，自行開發以客戶行為偏好度預測為主的信用評分模型，應用在包括車貸、現金卡、企業破產信用評分和企業期中審查等方面。然而，國內信用評等的應用則還在萌芽階段，大部份銀行仍零星購買國外的信用評等模型，在應用上則以消費金融信用卡為主。根據歐美銀行的經驗，即時且精準的信用風險評估能有效降低 5%到 15%的壞帳率，同時降低 5%到 10%的

重覆核貸作業成本。以積極面來看，銀行可進一步將未提撥的資本準備金做最佳運用以創造更高獲利。

由於一般評分卡的主要作用探討影響持卡戶信用卡款項發生逾期之因素，並將探討的因素作為分析模式的預測變數，藉以建構一個統計上的迴歸評分模式。分析主要目的，是找出隱含於資料的相關 (Correlations)、通則 (Patterns)、集群 (Clusters) 與趨勢 (trends)，亦常需要經過資料轉換中較複雜的數學運算，結合數種統計方法。國外近期發展的重要預測技術，包括統計模型中常見的線性判別函數、羅吉斯迴歸、類神經網路及決策樹，僅提出較具代表成功適用業界的內容加以討論。其中 Henley (1996) 早期利用線性判別函數，可依據各個變數權重給定信用分數可用來篩選出重要變數，無法處理解釋變數之間共線性問題，應用層面有極大限制。Srinivisan and Kim (1987) 最先使用羅吉斯迴歸，依據各個變數之權重給定信用分數，並可用來篩選重要變數，尤其對解釋變數之資料尺度不受限制，可考慮解釋變數之間共線性並進行預測的資料。Boyle (1992) 使用決策樹方法，找出目標變數與解釋變數存在互動效果，並區分兩個以上的目標群體。雖然資料尺度不受限制，亦可找對目標群體解釋區分的重要因素組合，終究仍無法給定權重，以進行評分。Yobas (1997) 以較少量的資料應用類神經網路方法，應用於解釋變數與目標變數為非線性關係資料分析。須考量學習模擬訓練次數，以避免過度配適。但由於評分卡是決定信用申請人特徵的相對加權總分之制度，並以相對風險的觀念，給較高風險者較低分數；反之給較高分數。信用卡市場中適用的評分制度，必需對評等項目系統化區隔並予以權重標準，亦需同時選定決定信用風險的重要解釋變數組合，並加總各評等項目下的分數而且製作信用評分表格 (Scorecards)。然而，線性判別函數為早期用於區分顧客信用風險群的方法，但受限制解釋變數之資料尺度 (包含類別型) 與共變數矩陣相等，而且無法顯示信用卡基本變數間強烈的共線性問題。決策樹在其自動選擇變數和表現變數間交互關係有強大的功能；但無法給定權重，以進行評分。因此，單一決策樹方法的應用無法產生實務上所需的評分卡，應佐以複合統計方法 (Hybrid model) 應用。而羅吉斯迴歸方法為其中一種不受限制解釋變數之資料尺度，找出顯著變數線性組合與相對權重來預測風險，鑑別區分信用風險群體的重要有效方法，並可同時進行必要的統計顯著性檢定，但必須以周詳的類別相關分析方法以事先選出與女性顧客信用風險顯著解釋因素，才能顯示出模型之鑑別度。(Capon 1982, Radding 1992, Royston 1994, Grablowsky and Kalley 1981, Srinivisan and Kim 1987, Steenackers and Govaerts 1989, Gilbert et al. 1990,

Carter and Catlett 1987, Davis et al 1992, Eisenbeis 1978, Makowski 1985) 相對於信用卡市場的成長快速,國內專對於信用卡的信用風險管理的研究甚多且多屬單一統計方法的應用,但是專對於女性卡信用評等的研究少見完整評估系統分析。

以本文以預測信用風險的方向,利用羅吉斯迴歸模式進行分析,以預測機率值(乘以 10)以作為評估顧客信用分數形成評分基礎,並以決策樹方析中 CHAID (Chi Square Automatic Interaction Detector) Bonferroni 同時修正卡方檢定法 (Miller, 1991) 將預測變數的反應水準進行分割與合併,以求得以最顯著的預測變數的最小分群數。其目的為偵測個案發卡銀行女性顧客,經逐次搜索樹狀分析下最能解釋信用風險變化因素研究,結合羅吉斯迴歸方法及決策樹,有效應用兩種方法的優點。

參・研究方法

一、研究變數與操作性定義

信用卡客戶資料庫因為性質需要,依顧客消費/償還信用行為分三群;好(有授信用價值)顧客、壞(無授信用價值)顧客,以及無法判定價值的顧客(通常指無足夠刷卡消費記錄)。此研究中主要為申請信用評等制度的建立,對於雖然過去對行銷活動有反饋的客戶,但無法判定價值顧客群的資料,通常無法直接使用。因為此類資訊可能同時包含部份好壞顧客,無法形成有助於判讀顧客違約行為的資料庫。

由信用卡申請書上的表列資料及個人徵信資料,採用性別、年齡、婚姻狀況、教育程度、年收入、行業、職稱及繳款記錄,作為預測是否發給信用卡的基本變數。以過去顧客行為為樣本的評估準則,將無可避免產生判斷現有顧客風險的誤差,因此真正適用的評估卡制度,必須掌握研究目標群體的特性,同時將樣本分為訓練樣本與測試樣本,模型研發完成後需驗證,以避免研究人員抽樣時產生偏誤或忽略部分重要因素,造成模型實際運用時產生落差。合理專業考慮下的抽樣,應基於明確的研究目的,並能符合相當反應於未來顧客的消費型態的假設,因此取樣的年限應加以限制。任何經測試正式使用的評估卡制度,亦須隨時因經濟變動(例:全球性不景氣、美國 911 攻擊事件等)、市場規模(例:同業間激烈的競爭策略等),甚至社會價值觀改變,對預測變數的反應能力再測試與評估,才能即時減少企業損失。在此研究中定義如下:

反應變數 ($Y=1/0$)：好／壞顧客，其中壞顧客定義：支票存款列為拒絕往來戶，12 個月內至少有一次信用紀錄繳款超過 30 天以上或消費額度已超過信用額度。

解釋變數 (X)：以直接取自信用卡申請書上的表列資料中的教育程度、婚姻狀況、職位、行業、自有住宅、年齡、年薪等為主。

1.研究對象：台北市某銀行所推出首張女性信用卡持有人。

2.資料期間：西元 1995 年 1 月起至 12 月底。

3.樣本敘述：發行銀行普通卡 (非金卡類) 年度內已核准申請 10,000 筆女性信用卡持有人，排除信用額度為 0 或信用紀錄 12 個月內未使用過信用卡女性信用卡持有人，有效樣本為 4574 筆。另 5000 筆測試樣本，以供驗證模型區分能力與適合度。研究限制為此資料為銀行信用卡申請者之促銷期間資料，無法進行統計部分推論。且資料僅限於西元 1995 之年 1 月初至 12 月底，為有限期限狀況討論，若未來外在經濟狀況、社會因素等變動，必須調整此模型。此預測模型亦受該銀行內部經營型態所影響。

二、統計分析方法

(一)類別關聯性分析

此關聯性分析是以削減錯誤比例 (Proportional-reduction-in-error, PRE) 的概念，來降低預測誤差，彌補卡方檢定無法說明行列變數之間的關聯程度與方向的缺點。本研究的資料特性，因業界實務需求設計為間斷變數 (類別變數)，其中 PRE 越大，代表變數之間關聯強度越大，並且可以檢定預測變數之間的關聯程度方向。採用由 PRE 概念中較穩定關聯性測量統計量為 Goodman & Kruskal's λ (1954) 做分析 (附錄 1)。

(二)邏輯斯迴歸模型 (Logistic Regression Model)

在實務運用上，選用邏輯斯迴歸模型來建構評分模型，結果可直接產生評分卡，在模型實行 (implementation) 上成本較少也較快速。輯斯迴歸模式是用來處理依變數屬於類別變數的一種統計分析方法，因依變數可能包含多種可能狀態，常被用來分析一個二元的反應變數。其特性在於利用 logistic 變數轉

換，使反應變數轉換為介於 0 到 1 之間的機率值，其中定義反應變數 Y 為 1 (代表事件發生) 和 0 (代表事件不發生)。

若假設有 $p-1$ 獨立的解釋變數，令其向量定義為 $x = (x_1, x_2, \dots, x_{p-1})$ ，則反應變數的條件機率定義為 $P(Y = 1|x) = \pi(x)$ 為申請人基本資料下好顧客之機率，

$$\pi(x) = \frac{e^{g(x)}}{1 + e^{g(x)}}, \quad \text{其中 } 0 \leq \pi(x) \leq 1$$

邏輯斯迴歸模式通常表示為：

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(Y = 1|x)}{1 - \pi(Y = 1|x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_{p-1} x_{p-1}$$

經過 logit 的轉換後， $g(x)$ 是參數的線性組合，與變數 X 呈線性關係且為單調遞增/遞減特性，更能處理 $P(Y = 1|x) = \pi(x)$ 發生事件之機率範圍限制的問題。迴歸係數最大概似估計式，具有統計一致性與有效性的優點。且當 $g(x)$ 越大時，事件發生的機率越大，可另設定臨界機率值作為兩類顧客群判定標準；若申請人之機率大於臨界機率，則判定為可正常授信客戶。

(三) 評估模型配適程度方法

在線性迴歸中，通常都是利用反應變數之配適值與實際觀察值之差異 (即殘差)，來建構檢定適合度的統計量。在此研究中，利用 Hosmer-Lemeshow 統計量 (1980, 1982) (附錄 2) 討論整體 (overall) 適合度及 Deviance 統計量 (附錄 2) 亦可由個別殘差值 $(Y - \hat{Y})$ 差異作檢定計算，可獲得極端值或影響值 (influence value) 的部分訊息。

(四) 評估配適羅吉斯模式區別能力之方式

信用評等模型應能區分違約授信與正常授信之間的差異，驗證此模型是否具有足夠能力區分信用狀況的好壞，並評估模型的誤差率是否在合理可接受範圍內。建議的方法，包括：

1.K-S 兩個獨立樣本統計檢定 (Kolmogorov-Smirnov two-sample test) (附錄 3)

當信用評分模型建置完成後，利用兩樣本累積相對次數分配之 K-S 檢定，驗證違約授信戶的評等分數分配是否與正常授信戶的評等分數分配是否一致，以瞭解所建置的模型是否能區分兩種不同的授信客戶。當 K-S 值愈大時，愈能證明兩種不同的授信客戶的評等分數分配並不一致，因此愈能利用評分去區分違約授信與正常授信之間的差異。

2.判別表 (Classification Table)

由於只就考慮模型全面區分效力會隱藏預測能力不佳情形，因此需同時檢視各個情況下的誤差。由配適羅吉斯迴歸模式的預測值與觀察值分類結果，透過分類表 (classification table) 中的正確判斷率，可判斷模式各個情況誤差。分類表是利用配適羅吉斯迴歸模式所得到的估計機率值，與事先設定切斷點作比較，形成觀察值與預測值交叉二維表。切斷點的不同設定與兩群體樣本數相對個數，會影響正確判斷率。而一般最常使用的切斷點為 0.5，以表示事件發生的機率是均等的，即對好壞顧客發生的機率為均等的，而好壞顧客實際上發生的機率並不相等。且羅吉斯迴歸模式所配適機率值，是為屬於 $0 < \hat{p} < 1$ 的連續數值，此分類表僅利用切斷點二分法做區分，已失去部分預測能力訊息。故此研究中我們考慮多種不同的切斷點，並依實務對偏差加以調整，可使模型的預測更趨精確。

肆·實證結果與分析

一、解釋變數的設計

(一)職位與行業：

根據該銀行原始建檔資料之職位別及行業別各有 64 種與 67 種類別，將原各分類的勝算比 (odds) 相近者予以合併，分別可得 9 組與 8 組，簡化其分類個數，使具同質性 (好/壞顧客比率) 之職位和行業歸於同一類別，整理合併後的分類狀況於下 (表一、二)。

表一 職位層別水準合併後定義表

職位類型	職位層別
第 1 類型	政府官員、律師、空服員等
第 2 類型	工程師、教師、一般內勤職員等
第 3 類型	職業軍人、專櫃門市店員、獨資公司負責人等
第 4 類型	業務員、新聞傳撥者、餐旅服務等

表二 行業層別水準合併後定義表

行業類型	行業層別
第 1 類型	會計事務所、進出口貿易、學校、期貨公司等
第 2 類型	紡織者製造、機械金屬製造、石油橡膠製造等
第 3 類型	政府機關、傳撥公司、文化康樂服務等
第 4 類型	旅行社、工商服務、餐廳自助、房屋仲介等

(二) 年薪與年齡：

由於年薪與年齡皆為區間尺度變數，為了便於觀察與測量此兩變數與信用好壞是否有差異與關聯程度大小，試以 DH 分層法 (附錄 4) 將此兩變數分組，使組內變異小而組間變異大便於測量。

表三 年齡及年薪層別水準合併後定義表

	年齡	年薪
層別 1	25-27 歲	219999 元以下
層別 2	28-31 歲	220000 元
層別 3	32-36 歲	220001 元以上
層別 4	37-40 歲	
層別 5	41-48 歲	
層別 6	49 歲以上	

二、敘述統計

首先對於抽樣母體 (10 萬筆信用卡申請者之資料)，依 7 個基本變數，分別為教育程度、婚姻狀況、職位、行業、是否自有住宅、年齡、年薪進行分析。其中年齡、年薪原為連續變數，而為了便於進行信用評分與解釋，故將此兩變

數經由 DH 分層法轉為間斷變數，觀察抽樣母體此 7 個變數之基本敘述統計狀況便於分析抽樣母體基本結構。

就婚姻狀況而言，以未婚女性占居多；就教育程度而言，以大學及大學以上占居多；就職位而言，以第 2 類型的職位占居多，其中包含工程師、教師、一般內勤職員等佔全部的 80.3%；就行業而言，也以第 2 類型的行業占居多，其中包含紡織者製造、機械金屬製造、石油橡膠製造等佔全部的 46.2%；就自有住宅而言，以無自有住宅占居多佔 94.8%；就年薪而言，以 220000 元占居多，高達 74.7%；就年齡而言，以 28-31 歲女性占居多。限於受業界委託分析目的與資料來源，為針對該銀行初步促銷發行搶攻女性卡市場，給予較基本信用額度 6 萬元。核發該女性卡的客戶基本條件為年滿 20 (含) 歲以上，有正當固定收入與完全行為能力，並在國內設籍的本國女性國民且任職滿一年的公司在職員工。

表四 基本變數敘述統計狀況

信用 好壞	好顧客	76.20%	職位	第 1 類型	1.20%
	壞顧客	23.80%		第 2 類型	80.30%
婚姻	未婚	62.70%		第 3 類型	15.40%
	已婚	37.30%		第 4 類型	3.00%
教育 程度	國中以下	7.60%	行業	第 1 類型	15.90%
	高中職	37.50%		第 2 類型	46.20%
	大學及以上	54.90%		第 3 類型	24.80%
年齡	25 歲-27 歲	21.10%		第 4 類型	13.10%
	28 歲-31 歲	26.30%	自有 住宅	有不動產	5.20%
	32 歲-36 歲	21.90%		無不動產	94.80%
	37 歲-40 歲	11.10%	年薪	22 萬以下	0.70%
	41 歲-48 歲	13.10%		22 萬	74.70%
	49 歲以上	6.40%		22 萬以上	24.60%

三、關聯性分析

利用卡方檢定，Goodman, Kruskal λ 統計量的不對稱關聯性，以檢定各個解釋變數之水準變動與信用卡申請人之信用好壞關聯性 (表五)。

表五 解釋變數之卡方獨立性檢定結果表

變數	卡方檢定值	Goodman Kruskal's λ
婚姻狀況	0.198	0.007
教育程度	22.04*	-0.167*
自有住宅	8.267*	-0.430*
年收入	6.27	0.034
職位	53.797*	-0.194*
行業	63.702*	-0.105*
年齡	7.608	-0.007

註：* 表示 $p\text{-value} < 0.1$,

由兩種檢定中選擇可能與信用水準存在關聯性等解釋變數的分析初步結果為教育程度、自有住宅、職位、行業。因關聯性分析可視為篩選變數的過程，初步考慮各解釋變數關聯性測量統計量數值皆偏低（介於 0.1 與 0.4），其中婚姻狀況、年齡與收入，不列入與信用水準的關聯性（更低於 0.1）。

四、邏輯斯迴歸模型

(一) 參考組設定

首先依關聯性分析初步設定四個變數作為建構模式之解釋變數，並考慮類別的設定，將信用風險高列為參考組如下表：

表六 參考組的設定

變項名稱	參考組設定條件
反應變數(Y)	
好/壞顧客	壞顧客
解釋變數(X)	
教育程度	國中以下
自有住宅	有不動產
職位	第 4 類型
行業	第 4 類型

(二)檢定共線性與確立邏輯斯模型

所謂交互作用 (interaction or confounding) 存在於兩變數間，表示當其一變數水準變動時，對於另一變數的影響，屬非固定常數的效應。首先比較單變量與多變量分析下，解釋變數 X 別的係數估計值。計算只含主要效果之初步多元邏輯斯迴歸模型，並比較個別解釋變數 X，是否有明顯差異，以檢查可能存在的共線性。表七結果比較單變量與多變量分析下各解釋變數的 X 係數估計值，並無在正負號關係明顯差異，且分類變數下係數大小的關係仍趨一致，顯著性亦沒有改變 (p-value<0.05)。以下步驟模型將不考慮此類交互項目。

表七 單變量與多變量邏輯斯迴歸比較表

	單變量估計值	多變量估計值
教育程度—大學以上	0.45	0.27
教育程度—高中	0.17	0.12
自有住宅—無不動產	0.41	0.24
職位—第 1 類型	2.97	2.70
職位—第 2 類型	0.94	0.55
職位—第 3 類型	0.59	0.34
行業—第 1 類型	0.92	0.78
行業—第 2 類型	0.65	0.52
行業—第 3 類型	0.39	0.29

表八 最適多元邏輯斯模式估計係數與指數勝算比率

	參數估計值	估計指數勝算比
教育程度—大學以上	0.27*	1.31
教育程度—高中	0.12	1.12
自有住宅—無不動產	0.24*	1.28
職位—第 1 類型	2.70*	14.93
職位—第 2 類型	0.55*	1.73
職位—第 3 類型	0.34*	1.40
行業—第 1 類型	0.78*	2.17
行業—第 2 類型	0.52*	1.68
行業—第 3 類型	0.29*	1.34

註：* 表示 p-value<0.01,

從表八完全分類模式中，此 4 個解釋變數，採強迫進入法放入模式。除了教育程度一高中此變項外，其他解釋變數都有達到顯著差異 ($\alpha=0.01$)。但考慮變數的完整性，因此教育程度也納入解釋變數中。

估計指數勝算比 (odds) 可用來解釋：教育程度為大學以上之好/壞顧客比為教育程度為國中以下之好/壞顧客比 1.31 倍；教育程度為高中之好/壞顧客比為教育程度為國中以下之好/壞顧客比 1.12 倍；無不動產之好/壞顧客比，為有不動產之好/壞顧客比的 1.28 倍；職位為第 1 類型之好/壞顧客比與第 4 類型之好/壞顧客比，相比為 14.93 倍最高；行業為第 1 類型之好/壞顧客比與第 4 類型之好/壞顧客比，相比為 2.17 倍最高。

因此在此個案研究，實證分析可得到與持卡人信用好壞有關的 4 個變數，分別為教育程度、職位、行業、不動產。但自有住宅與年薪，此兩個解釋變數，因為本研究中，持卡客戶絕大多數特性為無自有住宅與年薪為 \$220,000 為 (分別佔 90%，70%以上) 對於模型無法顯示區別解釋力。

伍·建構女性信用卡評分卡

一、女性信用卡評分卡結果分析

利用測試樣本分別放入邏輯斯迴歸模式，其在各變數水準組合下所得的預測機率值 \hat{P} (即預測該顧客為好顧客機率)，利用 \hat{P} 乘上 10 以轉換成信用卡申請人之信用分數。此分數之意義為在該顧客之申請信用卡基本條件下，所可獲得的分數。再以 10 分作為一分數區間間隔，藉以觀察在每一分數區間下，好壞顧客之分佈狀況。故根據每一位顧客所得分數，以 10 分作為一間隔，以看各區間所分布好壞顧客情形。

如表九可得知，好壞顧客在每個分數區間詳細的分布情況。好壞顧客累積百分比差異最大在 70 分至未滿 80 分，從總人數統計方面，可知大部分顧客的信用分數落在 70 分至未滿 80 分與 80 分至未滿 90 分兩分數區間。利用 K-S 統計量並取表九中好壞顧客累積百分比差異最大 (11.18%) 在 70 分至未滿 80 分之結果，以信用分數為 70 分作為此案例中好壞顧客的切割點。

表九 好壞顧客人數分布統計表

分數區間	好顧客 人數	壞顧客 人數	好顧客 百分比	壞顧客 百分比	$F_x(x)$		差異
40 分至未滿 50 分	4	4	0.11	0.37	0.11	0.37	0.26
50 分至未滿 60 分	64	53	1.84	4.87	1.95	5.24	3.30
60 分至未滿 70 分	366	192	10.50	17.65	12.45	22.89	10.44
70 分至未滿 80 分	1509	479	43.29	44.03	55.73	66.91	11.18
80 分至未滿 90 分	1490	358	42.74	32.90	98.47	99.82	1.34
90 分至未滿 100 分	53	2	0.18	0.18	100	100	0
總計	3486	1088	100	100			

二、計分卡區別能力評估

計分卡區分能力結果表 (表十) 顯示, 在學習樣本中, 以預設切斷點 $c=0.5$ 解讀判別表 76.21% 的正確判斷率。邏輯斯迴歸模式所建構之計分卡, 所建構出好壞顧客之信用分數分佈, 有明顯的差異。(3 種統計量檢定 $p\text{-value}<0.01$.)

表十 計分卡區分能力結果表

樣本	統計量	Hosmer-Lemeshow 統計量	KS 統計量	Deviance 統計量	預測百分比
	學習樣本 (n=4574)		92.65	11.18	3792.37
測試樣本 (n=5000)		136.45	11.14	4911.30	72.17

註：以上 3 種統計量檢定 $p\text{-value}<0.1$.

表十一 測試樣本判別表：以 70 分為切割點

觀察值	預測值		正確預測
	壞顧客	好顧客	百分比 (%)
壞顧客	249	839	22.89%
好顧客	434	3052	87.55%
整體正確預測百分比			72.17%

透過模式所建構之評分卡可得知, 測試樣本之好壞顧客人數分佈差異最大在 70 分至未滿 80 分, 累積百分比差異最小在 40 分至未滿 50 分。因此參照評分卡的好壞顧客人數分配圖與考量好壞顧客比例與成本, 選擇 70 分作為評

估顧客信用好壞準則。由上表可以得知整體正確預測百分比分別為 72.17%。壞顧客被預測正確的比例為 22.89%；好顧客被預測正確的比例為 87.55%。違約客戶被誤判為正常之比率偏高的原因，為資料基本結構的不完備與設定研究目的應用。由於資料來源是屬於女性信用卡產品開發早期，促銷時期的部分資料特色—給予較基本信用額度，涵蓋較多初級門檻的客戶。且此資料的取得，可視為係基於發卡銀行，在最邊際風險管控時間成本下，研究目的建構的個人信用評分結果應用為金融機構進行信用的初步標準；只包含個人與金融機構往來時申請信用時所提供之填寫基本正面資料，如收入、職稱、服務年資、動產狀況等，為產生本信用評分的唯一基礎，整體的模式預測力在預定達成目標內(70%以上)。業界可參考發卡目的與成本需求做調整界定信用好壞準則，亦可選擇其他分數作為評估的準則，得到不同的判別率(包括型 I、型 II 誤差)。

表十二 已違約被誤判為可正常授信客戶組合分析表

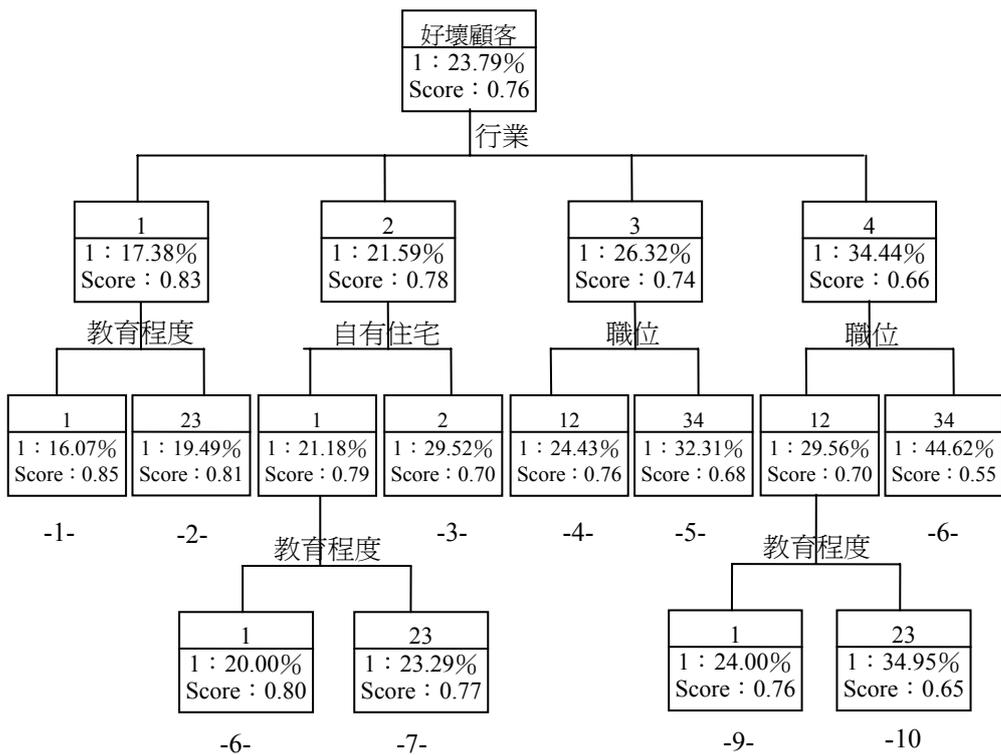
變數	變數分類	人數	百分比
教育程度	高中職	276	32.90%
	大學及大學以上	504	60.07%
	國中以下	59	7.03%
職位	第 1 類型 政府官員、律師、空服員等	2	0.24%
	第 2 類型 工程師、教師、一般內勤職員等	747	89.03%
	第 3 類型 職業軍人、專櫃門市店員、獨資公司負責人等	85	10.13%
	第 4 類型 業務員、新聞傳撥者、餐旅服務等	5	0.60%
行業	第 1 類型 會計事務所、進出口貿易、學校、期貨公司等	126	15.02%
	第 2 類型 紡織者製造、機械金屬製造、石油橡膠製造等	441	52.56%
	第 3 類型 政府機關、傳撥公司、文化康樂服務等	224	26.70%
	第 4 類型 旅行社、工商服務、餐廳自助、房屋仲介等	48	5.72%
自有住宅	無不動產	814	97.02%
	有不動產	25	2.98%

對模型中觀察已違約被誤判為可正常授信客戶，需加以進一步偵測，就其還款行為採取即刻性的信用觀察回饋評分，藉以掌握信用預測模式之效度，並有效進行風險控制。誤判分析顯示，違約被誤判為可正常授信客戶 839 人中，嚴重違約需列入壞帳準備的比例極稀少，分別為：遲繳帳款 180 天以上 (3.6%) 與消費額度已超過信用額度 (0.7%)。大部分 (78.7%) 其他違約狀況為持

卡人雖有遲繳紀錄 (30 天至 60 天) 但在事後不同時期多已償還並繳清欠款，非屬風險操作時強烈預警的客戶群。另一方面，此違約族群之基本條件，教育程度多為大學及大學以上 (佔 60.07%)、職位以工程師、教師、一般內勤職員組長或店長等 (佔 89.03%)，行業以紡織者製造、機械金屬製造、石油橡膠製造等 (佔 52.56%)，因此，自本研究所建構評分卡中得到權重分數，相對高於其他本國債務人履行財務承諾之能力的評級，應仍屬合理預測方向。但顯示上述基本條件組合，若僅以制式觀察標準 (一般信用卡標準)，不易定義是否為正常繳款顧客群，在引用此計分卡時，須特別注意這些組合。

陸·信用結構組合與評級定義說明

然而，評分模式固然可以預測未來發生客戶違約的機率，但由於信用卡金融商品的特色，預測能力並未必一定代表獲利基礎，必需在風險與獲利的取得風險控制管理的平衡點。此處解釋變數為分類變數，因此由卡方自動互動檢視法 (CHAID) 加以檢視分類結構。



圖一 樹狀分類結構組合

由圖一結果顯示信用好壞與教育程度、職位、行業、自有住宅有互動結構存在。經由整理，可獲得由各人口統計變數不同水準組成種組合與其相應評分等級 (表十三)。並另表 (表十四) 說明該女性債務人，相較於其他同性質本國債務人履行財務承諾之能力的評級及建議所實施方案中相對客戶比例。在此個案研究中，信用等級的最佳組合為大學以上、行業第 1 類型 (會計事務所、進出口貿易、學校、期貨公司等)。信用等級最低的組合是職業為第 3、4 類型 (職業軍人、專門市店員、獨資公司負責人、業務員、新聞傳播者、餐旅服務等)、行業為第 4 類型 (旅行社、工商服務、餐廳自助、房屋仲介等)。

表十三 信用等級結構組合表

組合	教育程度	職位	行業	自有住宅	信用等級	人數
1	大學以上		第 1 類		(A-1)	448
2	高中職以下		第 1 類		(A-2)	277
3	大學以上		第 2 類	無	(A-2)	1290
4	高中職以下		第 2 類	無	(A-3)	717
5		第 1、2 類	第 3 類		(A-3)	842
6	大學以上	第 1、2 類	第 4 類		(A-3)	200
7			第 2 類型	有	(B)	105
8		第 3、4 類	第 3 類型		(C)	294
9	高中職以下	第 1、2 類	第 4 類型		(C)	206
10		第 3、4 類	第 4 類型		(D)	195

表十四 信用評級使用表

信用等級	評分	信用評級定義說明	百分比
A-1	85 以上	有最高評級之履行財務承諾之能力。	9.79
A-2	80-85	履行財務承諾之能力滿意，相對於最高等級可能受到環境與經濟條件變動之影響。	34.26
A-3	75-80	履行財務承諾之能力具保障性，相對於最高等級容易受到環境與經濟條件變動之影響。	38.46
B	70-75	該債務人相較於其他本國短期債務人，如期履行財務承諾之能力，將顯著地受到不利的企業、金融或經濟條件所影響。	2.3
C	60-70	償債能力令人質疑	10.93
D	60 以下	無法履行債務	4.26

註：參考中華信用評等公司對短期債務所評等之等級定義說明，表示該債務人相較於其他本國債務人履行財務承諾之能力的評級。

柒·結論與建議

由於台灣信用卡市場競爭激烈，多半已不再對信用卡顧客收取使用年費，發卡銀行獲利空間漸趨有限。獲利最好的方法就是積極訂定信用卡風險指標與作業程序，以辨識顧客風險來源，隨時衡量與監督。由於相對於其他國家，本地信用壞帳不高（台灣四大主要發卡單位 2005 年年底壞帳率平均為 4.05%，相對於同期美國為 5%-7%）且台灣消費者負債對可支配收入相對亦不明顯過高，如南韓 2002 年發生信用卡危機的機率不至於過高。但是，鑑於新修訂資本協定將於西元 2006 年年底正式實施，國內金融界莫不致力於相關規範研究與因應策略。基於推廣及提昇我國金融監理與風險管理與國際同步，金管會銀行局與業界共同成立新協定共同研究小組。其中，有關信用風險評等的研究，尤其受到銀行界的重視。同時，創造高獲利是企業經營最高指導原則，銀行當然不能自外於此。即時與精準的信用風險評估可協助銀行業者深入了解客戶，同時有效控制風險以增加資金應用的靈活度。要達到上述目的，銀行業者必須擁有自行規劃與建置信用評等機制的的能力，並確認模式的預測力仍在合理範圍內。若模式預測力與發展模式有顯著差異時，必須調整評分模式的結果或重新建構新的評分模式。要有效管理所有可能的信用風險組合，並就目前可能面臨的風險提出完整的報告，選用內部評等法來評估銀行交易對象的違約機率，需建構多種模型，才足以區別不同顧客組合結構，在不同資產產品的輪廓。

此研究目的為預測授信顧客未來兩年發生違約的機率，但違約事件有許多不同定義，模型應用目的不同，資料來源也有差異；愈複雜的定義，資料取得愈困難。由於資料來源是屬於女性信用卡產品開發早期，促銷時期的部分資料特色—即給予較基本信用額度 6 萬元，涵蓋較多初級門檻的客戶。且此資料的取得，可視為係基於發卡銀行，在最邊際風險管控時間成本下，研究目的建構的個人信用評分結果應用為金融機構進行信用的初步標準；只包含個人與金融機構往來時申請信用時所提供之填寫基本正面資料，如收入、職稱、服務年資、動產狀況等，為產生本信用評分的唯一基礎，整體的模式預測力在預定達成目標內（70%以內）。但不包括個人與整體金融機構的貸款情形、其他信用卡資料、票信資料與信用查詢資料等負面信用的訊息，其重要性可能更勝於已收集的基本資訊。因此基於以上的限制，需先利用此研究模型所篩選誤判群體，並結合徵信中心另提供計費的整體負債資訊（通常區分為 5 大類資料：繳款類、負債類、新信用申請類、信用長度類與信用型態類），始能有對更完整與精緻的資料庫作交叉分析，進行該機構獨立全面性之風險權重評斷，才能達成

實際適用的信用決策。評分模式的預測力會因時間不同而有變化，透過定期及持續性的模式監控，擬定正確市場區隔與跨售策略，以拓展市場佔有率。

由我們研究所得女性持卡人遲繳狀況並不嚴重（好壞顧客比率為 3.2：1.0），一般而言，女性卡的信用狀態相對較佳，而且女性消費者的消費能力越來越高，消費行為也較為衝動，故信用卡能先刷卡後付賬的特色，滿符合女性之需求。金融業者可依上述信用組合結構（表十三）探討，設計定價不同及服務內容不同的商品，既可辨識顧客風險來源，訂定信用卡風險指標與作業程序，亦應將信用卡各項收費應事先揭露力求透明化，以利消費者參考與選擇可供女性消費者多樣性選擇。更應制定女性卡專用界訂定義，就不同的遲繳天數，分不同程度違約行為。

一、對企業金融界的建議

信用管理的首要工作是了解客戶特徵，依此建立內部健全客戶信用資料庫，包括付款紀錄、財務狀況、銀行往來情形，不但有助於信用額度的日後訂定，亦可作進一步風險分析，將信用卡持卡人依照風險與交易金額綜合比對，定義風險權重的高低，使業界能及早找出風險高組合。若僅以制式觀察標準（一般信用卡標準），不易定義是否為正常繳款顧客群，不論是信用或操作風險，風險管理是需要持續監控的。因此，真正成功的風險管理，必須以如何創造更好的銀行營運為出發點來思考。即使在時間壓力下，必須將風險管理視為日常營運管理和業務流程的一部分，讓組織內的每個人都了解風險管理的重要性。完善的資料蒐集、分析和報告工具，將能幫助銀行有效集中管理資料並呈現風險評估結果，讓組織內的每個人，以共同語言來為控制風險和締造收益盡一己之力。一般而言，規劃信用評等機制時必須注意以下事項：

1. 建立一個容易存取與整合不同系統資源的智慧架構，讓內部使用者能夠輕鬆存取與謀和必要的協力廠商、申請表單、帳款償還紀錄等資訊，以做出更精確的市場區隔和行銷活動組合。
2. 發展更快速、精省且彈性的計分卡，讓銀行能立即發揮資訊投資效益，藉由更精準的市場區隔快速擬定風險容忍範圍內的價格策略，以有效控管壞帳、提升客戶服務和申請信用評分流程的效率。
3. 提供完整報告，讓使用者能立即察覺客戶信用評分狀況與信用評分機制的穩定性，以及早將成果報告提供給管理階層參考。

過去女性信用卡市場，多以女性抽象認同為訴求，但現在更需重視對信用卡使用個別需求設計、服務內涵與通路結合的優惠方案。所以建議銀行可以像女性信用卡這個新興市場開拓，持卡人在年齡 21-36 歲所佔的比例最多，可針對女性個人對產品的偏好（例如購物、旅遊與休閒）定時寄發商品 DM，促進消費及刷卡次數。由於女性信用卡繳款逾期客群傾向願意還款（動用循環利息機制或另行申請小額消費貸款，不至於造成呆帳），即使短時間內雖屬於風險，更可能有長時間高獲利。因此，同樣的客戶，風險管理人員與市場營業人員可能會有不一致評斷好壞顧客的標準。可將應用模式所產生的決策，辨識分析正確預測率低（壞顧客被預測為好顧客）的顧客分佈，持續紀錄並追蹤，機動調整信用利率與額度，取得風險與獲利的平衡點。

二、對女性消費者建議

現行信用卡的發行，以服務為考量，核卡標準相對較寬鬆；但發卡銀行亦承擔較高信用風險，成本也因此提高，商品的定價（如循環利息）也相對較高。『信用』是個人最有用的資源，但不慎使自己信用貶落，也可能成個人最沉重的負擔，因此，謹慎維護個人信用紀錄，是任何消費者必須重視的課題。尤其，目前國內各金融機構或信用卡公司，依規定都必須定期將個人的貸款、信用卡、現金卡等各項紀錄（包括還款紀錄），送到「財團法人金融聯合徵信中心」建檔，切勿輕忽任何應付的最低繳款額及繳款期限，一旦延遲繳款或付款不足，即會列入個人信用不良紀錄，信用額度被緊縮或取消，而成為金融機構拒絕往來的對象。故消費者須建立「謹慎理財、信用無價」觀念，學習量入為出、一切消費以還款能力為依歸，並重視保護個人的信用紀錄。持卡人應認知自我權利與義務，選擇公平合理的定型化契約，注意逾期繳款費用與個人資料之保護。目前政府機關規定：個人信用卡往來資料以公開 5 年內交易紀錄為限，若其中未繳消費超過 1,000 元以上，則該紀錄公開長達 7 年；若一旦持卡人清償消費款，該紀錄從清償日後開始算起，揭露年限便減 3 年。個別信用卡持卡人亦應多了解自己所屬的風險狀況與信用評分。良好的信用評分，可以幫助該個人申請貸款、信用卡、保險甚至應徵工作等；相對的，違約的信用紀錄，也可能造成某些限制或不便。對女性消費者提高信用評分，基本建議為準時付款，將「循環信用」保持在偏低的水準（例如：信用卡未清償款項），勿申請不需要的信用額度或取消未曾使用的信用卡或聯名卡，以此為提高您得分的短期策略。若已負債應積極付清債務而不是四處搬家躲避，因為付清已送至討

債公司的債務無法清除您信用報告上的討債記錄，將該記錄已轉註為已付清，仍可獲得正向的積分。

三、對後續研究建議

後續研究應可就不同的遲繳天數或其他定義去判定為行為，對模式判別能力與風險經營管理成本影響。就研究目的之不同，將持卡人信用狀況再加以詳細區分成多類（例如：信用良好、普通、不佳…類推），利用多元邏輯斯迴歸 (multinomial logistic regression)，亦可做多族群的區別性判斷分析。目前對於女性卡文獻甚少，我們只藉由初步的辦卡審核資料來分析（女性持卡人的信用良好與否）與基本資料的關係，完成初步申請信用評等與部分的逾期收款信用評等。進一步可延伸探討行為評分表 (behavioral scoring)，至女性消費能力與消費習慣，針對客戶之消費行為（如：刷卡消費行為）進行瞭解，並建立未來行為預測模型。預測項目包括找出對銀行高度偏好的高貢獻客戶群、對該行其他金融商品有興趣，以及對某特定商品具有高度消費可能性的族群，有助於擬定跨售與行銷策略。而對於過去對行銷活動有反饋但無法判定價值（通常指無足夠刷卡消費記錄）的客戶群進行瞭解，以便掌握並預測未來行銷時客戶可能的反應，可作為行銷計畫執行前之效果評估參考，銀行得以用最精省的花費進行最有效的行銷活動，以予現今銀行針對女性所推出的信用卡，更完整的行銷資訊。

參考文獻

- Boyle, M., Crook, J.N., Hamilton, R., Thomas L.C., "Methods for Credit Scoring Applied to Slow Payers", In *Proceedings of the IMA Conference on Credit Scoring and Credit Control*, ed. Thomas, Crook and Edelman, Clarendon Press, Oxford, 1992, pp. 75-90.
- Capon, N., "Credit Scoring Systems: A Critical Analysis", *Journal of Marketing*, 46, 1982, pp. 82-91.
- Carter, C., Catlett, J., "Assessing Credit Card Applications Using Machine Learning", *EEE Expert*, 2, 1987, pp.71-79.
- Davis, R. H., Edelman, D.B. and Gammernan, A.J., "Machine-learning Algorithms for Credit-Card Applications", *IMAJ. Mathematics applied in Business and Industry*, 4, 1992, pp.43-52.
- Eisenbeis, R.A., "Problems in Applying Discriminant Analysis in Credit Scoring Models", *Journal of Banking and Finance*, 2, 1978, pp.875-900.
- Gilbert, L.R., Menon, K. and Schwartz, K.B., "Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress", *Journal of Business Finance Accountings*, 17(1), 1990, pp. 161-171.

- Grabrowsky, B.J., Kalley, W.K., "Probit and Discriminant Functions for Classifying Credit Applicants; A Comparison", *Journal of Economics and Business*, 33, 1981, pp. 254-261.
- Henley, W.E., Hand, D.J., "A k-NN Classifier for Assessing Consumer Credit Risk", *The Statistician*, 65, 1996, pp. 77-95.
- Makowski, P., "Credit Scoring Branches out", *The Credit World*, 75, 1985, pp.30-37.
- Radding, A., "Credit Scorings: New Frontier", *Bank Management*, 68, 1992, pp. 57-62.
- Royston, P., Altman, D. G., "Regression Using Fractional Polynomials of Continuous Covariates: Parsimonious Parametric Modeling (with Discussion) ", *Applied Statistics*, 43, 1994, pp.429-467.
- Srinivasn, V., Kim, Y.H., "Credit Granting: A Comparative Analysis of Classification Procedures", *Journal of Finance*, 42, 1987, pp. 665-683.
- Steenackers, A., Goovaerts, M.J., "A Credit Scoring Model for Personal Loans", *Insurance Mathematics Economics*, 8, 1989.
- Yobas, M.B., Crook, J.N., and Ross, P., "Credit Scoring Using Neural and Evolutionary Techniques", Working Paper 97/2, Credit Research Center, University of Edinburgh, 1997.

附錄

附錄 1. 當我們預測行變數(C)或列變數(R)若假設 C、R 之間關係為以下其一；

(1)C,R 獨立 (C 不為 R 之函數)

(2)C,R 不獨立 (C 為 R 之函數)

PRE 的定義為：PRE = $\frac{\text{不正確猜測 (1) 機率} - \text{不正確猜測 (2) 機率}}{\text{不正確猜測 (1) 的機率}}$

在此分析中以解釋風險的基本變數為列變數(R)，反應變數為行變數(C)，則已知 R 來預測 C 相較不用 R 來預測 C 相對改進比率即為 PRE 的數值。

Goodman & Kruskal's λ 相關強度可分兩預測方向；

$$\hat{\lambda}_{(C|R)} = \frac{\sum_i n_{im} - \max(C_i)}{N - \max(C_j)} \quad \text{當列已知，預測行減少錯誤百分比，}$$

其中 $\sum n_{im}$ 為在 i 列中最大 n_{ij} 總和， $\max(C_i)$ 為最大列邊際值。

$$\hat{\lambda}_{\langle R|C \rangle} = \frac{\sum_j n_{mj} - \max(R_j)}{N - \max(R_j)} \quad \text{當行已知，預測列減少錯誤百分比，}$$

其中 $\sum n_{mj}$ 為在 j 行中最大 n_{ij} 總和， $\max(R_j)$ 為最大行邊際值。

Goodman & Kruskal's λ 檢定方法：

$$H_0 : \lambda_{\langle C|R \rangle} = 0$$

$$H_1 : \lambda_{\langle C|R \rangle} \neq 0$$

$$\text{檢定統計量抽樣分配型式；} \quad \tilde{Z} \approx \frac{(\hat{\lambda}_{C|R})}{\sqrt{\text{Var}(\hat{\lambda}_{C|R})}} \quad \text{當 } N \rightarrow \infty,$$

$$\text{其中 } \text{Var}(\hat{\lambda}_{C|R}) = \frac{(N - \sum n_{im})(\sum n_{im} + \max(C_i) - 2\sum n_{im})}{[N - \max(C_i)]^3}.$$

附錄 2.

在線性迴歸中，通常都是利用準則變數之配適值與實際觀察值之差異（即殘差），來建構檢定適合度的統計量。而在羅吉斯迴歸中，以不同的方式用來測量配適值（由模式所產生的預測值）與實際觀察值之間的差異。介紹如下：

p ：解釋變數數目。

X ：代表女性信用卡持有人解釋變數所形成的向量 (x_1, x_2, \dots, x_p) 。

J ：代為具有相同 x 向量的組合數。 $J < n$ 。

m_j ：代表擁有相同 x 值的數目 $\sum_{j=1}^J m_j = n$ ，且 n 為所有女性信用

卡持有人數目。

y_j ：代表在 m_j 個女性信用卡持有人中，其 Y 值呈現正反應的數

目。 $\sum_{j=1}^J y_j = n_1$ ，且 n_1 代表在所有目標個體中，反應變數

$Y=1$ 的個數。

(1) 偏離值統計量 (Deviance)

邏輯斯迴歸模式下， $\hat{\pi}_j$ 為在第 j 種解釋變數組型態下的 $Y=1$ 之預測機率值， $\hat{g}(x_j)$ 為在第 j 種解釋變數組型態下之估計的 logit。個別 Deviance residual 定義為

$$d(y_j, \hat{\pi}_j) = \pm \left\{ 2 \left[y_j \ln \left(\frac{y_j}{m_j \hat{\pi}_j} \right) + (m_j - y_j) \ln \left(\frac{m_j - y_j}{m_j (1 - \hat{\pi}_j)} \right) \right] \right\}^{1/2}$$

則整體檢定統計量為 $D^2 = \sum_{j=1}^J d^2(y_j, \hat{\pi}_j) \sim \chi^2(J-p-1)$ 。 D^2 統計量測量觀察值的概似函數與配似模型後概似函數差距。

(2) Hosmer-Lemeshow 統計量

Hosmer-Lemeshow 統計檢定量為一個在統計軟體 (例如：SPSS, SAS) 中較常使用的適合度檢定量。分別在 1980、1982 提出利用羅吉斯迴歸模式得到估計機率來進行分組 (grouping)。此處為了討論的緣故，假定 $J = n$ ，且認定有 n 行相對於 n 個估計機率值，且第 1 行估計機率值為最小，第 n 行估計機率值位最大。分組的方式乃是根據估計機率值之百分位數 (percentiles) 來進行分組。即令 $g = 10$ ，即根據估計機率值來分成 10 組，則可以得到一 Hosmer-Lemeshow 適合度統計量 \hat{C}

$$\hat{C} = \sum_{k=1}^g \frac{(o_k - n_k \bar{\pi}_k)^2}{n_k \bar{\pi}_k (1 - \bar{\pi}_k)}, \text{ 則 } \hat{C} \sim \chi^2(g-2), \text{ 若 } J \approx n。$$

其中 n_k ：代表在第 k 組內總計女性信用卡持有人數，

c_k ：代表在第 k 百分位數時，解釋變數所形成的型態組合數 (covariate patterns)，

$o_k = \sum_{j=1}^{c_k} y_j$ ：代表在所有解釋變數所形成的型態組合 ($j = 1 \dots c_k$) 下所

有總計的反應變數個數，

$m_j \hat{\pi}_j$: 為第 j 種解釋變數型態下發生事件的預期次數。

$\frac{\sum_{j=1}^{c_k} m_j \hat{\pi}_j}{n_k}$: 表示解釋變數所組合型態下發生事件加權平均機率。

Hosmer-Lemeshow 適合度統計量 C 方法的優點為可提供單一的、簡單的解釋但缺點容易受到估計機率之分組多寡的影響。

附錄 3. KS 兩個獨立樣本統計檢定 (Kolmogorov-Smirnov two-sample test)

以好壞顧客為兩組獨立樣本；若定義 $F_x(x)$ 代表分組好顧客群少於此特定信用分數分配的累積比例。同理， $F_y(y)$ 代表分組壞顧客群少於此特定信用分數分配的累積比例。則 KS 兩個獨立樣本檢定方法為：

$$H_0 : F_x(x) = F_y(y)$$

$$H_1 : F_x(x) \neq F_y(y)$$

計算 $D = \max_k |F_x(x) - F_y(y)|$ 為 k 組好顧客群與壞顧客群累積比例最大差異的統計量。決策準則：當兩群體樣本屬於小樣本時 ($n, m < 20$)，根據所需顯著水準值，可由 KS 表得知臨界值。其他則使用大樣本常態趨近 (Smirnov, 1948)。在本研究中，相對較高的 D 統計量表示該信用評分分配有較好的區分能力。

附錄 4. DH 最小變異數分層原則 (Dalenius and Hodges)

令 y 之分配為連續，其 pdf 為 $f(y)$ ， $a \leq y \leq b$ 欲將其分配分成 L 層，取層內變異數極小，層間變異數極大下，若任一層 h 的相對次數為 w_h ，平均數 μ_h 、變異數 S_h^2 ，則：

$$w_h = \int_{y_{h-1}}^{y_h} f(t) dt$$

$$\mu_h = \frac{1}{w_h} \cdot \int_{y_{h-1}}^{y_h} t \cdot f(t) dt$$

$$S_h^2 = \int_{y_{h-1}}^{y_h} (t - \mu_h)^2 \cdot \frac{1}{w_h} \cdot f(t) dt$$

欲找出 y_h ， $h = 1, 2, 3, \dots$ 使得 $(\sum_{i=1}^L W_h \mathcal{S}_h)^2$ 極小的原則：證明在 $y \in U(y_{h-1}, y_h)$ ，利用等分 $\sqrt{f(y)}$ 累積次數 $F(y)$ 求得 L 層的最適邊界點 (optimum stratification)。

Study of the Female Credit Card Scoring via the Modeling of Logistic Regression and Tree Structure

RWEI-JU CHUANG*

ABSTRACT

The volume of credit business in the female group has greatly expanded and the use of credit scoring through the evaluation of large credit portfolio becomes crucial to guard against any management risk. The objective of this study is to devise a credit scoring system for credit granting decisions. We describe statistical method to create scorecards and show how the result of the model is applied to calculate score point weights. Scorecards are built using the logistic regression method which estimates the relationship between the individual characteristics and the log of the odds (risk) so that the score point weights can be calculated directly from the regression coefficients. The model performance is usually monitored by the model validation and classification error. We propose an alternative measure for the better power of model discriminations and the direct use of credit-granting decisions.

Keywords: credit risk, credit scoring, logistic regression model

* Rwei-ju CHUANG, Associate Professor, School of Management, Fu Jen Catholic University.