

本文章已註冊DOI數位物件識別碼

► 應用資料包絡分析法建構銀行顧客行為評分模式

Behavioral Scoring Model for Bank Customers Using Data Envelopment Analysis

doi:10.6338/JDA.201204_7(2).0006

Journal of Data Analysis, 7(2), 2012

作者/Author : 呂奇傑(Chi-Jie Lu);李天行(Tian-Shyug Lee);陳怡妃(I-Fei Chen);李忠達(Chung-Ta Lee)

頁數/Page : 103-123

出版日期/Publication Date : 2012/04

引用本篇文獻時，請提供DOI資訊，並透過DOI永久網址取得最正確的書目資訊。

To cite this Article, please include the DOI name in your reference data.

請使用本篇文獻DOI永久網址進行連結:

To link to this Article:

[http://dx.doi.org/10.6338/JDA.201204_7\(2\).0006](http://dx.doi.org/10.6338/JDA.201204_7(2).0006)



DOI Enhanced

DOI是數位物件識別碼（Digital Object Identifier, DOI）的簡稱，
是這篇文章在網路上的唯一識別碼，
用於永久連結及引用該篇文章。

若想得知更多DOI使用資訊，

請參考 <http://doi.airiti.com>

For more information,

Please see: <http://doi.airiti.com>

請往下捲動至下一頁，開始閱讀本篇文獻

PLEASE SCROLL DOWN FOR ARTICLE

應用資料包絡分析法建構銀行顧客行為評分模式

呂奇傑¹ 李天行² 陳怡妃³ 李忠達⁴

摘要

行為評分模式 (behavioral scoring) 可以讓企業評估既有顧客的信用風險與消費狀況，進而衡量顧客貢獻度，對金融業而言是一個相當重要的風險管理工具。然而現存之行為評分模式，其分析結果多半只將分析對象區分為好顧客與壞顧客，缺乏針對分析結果提供具體改善方向的能力。資料包絡分析法 (data envelopment analysis, DEA) 是一個無母數的多目標決策工具，用以衡量決策制定單位 (decision making unit, DMU) 的相對效率，其特點在於提供無效率之決策制定單位明確的效率改善方向，因此廣泛用於各項領域的績效評估議題上。本研究應用資料包絡分析法建構銀行顧客的行為評分模式，並利用某銀行所提供之信用卡資料進行實證。所提方法透過 DEA 將信用卡持卡人區分出貢獻度高與貢獻度低之兩種類型顧客，之後再針對低貢獻度的顧客，利用 DEA 的差額分析結果，提供銀行改善的方向，以將低貢獻的顧客轉化成高貢獻的顧客。實證結果顯示，所提方法能有效的將持卡人區分為高貢獻與低貢獻客戶，並且能提供銀行明確的方向，將低貢獻的顧客轉化成高貢獻的顧客，達成個人化行銷或客製化管理的目的。

關鍵詞：行為評分、資料包絡分析、顧客貢獻度、信用評等

¹ 清雲科技大學 工業管理系 副教授

² 輔仁大學 企業管理學系 教授

³ 淡江大學 經營決策系 助理教授

⁴ 輔仁大學 管理學研究所 碩士

收件日期：2011.9.7；修改日期：2012.2.15 接受日期：2012.2.26

Behavioral scoring model for bank customers using data envelopment analysis

Chi-Jie Lu¹ Tian-Shyug Lee^{2*} I-Fei Chen³ Chung-Ta Lee⁴

Abstract

Behavior scoring is an important part of risk management in financial institutions, which is used to help banks make better decisions in managing existing customers by forecasting their future credit risk and expenditure performance. The existing behavior scoring methods usually generate the results of “good creditor” or “bad creditor” from customers, however, they are lack of improving abilities for classification results. This study proposes a behavior scoring model based on data envelopment analysis (DEA) to manage existing credit card customers in a bank. DEA is a method of measuring the relative efficiencies of decision making units (DMUs). The most important advantage of DEA is providing an indeed improvement for decision making unit (DMU). The proposed method uses DEA model to classify the customers into high contribution customers and low contribution customers. Then, the low contribution customers will be examined by using the slack analysis of DEA model to promote their contributions. A real credit cardholder dataset in a Taiwan commercial bank is selected as the experimental data to demonstrate the performance of the proposed method. The experiment results showed that the proposed method can provide indeed directions for bank to improve the contribution of the low contribution customers, and facilitates marketing strategy development.

Keyword: Behavior scoring, Data envelopment analysis, customer's contribution, credit scoring

¹ Associate Professor, Ching Yun University, Department of Industrial Management

² Professor, Fu Jen Catholic University, Department of Business Administration

³ Assistant Professor, Tamkang University, Department of Management Sciences & Decision Making

⁴ Master, Fu Jen Catholic University, Graduate Institute of Management

Manuscript received: 2011.9.7 ; Revised: 2012.2.15 ; Accepted: 2012.2.26

壹、前言

在經濟全球化的時代，金融業間的競爭越趨激烈，使得新顧客的開發不若以往的容易，且隨著顧客關係管理 (customer relationship management) 的發展迅速，既有顧客的維持與保留愈來越受重視。企業無不投入大量的資源企圖去了解及探索現有顧客的貢獻度，期望透過對顧客貢獻度的分析，可以找出對企業有價值的顧客群，進而能留住有貢獻的顧客、提高顧客的貢獻或找出顧客流失的原因，這些分析都是企業行銷或經營決策的重要參考依據。也因此，如何建立一個能衡量並改善現有顧客貢獻度的模式已成為重要的議題。

隨著金融業對於風險管理的重視，具貢獻度的顧客必須考量其信用風險的大小。亦即不是消費金額高或消費頻率高的顧客即為貢獻度高的顧客，必須同時考量顧客發生信用風險的機率，才能在利潤與風險間取得平衡。行為評分模式(behavioral scoring)為協助金融業風險管理的重要工具 (Banasiak and O'Hare, 2001; Connors and Bona, 2003)，其透過對顧客歷來之付款及消費紀錄進行分析，以評估既有顧客信用風險與消費狀況，進而衡量顧客貢獻。企業可以利用行為評分模式區分高貢獻與低貢獻的顧客，達到控制風險以降低損失並提升獲利之目的。

目前已有許多方法及技術被提出用以建構行為評分模式及其相關的議題 (Fritz & Hosemann, 2000; Thomas, et al., 2001; Lin, 2002; He, et al., 2004; Hsieh, 2004; 2005; Frias-Martinez, et al., 2005; Kou, et al., 2005; Larivi re & Van den Poel, 2005; Crook, et al., 2007; Hadden, et al., 2007; Lim & Sohn, 2007)。然而，現存之行為評分模式中，模式產生的結果多半僅具有分類判斷效果，缺乏針對分析單位提供具體改善方向的能力。例如，模式只能提供某顧客信用良好與否、是好顧客或壞顧客、或是貢獻度高或低的判斷結果供企業參考，但無法提供針對低貢獻度的不良顧客進行分析，提供企業於行銷或經營策略上改善信用不佳或低貢獻度顧客的明確建議。有鑑於此，本研究提出一個以資料包絡分析法 (data envelopment analysis, DEA) 為基礎的顧客行為評分模式，應用資料包絡分析法協助銀行辨認顧客貢獻度的高低，並針對低貢獻顧客提供方向，協助銀行改善其貢獻度。

資料包絡分析 (data envelopment analysis, DEA) 是由 Charnes et al. (1978) 所提出的效率衡量模型，是一種多目標決策工具。其根據決策制定單位(decision making unit, DMU)的多個投入 (input) 與產出 (output) 變數進行 DMU 間的相對效率分析

(Cooper, et al., 2004)。在評估各 DMU 效率之前，DEA 並未預設各項投入與產出之間的關係，而是經由 DMU 間相對效率的比較，決定各 DMU 的效率值，並可針對不具效率之 DMU 提供具體改進方向，調整其投入與產出項之組合，以達到較高效率。雖然 DEA 已廣泛的應用於各領域的績效衡量 (Seiford and Thrall, 1990; Seiford, 1996; Cherchye and Post, 2003; Emrouznejad, et al., 2007)，尤其在金融業中更受到重視與使用 (Haslem, et al., 1999；Cielen, et al., 2003；Emel, et al., 2003；Gregoriou, et al., 2004；Wang, et al., 2005；Chang & Chiu, 2006；Al-Tamimi & Lootah, 2007)，然而卻很少有研究探討 DEA 於顧客行為評等模式相關議題的應用。

本研究利用台灣某銀行所提供之信用卡資料為研究對象，在將每一個信用卡持卡人視為一個 DMU 下，評估所提以 DEA 為基礎之行為評分模式的績效。基於信用風險對於銀行的影響與重要性，本研究以顧客繳款情況(如帳款全清或利用循環利等)作為 DEA 的輸入變數，顧客消費情況(如消費金額、額度使用率等)則作為輸出變數，以求在風險考量下，最大化利潤企業的利潤。在利用 DEA 針對每一個顧客計算出效率分數後，即可以此為基礎區分出有效率/無效率之兩種類型的顧客。其中有效率的顧客被視為貢獻度高的顧客，因其在顧客信用風險與銀行收益的抵換 (trade-off) 關係中，相較於另外的無效率顧客(視為低貢獻顧客)有較佳與較平衡的表現。最後所提模式再針對被分類為貢獻度低之顧客進行分析，提供銀行針對此類顧客適當的行銷或經營方向，可以進行個人化行銷與客製化管理，以降低資源的浪費或誤用並提升顧客的貢獻度。

本文各節區分如下：第二節將回顧行為評分模式以及資料包絡分析的相關文獻；第三節針對資料包絡分析法進行簡單的介紹；第四節則詳述與討論所提之行為評分模式的實證結果；最後之第五節則為本研究之結論與建議。

貳、文獻回顧

一、行為評分模式

行為評分模式提供銀行一種客觀方式，針對既有顧客之帳戶使用行為進行分析，用以監控既有顧客的信用風險並評估其潛在的貢獻度。其是依據顧客消費紀錄以及帳務資料作為行為評分系統的輸入資料，持續分析並監控顧客的消費行為模式，以進行動態的帳戶或客戶管理作業 (Banasik & O'Hare, 2001; Connors & Bona, 2003)。

目前已有許多技術及方法被用於建構行爲評分模式之相關議題 (Thomas et al., 2001; He, et al., 2004; Hsieh, 2005; Frias-Martinez, et al., 2005; Kou, et al., 2005; Larivière & Van den Poel, 2005; Crook, et al., 2007; Hadden, et al., 2007; Lim & Sohn, 2007)。舉例而言，Piramuthu (1999) 比較類神經網路 (neural network) 和模糊類神經 (neurofuzzy) 於信用風險評估之準確度，結果顯示類神經網路之分類正確率優於模糊類神經。West (2000) 探討五種類神經網路架構，包含多層感知機(multilayer perception)、混合式專家型(mixture of experts)、輻狀基底函數(radial basis function)、學習式向量定量(learning vector quantization)、模糊自適應共振理論 (fuzzy adaptive resonance)，並比較鑑別分析(linear discriminant analysis)、邏輯斯迴歸 (logistic regression)、k-最鄰近分類(k-nearest neighbor)、核密度推估 (kernel density estimation) 及分類迴歸樹 (classification and regression tree) 所建構信用評分模式。研究結果發現發現類神經網路有較佳分類正確率，研究結果亦顯示邏輯斯迴歸分析是僅次於類神經網路可選擇的方案。Fritz & Hosemann (2000)以德國企業為對象，分別使用鑑別分析、基因演算法 (Genetic algorithm)、類神經網路以及決策樹 (decision tree) 等多項分析方法建立自動化評分方式。該研究除檢視各模型分類之準確度外，亦綜合考量模式之透明度 (transparency)、設置成本及查核功能 (verification)。研究結果指出，鑑別分析模式用於德國企業最佳之行為評分模式。

Lin (2002) 整合邏輯斯迴歸及前向式類神經網路 (feed-forward networks) 建構複合式行為評分模式。實證結果顯示該複合式評分系統的結果優於單一迴歸模式。Malhotra & Malhotra (2003) 應用類神經網路評估客戶貸款問題，結果顯示類神經網路建立模式優於多元鑑別分析 (multiple discriminant analysis)。Chen & Huang (2003) 應用類神經網路技術建構信用評分模式，將申請者分類為接受與拒絕兩種信用狀態，再透過基因演算法 (genetic algorithm) 深入瞭解被拒絕者之信用狀態。Hsieh (2004) 提出一資料探勘及行為評分的整合模式，針對銀行信用卡客戶進行風險管理。該研究首先利用付款行為、最近購買日、購買頻率、購買金額等行為評分因子，以自組織映射圖 (self-organizing map) 類神經網路模式將顧客分類，再利用關聯法則 (association rule) 描繪顧客屬性特徵，以發展行銷策略。Li et al. (2006) 利用支援向量機 (support vector machine) 建構消費性貸款的評分模式。研究結果指出，支援向量機的準確度達 84.83%，優於多層感知機模式的 73.17%，且具有較佳的一般化及視覺化功能，有助於決策者制訂授信管理策略。

二、資料包絡分析

自 Charnes et al. (1978) 發展了資料包絡分析 (DEA) 的方法論，以數學規劃方法奠定了效率衡量之基礎後，DEA 已廣泛的應用於各項領域之中 (Seiford, 1996; Cherchye & Post, 2003; Emrouznejad, et al., 2007)。Seiford (1990)的研究更彙整出超過 400 篇與 DEA 有關的研究，其應用的範圍非常廣泛，例如政府機構、交通運輸、教育、醫療院所及銀行等各層面。其中在銀行業的相關應用方面的文獻相當的多，舉例而言，Haslem et al. (1999)針對美國大型銀行的投入與產出效率進行探討，以國內外借貸、總投資等作為投入變數，以現金、實際資產等作為產出變數，運用 33 家銀行在 1987 年到 1997 年間的資料進行相對效率分析。該研究透過 DEA 分析出兩個時間點上不具效率之銀行，並分析結果提出實務上需特別注意之投入與產出變數建議。Cielen et al. (2003)所進行的銀行破產預測研究中，則針對 DEA、線性規劃模式(linear Programming model)與決策樹三者的分類能力進行比較分析。結果顯示，DEA 於三者中有最高的預測準確率。Emel et al. (2003)則應用 DEA 於銀行分行的效率評估。該研究根據財務指標選取適當的投入與產出變數，並透過 DEA 模型計算出各分行的效率值，最後再運用效率值與投入產出變數建構迴歸模型，以作為判斷分行績效之用。實驗結果顯示，此方法的判斷正確率優於鑑別分析與判斷分析 (judgmental analysis)。

Gregoriou et al. (2004) 運用 DEA 針對 73 間獨立信用機構 (credit union) 進行效率分析。其投入變數是以管理者能夠控制的變數作為選擇基準，產出變數則是以信用機構一年內完成的交易結果進行衡量。其實驗結果根據各機構效率值的差異，分為 Model、Weak 與 Other 三種等級，最再以財務比率的表現進行比較分析。Wang et al. (2005)以中國大陸的國家銀行與私有銀行進行相對效率分析。該研究主要針對商業銀行的所有權差異對於投入及產出變數的效率差異的影響進行探討。Al-Tamimi & Lootah (2007)針對阿拉伯聯合大公國 (UAE-based) 的商業銀行效率的研究中，則是針對 DEA 提供改善方向的特性與相對表現為主要探討標的。該研究主要是以分行的經營效率與獲利能力兩個方向進行分析與探討，並以整個分行為改善單位，提出整體的改進方向與對經理人的管理建議。

參、研究方法

資料包絡分析 (DEA) 是基於「非預測生產函數」取代「預測生產函數」的概念，進而演算出 DMU 的相對效率值。根據不同的假設，DEA 在應用時有許多的模式，

而目前最常被使用的 DEA 模式為基於固定規模報酬 (constant returns to scale) 假設的 CCR 模式 (Cherchye & Post, 2003; Emrouznejad, et al., 2007)。

CCR 模式屬於一種不需假設生產函數與估計函數參數的無參數估計方法。模式中各權數的決定，是由投入項與產出項決定。而根據探討觀點的差異，CCR 模式又可分成投入導向 (input-oriented) 與產出導向 (output-oriented) 兩個面向。其中投入導向是針對現有產出水準探討何種投入方式最有效率，產出導向則是基於相同的投入水準，比較較有效率的產出方式。一般於實務應用的選擇標準，則是根據投入與產出變數的控制程度加以決定。

假定現有 DMU_k ，總計共有 m 種投入項與 s 種產出項的情況， y_{rk} 與 x_{ik} 各代表 DMU_k 的第 r 種產出與第 i 種投入，並基於相同的加權基礎，則 DMU_k 的效率評估模型 E_k 式如下所示 (Cooper, et al., 2004)：

$$E_k = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rk}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ik}} \quad (1)$$

$$u_r \geq \varepsilon > 0, r = 1, \dots, s \quad (2)$$

$$v_i \geq \varepsilon > 0, i = 1, \dots, m \quad (3)$$

其中， u_r 與 v_i 為決策變數，其意義在於衡量投入與產出變數對於整體效率的貢獻，其值與貢獻度的高低成正比。為滿足效率之定義，此模式的計算會將產出與投入的比值限制於 1 以內。 DMU 於計算時會尋求能達成最大效率之權重值(u_r, v_i)，若某 DMU 的效率值為 1，則稱其為相對有效率的 DMU ；若 DMU 之效率值小於 1，則稱其為相對無效率 DMU 。為方便計算與避免無限解的情況發生，因此將(1)式轉化成線性規模模型，其模型如下所示 (Cooper, et al., 2004)：

$$\text{Max } \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \quad (4)$$

$$\text{st. } \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, j = 1, \dots, n \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1 \quad (6)$$

$$u_r \geq \varepsilon > 0, r = 1, \dots, s \quad (7)$$

將(4)進一步根據對偶命題 (duality) 進行改寫，令限制式之對偶變數為 θ 、 λ 、 S_{rk+} 、 S_{ik-} ，其中 θ 稱為強度因子 (intensity factor)，用以衡量整體技術的無效率； λ 為差額變數之對偶價格， $\lambda_j \neq 0$ 所對應之 DMUj 則視為 DMUk 之參考集合(reference set)； S_{rk+} 與 S_{ik-} 則為差額變數 (slack variable)，用以衡量純粹技術無效率以取得改進方向。改寫模型如下所示 (Cooper, et al., 2004)：

$$\text{Min} \quad \theta_k - \varepsilon(\sum_{r=1}^s S_{rk+} + \sum_{i=1}^m S_{ik-}) \quad (8)$$

$$\text{st.} \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j X_{ij} + S_{ik-} = \theta_k X_{ik}, i=1, \dots, m \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - S_{rk+} = y_{rk}, r=1, \dots, s \quad (10)$$

$$\lambda, S_{rk+}, S_{ik-} \geq 0, j=1, \dots, n \quad (11)$$

利用(8)式的差額變數 S_{rk+} 與 S_{ik-} 進行效率衡量，其相對無效率之 DMU 的改進演算式如(12)與(13)所示(*表示為最佳值)：

$$X_{ik*} = \theta_{k*} X_{ik-*}, i=1, \dots, m \quad (12)$$

$$Y_{rk*} = Y_{rk} + S_{rk+*}, r=1, \dots, s \quad (13)$$

資料包絡分析是基於伯瑞圖最佳解 (Pareto optima) 的概念下評估效率，因此於同一組的分析單位中，會出現數個 DMU 被評為具有效率的情況。舉例而言，假定現在共有 DMUA、DMUB、DMUC 與 DMUD 共 4 個 DMU，投入項為 X1 與 X2，產出項為 Y，各 DMU 之相對位置如圖 1 所示。DEA 的效率計算是透過所有靠近原點 O 的觀測值連結所形成的包絡線，即效率前緣(efficient frontier)，加以評估，再根據包絡線之相對點至原點距離與觀測點至原點距離之比值計算效率(最大值為 1)。因此由圖 1 中可知，DMUA 的效率為 $(\overline{OA}/\overline{OA}) \leq 1$ ，DMUB 的效率為 $(\overline{OB}/\overline{OB}) = 1$ ，DMUC 的效率為 $(\overline{OC}/\overline{OC}) \leq 1$ ，DMUD 的效率為 $(\overline{OD}/\overline{OD}) = 1$ 。亦即 DMUA 與 DMUC 為無效率之 DMU，DMUB 與 DMUD 為有效率的 DMU。未達效率之 DMU，其差額變數值必定不為 0，因此可利用差額分析的結果，針對投入項或產出項進行改善。以 DMUA 為例，可以將資源 X1 與 X2 的投入降低至 DMUA' 的水準，即可成為有效率之 DMU。此降低的資源數量即為投入構面的差額變數值，是 DMUA 於資源投入時的改善空間，可讓其進行更有效率的資源投入調整。

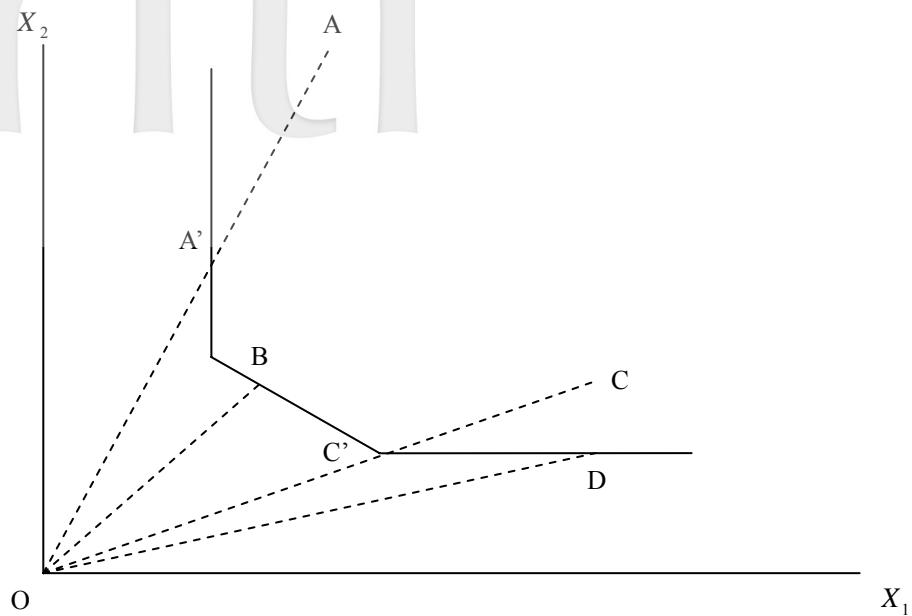


圖 1、DEA 效率值示意圖

肆、實証研究

一、資料處理

本研究以台灣某銀行所提供之 1000 筆信用卡顧客資料與相關信用行爲紀錄資料庫為研究標的，利用所提之 DEA 行爲評分模式對每一個信用卡持卡人的貢獻度進行評估，並對貢獻度低的顧客提出改善方向。

在 DEA 輸入變數部分，由於信用卡的發行對銀行而言即是一種授信行爲，基於風險對於銀行授信有顯著的影響與重要性，以及得以反映持卡人的帳款償還能力，本研究以持卡人的繳款行爲作為 DEA 輸入變數。並經考量資料的限制以及參考相關文獻(彭慧雯 2000;曾月金 2002; 陳麗君 2002; 詹書銘 2005; 盧俊傑 2006; 張振志 2007; 劉書汎 2009)與專家的建議後，選定當月最差繳款評等(X1)、近 3 個月最差繳款評等(X2)及近 6 個月最差繳款評等(X3)等三個變數。每一個輸入變數均有兩個類別，分別為帳款全清以及循環繳款。由於 DEA 的輸入資料需為數值資料，因此需對此兩個類別進行編碼。在編碼時，由於 DEA 對投入變數的考量為成本或是資源構面，變數數值越小代表愈好，因此需將銀行偏好的類別給予較低的編碼值。雖然帳款全清者

對銀行而言只能收取交易手續費，獲利較低，但這是固定的收入，風險極低，基於風險為銀行的投入成本的考量下，是較佳的選擇，本研究將此類別編碼為 1。反之，循環繳款雖然可以讓銀行在收取交易手續費外，尚有高額的循環利息收入，但信用風險高，因此編碼為 2。

在輸出變數的選擇上，本研究以得以反應持卡人的消費能力為考量，同樣參考相關文獻(何泰君 2007; 曹曾樹 2008; 蘇泓憲 2008；陳宜欣 2008)以及與專家討論後，以當月額度使用率(Y_1)、近 3 個月平均額度使用率(Y_2)、近 6 個月平均額度使用率(Y_3)及當月消費金額(Y_4)等四個變數作為 DEA 的輸出變數。為考量銀行在顧客管理上的方便以及實用性，本研究不直接以實際數值進行 DEA 分析，而是與專家討論後每個變數數值分成 5 個類別，讓後續的分析結果更加簡單易懂。相關輸出與輸入變數的說明與編碼定義詳見表 1。

表 1、本研究所使用輸出與輸入變數

	變數名稱	變數說明	編碼定義說明
輸入變數	當月最差繳款評等(X_1)	衡量當月的繳款狀況	1:全清 2:循環繳息
	近 3 個月最差繳款評等(X_2)	衡量近 3 個月的繳款狀況。	1:全清 2:循環繳息
	近 6 個月最差繳款評等(X_3)	衡量近 6 個月的繳款狀況。	1:全清 2:循環繳息
輸出變數	當月額度使用率(Y_1)	當月消費金額(含一般消費及預借現金)與信用額度之比。	1:額度使用率=0 2:0%<額度使用率≤ 5% 3:5%<額度使用率≤ 10% 4:10%<額度使用率≤ 50% 5:額度使用率>50%
	近 3 個月平均額度使用率(Y_2)	近三個月平均消費金額(含一般消費及預借現金)與信用額度之比。	1:額度使用率=0% 2:0%<額度使用率≤ 5% 3:5%<額度使用率≤ 10% 4:10%<額度使用率≤ 50% 5:額度使用率>50%
	近 6 個月平均額度使用率(Y_3)	近六個月平均消費金額(含一般消費及預借	1:額度使用率=0% 2:0%<額度使用率≤ 5%

	現金)與信用額度之比。	3:5%<額度使用率≤10% 4:10%<額度使用率≤50% 5:額度使用率>50%
當月總消費金額(Y ₄)	單位新台幣元，為當月帳上累計交易金額(含一般消費及預借現金)。	1:總消費金額= NT\$0 2: NT\$0<總消費金額≤ NT\$5,000 3: NT\$5,000< 總消費金額 ≤ NT\$20,000 4: NT\$20,000< 總消費金額 ≤ NT\$60,000 5:總消費金額> NT\$60,000

表 2 為輸出與輸入變數的次數統計表。由表中可知，在輸入變數部分，三個輸入變數中個數最多的類別均為類別 1(帳款全清)，都有 60%以上。而在輸出變數的部分，4 個變數均以類別 1 或 2 為最多，類別 5 為最少，代表大多數的持卡人的消費金額或額度使用率是比較低的，高消費或高額度使用率是比較少數。

由於輸出與輸入變數間需具有高且顯著的正相關，以表現投入與產出變數間符合同向性的性質，以及投入變數與產出變數的顯著交互作用。亦即，透過輸入與輸出變數的相關分析，可以瞭解輸入變數對輸出變數的影響，以本研究而言，我們關心的是繳款評等是否對額度使用率有影響。表 3 為輸入與輸出變數相關分析的結果，由表中可知所有的變數均具有顯著的正相關，最高的是當月最差繳款評等(X₁)與近 3 個月最差繳款評等(X₂)的 0.972，最低的是近 6 個月最差繳款評等(X₃)與當月額度使用率(Y₁)的 0.710。代表輸入與輸出變數間有關係，會互相影響，可以透過對輸入變數的操縱，影響輸入變數的變化。

表 2. 輸入與輸出變數的在各類別的次數統計

	變數名稱	類別 1	類別 2	類別 3	類別 4	類別 5
輸入變數	當月最差繳款評等(X ₁)	643 (64.3%)	357 (35.7%)	#	#	#
	近 3 個月最差繳款評等(X ₂)	624 (62.4%)	376 (37.6%)	#	#	#
	近 6 個月最差繳款評等(X ₃)	608 (60.8%)	392 (39.2%)	#	#	#

輸出變數	當月額度使用率(Y ₁)	352 (35.2%)	284 (28.4%)	164 (16.4%)	120 (12.0%)	80 (8.0%)
	近 3 個月平均額度使用率(Y ₂)	292 (29.2%)	364 (36.4%)	256 (25.6%)	176 (17.6%)	112 (11.2%)
	近 6 個月平均額度使用率(Y ₃)	263 (26.3%)	302 (30.2%)	205 (20.5%)	137 (13.7%)	93 (9.3%)
	當月總消費金額(Y ₄)	312 (31.2%)	316 (31.6%)	152 (15.2%)	128 (12.8%)	92 (9.2%)

: 表無資料

表 3：輸入與輸出間相關係數之計算結果

	X ₁	X ₂	X ₃	Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄
X ₁	1	0.972(*)	0.936(*)	0.739(*)	0.751(*)	0.735(*)	0.728(*)
X ₂		1	0.962(*)	0.723(*)	0.753(*)	0.743(*)	0.732(*)
X ₃			1	0.710(*)	0.725(*)	0.741(*)	0.715(*)
Y ₁				1	0.909(*)	0.869(*)	0.928(*)
Y ₂					1	0.939(*)	0.861(*)
Y ₃						1	0.826(*)
Y ₄							1

* : p-value<0.05

二、實證結果

本研究應用 DEA 對每個持卡人分群，將效率值為 1 之持卡人視為貢獻度高的顧客，其餘則視為貢獻度低的顧客，DEA 的整體分析結果所表 4 所示。由表 4 中可知，所有持卡人的平均效率分數為 0.558，標準差為 0.225；所有的 1000 個持卡人樣本中，有 128 人被評估為貢獻度高的顧客，佔所有樣本比率 12.8%，其餘的 872 人則被判斷為貢獻度低的顧客，其消費或繳款狀況仍有改進的空間。

表 5 為貢獻度高顧客的 DEA 分析的細部結果，以樣本編號 561 及 871 這兩個持卡人為例。由表 5 中可觀察到，這兩個高貢獻度的持卡人，在輸入變數(即繳款情況)的地方均為全清，代表他們的信用風險很低；反之，在輸出變數(即消費狀況)的部分，其額度使用率分別為 5% 至 10% 及 10% 至 50%，當月的消費總金額均 NT\$20,000 以上，代表消費能力良好。DEA 的建議值與實際值相同，無法再改進他們的效率，因此被

判斷成有效率的顧客，即為高貢獻的持卡人。

在針對貢獻度低持卡人的分析部分，本研究以三個低貢獻持卡人為例子，分別為樣本編號 477、134 及 703，來說明 DEA 的改善建議的結果，此三位顧客的 DEA 分析結果如表 6 所示。由表 6 中，首先可以看到樣本編號 477 的效率值為 0.5，其三個繳款變數均為使用循環利息（類別 2），且其消費情況均為最高類別的 5，代表此一消費者的消費能力雖然很好，但信用風險也高。因此 DEA 建議提高該名顧客貢獻度的重點在於改善繳款狀況，將循環信用改為全清，即可成為有效率的顧客。針對此一顧客，DEA 建議的是投入面，亦即為風險面的改善。

其次在樣本編號 134 部分，其效率值為 0.75。同樣可由表 6 中可知，其繳款狀況為全清（類別 1），代表信用風險很低；但消費狀況卻仍有改善的空間。DEA 建議該名顧客的 3 個月及 6 個月額度使用率部分的消費狀況良好，可以繼續保持現有的水準；但在當月額度使用率部分，需從原本的 5%以下（類別 2），提升至 5%至 10%的水準；在當月總消費金額部分，需從原本的 NT\$5,000 以下（類別 2），提升到 NT\$20,000 至 NT\$60,000 的水準。因此針對此一顧客，DEA 建議的是產出面，亦即為消費面的改善。

最後在樣本編號 703 的部分，其效率值為 0.62。由表 6 中可觀察到，DEA 對於該名持卡人在風險面以及消費面均有改進建議。在風險面部分，在近 6 個月繳款評等部分需從循環繳款變為全清；而在消費面部分，當月額度使用率需從原本的 5%以下（類別 2），提升至 5%至 10%的水準（類別 3）；在當月總消費金額部分，需從原本的 NT\$5,000 以下（類別 2），提升到 NT\$5,000 至 NT\$20,000 的水準（類別 3）。因此針對此一顧客，DEA 建議風險面與消費面均需改善。

表 4：DEA 分析結果

項目	DEA 之結果
平均效率分數	0.588
標準差	0.225
最高效率分數	1
最低效率分數	0.2
有效率(貢獻度高)顧客個數	128
總顧客個數	1000

有效率(貢獻度高)顧客比率	12.8%
---------------	-------

表 5：貢獻度高持卡人之 DEA 分析結果—以樣本編號 561 及 873 為例

變數類型	變數名稱	樣本編號：561 (效率值=1)		樣本編號：873 (效率值=1)	
		實際值	DEA 建議值	實際值	DEA 建議值
輸入變數	當月最差繳款評等	1	1	1	1
	近 3 個月最差繳款評等	1	1	1	1
	近 6 個月最差繳款評等	1	1	1	1
輸出變數	當月額度使用率	4	4	4	4
	近 3 個月平均額度使用率	3	3	4	4
	近 6 個月平均額度使用率	4	4	4	4
	當月總消費金額	5	5	4	4

表 6：貢獻度低持卡人之 DEA 分析結果—以樣本編號 477、134 及 703 為例

變數類型	變數名稱	樣本編號：477 (效率值=0.5)		樣本編號：134 (效率值=0.75)		樣本編號：703 (效率值=0.62)	
		實際值	DEA 建議值	實際值	DEA 建議值	實際值	DEA 建議值
輸入變數	當月最差繳款評等	2	1	1	1	1	1
	近 3 個月最差繳款評等	2	1	1	1	1	1

	近 6 個月最差繳款評等	2	1	1	1	2	1
輸出變數	當月額度使用率	5	5	2	3	2	3
	近 3 個月平均額度使用率	5	5	3	3	3	3
	近 6 個月平均額度使用率	5	5	3	3	3	3
	當月總消費金額	5	5	2	4	2	3

三、討論

本研究應用 DEA 建構顧客行爲評分模式，以提供判斷顧客貢獻度的依據，並針對低貢獻度的銀行顧客提供改善的方向，期望能將低貢獻的顧客轉化成高貢獻的顧客。以下針對 DEA 在提供低貢獻顧客的改進方向與幅度時的一些內容進行討論。

首先在 DEA 建議的各變數改善幅度方面，以本研究所使用風險面以及消費面的變數而言，最具有貢獻度的顧客應是在風險面變數均為全清，而消費面變數均為類別 5 的顧客。這應是每一個低貢獻的顧客的最終的改善目標，但並不一定是馬上就需達到的近程目標，舉例而言，表 7 為效率值最低之樣本編號 16 的 DEA 分析結果。由表中可知，DEA 對該顧客在消費面的建議均為達到類別 2 即可，並沒有建議其達到更高的類別。這是合理的，因為若將一個原本消費金額很低的顧客，利用各種行銷或促銷手法，讓其消費金額很快速的到達很高的境界(例如類別 5)，雖然可很快的提高其對銀行的貢獻度，但伴隨而來的可能是行銷是否有效、行銷成本以及顧客信用風險是否會過高等問題。而由於 DEA 是一個相對效率(相對貢獻度)的衡量工具，是以其改善建議值會是漸進式的，依據各 DMU 到達其效率前緣(包絡線)沿的條件給予改進建議，而不是以最佳的結果進行建議，且由於每個持卡人的狀況均不同，面對的包絡線也不同，所以 DMU 建議值也不盡相同，因此可以進行個人化的行銷或客製化的管理，適合於實務操作上的應用。

此外，根據 DEA 的分析結果，除了單純只改善風險面或消費面的狀況外，也會出現可改善風險面及消費面的的情況，如表 6 中的樣本編號 703 的持卡人。針對該持卡人，如上一小節所說明的，DEA 的分析結果一方面認為信用風險的存在，需設法改善該名顧客目前的付款狀況，另一方面則認為消費狀況不夠好，須鼓勵該顧客提高

月消費金額與額度使用率。若純粹從結果來看，銀行必須在降低風險的情況下提高該名顧客的消費能力。但就常理來看，這兩種條件雖然可以同時存在，卻無法在同一時間達成。因此，針對這樣的情況，具體的建議便可分為兩個方向。

第一種建議為先改善該名顧客的信用評等，再提高營收貢獻，亦即以降低風險為優先。經營面的策略可利用降低信用額度的方式先將每月消費金額壓低，提高顧客付清先前累積餘款的機率，等繳款評等回復至全清的狀態且能夠穩定地持續一段時間後，再提高該名顧客的信用額度，同時搭配行銷的消費促銷方案，提高該名顧客的消費金額與額度使用率，進而提高該名顧客對銀行的貢獻程度。

第二種方向則為相反，先提高該名顧客的消費能力，再改善信用評等，亦即以提高營收為優先。實際的策略可根據該名顧客過去的消費紀錄與習慣設計適合的促銷方案，以穩定的方式逐步提高顧客的消費金額與額度使用率。此種方案必須承擔相當的呆帳風險，且最初實行方案時改善繳款評等的可能性不高，因此必須密切注意該名顧客後續的繳款狀況。等繳款狀況穩定後，可提供個人化的方案，提高該名顧客的繳款金額進而全清的可能性。

表 7：最低貢獻度低持卡人之 DEA 分析結果－以樣本編號 16 為例

變數類型	變數名稱	樣本編號：16 (效率值=0.20)	
		實際值	DEA 建議值
輸入變數	當月最差繳款評等	1	1
	近 6 個月最差繳款評等	1	1
	近 3 個月最差繳款評等	1	1
輸出變數	當月額度使用率	1	2
	近 3 個月平均額度使用率	1	2
	近 6 個月平均額度使用率	1	2
	當月總消費金額	1	2

伍、結論與建議

顧客行為評分一直是金融業界中很重視的議題，特別是對於銀行業而言，顧客行

為評分模式為協助金融業風險管理的重要工具，透過評估既有顧客信用風險與消費狀況，企業可以利區分高貢獻與低貢獻的顧客，達到控制風險並提升獲利之目的。

本研究提出一個以資料包絡分析法(DEA)為基礎的顧客行為評分模式，並利用台灣某銀行所提供的 1000 位信用卡持卡人的資料進行實證研究。所提方法除了提供區分高貢獻與低貢獻持卡人的依據外，並針對低貢獻度的顧客提供改善的方向，將低貢獻的顧客轉化成高貢獻的顧客。本研究基於降低風險並提高顧客消費為原則，以當月最差繳款評等、近 3 個月最差繳款評等及近 6 個月最差繳款評等三個變數作為 DEA 的輸入變數；以當月額度使用率、近 3 個月平均額度使用率、近 6 個月平均額度使用率及當月消費金額等四個變數作為 DEA 的輸出變數。

實證結果顯示，本研究所提之模式能夠提供明確顧客區分建議，將 1000 人中風險較低，消費狀況較佳的 128 人評估為貢獻度高的顧客，其餘的 872 人則被判斷為貢獻度低的顧客，並且針對貢獻度低的顧客，所提方法針對每一個顧客均能明確的提出繳款面或是消費面的改善建議，以提高該顧客的貢獻度。透過所提的方法，銀行可針對個別顧客的差異進行個人化行銷或客製化的管理，能對資源投入的控制更有效率，並能針對風險與營收面進行全面性的考量，有效地提高顧客的貢獻度。於未來研究之建議上，本研究由於資料取得的限制，只使用了繳款狀況以及消費金額相關的資料作為輸出入變數，建議後續研究可再尋找其他與顧客行為評分或貢獻度相關的因素進行分析，如繳款金額、顧客消費的金融商品項目及消費頻率等，應有助於進一步提升模型的實用價值。

參考文獻

1. 何泰君，「影響授信戶違約風險因素之實證研究-以中小企業為例」，朝陽科技大學保險金融管理系碩士班未出版碩士論文，2007 年。
2. 張振志，「資料探勘行為評分分類模式之建構—以某銀行信用卡為例」，天主教輔仁大學管理學研究所未出版碩士論文，2007 年。
3. 曹曾樹，中小企業財務危機預警實證研究之文獻回顧，《中小企業發展季刊》，第 9 期，2008 年，第 135-167 頁。
4. 陳麗君，「應用資訊探勘技術於信用卡黃金及客戶之顧客關係管理」，元智大學工業工程與管理研究所未出版碩士論文，2002 年。
5. 陳宜欣，「以資料探勘技術探討顧客忠誠方案－以某信用卡發卡銀行為例」，國立中正大學碩士論文未出版碩士論文，2008 年。

6. 彭慧雯，「建構信用卡資料挖礦架構及其實證研究」，台北科技大學生產工程與管理研究所未出版碩士論文，2000 年。
7. 曾月金，「信用卡詐欺偵測模式之研究」，銘傳大學資訊管理研究所未出版碩士論文，2002 年。
8. 詹書銘，「演化式類神經網路、灰關聯分析映用於信用卡風險管理之實證研究」，朝陽科技大學財務金融系碩士班未出版碩士論文，2005 年。
9. 劉書汎，「信用卡違約風險評估模型-應用粗糙集與因素分析」，朝陽科技大學財務金融系碩士班未出版碩士論文，2009 年。
10. 盧俊傑，「以倒傳遞網路偵測不良信用卡客戶之研究」，大同大學資訊工程學系暨研究所未出版碩士論文，2006 年。
11. 蘇泓憲，「應用資料探勘技術於信用卡貢獻度行爲-以 C 銀行為例」，銘傳大學碩士論文，2008 年。
12. Al-Tamimi, H. A. H., and Lootah, A. M., "Evaluating the operational and profitability efficiency of a UAE-based commercial bank," *Journal of Financial Services Marketing*, Vol. 11, No. 4, 2007, pp. 333-348.
13. Banasiak, M., and O'Hare, E., "Behavior scoring," *Business Credit*, Vol. 103, No. 3, pp. 52-55, 2001
14. Chang, T. C., and Chiu, Y. H., "Affecting factors on risk-adjusted efficiency in Taiwan's banking industry," *Contemporary Economic Policy*, Vol. 24, No. 4, 2006, pp. 634-648.
15. Chen, M. C., and Huang, S. H., "Credit scoring and rejected instances reassigning through evolutionary computation techniques," *Expert Systems with Applications*, Vol. 24, No. 4, 2003, pp. 433-441.
16. Cherchye, L., and Post, T., "Methodological advances in DEA: A survey and an application for the Dutch electricity sector", *Statistica Neerlandica*, Vol. 57, No. 4, 2003, pp. 410-438.
17. Cielen, A., Peters, L., and Vanhoof, K., "Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis", *European Journal of Operational Research*, Vol. 154, No. 2, 2004, pp. 526-532.
18. Coarnes, A., Cooper, W. W., and Rhodes, E., "Measuring the efficiency of decision making units," *European Journal of Operational Research*, Vol. 2, 1978, pp. 429-444.
19. Connor, M. and Bona, S., "Scoring the customer lifecycle," *Business Credit*, Vol. 105, No. 2, 2003, pp. 32-33.

20. Cooper, W. W., Seiford, L. M., and Zhu, J., "Handbook on Data Envelopment Analysis," Boston, MA: Kluwer Academic, 2004.
21. Crook, J. N., Edelman, D. B., and Thomas, L. C., "Recent developments in consumer credit risk assessment," *European Journal of Operational Research*, Vol. 183, No. 3, 2007, pp. 1447-1465.
22. Emel, A. B., Oral, M., Reisman, A., and Yolalan, R., "A credit scoring approach for the commercial banking sector," *Socio-Economic Planning Sciences*, Vol. 37, No. 2, 2003, pp. 103-123.
23. Emrouznejad, A., Parker, B. R., and Tavares, G., "Evaluation of research in efficiency and productivity: A survey and analysis of the first 30 years of scholarly literature in DEA," *Socio-Economic Planning Sciences*, Vol. 42, No. 3, 2007, pp. 151-157.
24. Frias-Martinez, E., Magoulas, G., Chen, S., and Macredie, R., "Modeling human behavior in user-adaptive systems: Recent advances using soft computing techniques," *Expert Systems with Applications*, Vol. 29, No. 2, 2005, pp. 320-329.
25. Fritz, S., and Hosemann, D. "Restructuring the credit process: behaviour scoring for german corporates," Intelligent Systems in Accounting, *Finance & Management*, Vol. 9, No. 1, 2000, pp. 9-21.
26. Gregoriou, G., Messier, J., and Sedzro, K., "Assessing the relative efficiency of credit union branches using data envelopment analysis," *INFOR*, Vol. 42, No. 4, 2004, pp. 281-297.
27. Hadden, J., Tiwari, A., Roy, R., and Ruta, D., "Computer assisted customer churn management: State-of-the-art and future trends," *Computers and Operations Research*, Vol. 34, No. 10, 2007, pp. 2902-2917.
28. Haslem, J. A., Scheraga, C. A., and Bedingfield, J. P., "DEA efficiency profiles of U.S. banks operating internationally," *International Review of Economics and Finance*, Vol. 8, No. 2, 1999, pp. 165-182.
29. He, J., Liu, X., Shi, Y., Xu W., and Yan, N., "Classifications of credit cardholder behavior by using fuzzy linear programming," *International Journal of Information Technology and Decision Making*, Vol. 3, No. 4, 2004, pp. 633-6508.
30. Hsieh, N. C., "An integrated data mining and behavioral scoring model for analyzing bank

- customers," *Expert Systems with Applications*, Vol. 27, No. 4, 2004, pp. 623-633.
31. Hsieh, N. C., "Hybrid mining approach in the design of credit scoring models," *Expert Systems with Applications*, Vol. 28, No. 4, 2005, pp. 655-665.
 32. Kou, G., Peng, Y., Shi, Y., Wise, M., and Xu, W., "Discovering credit cardholders' behavior by multiple criteria linear programming," *Annals of Operations Research*, Vol. 135, No. 1, 2005, pp. 261-274.
 33. Larivi re, B., and Van den Poel, D., "Predicting customer retention and profitability by using random forests and regression forests techniques," *Expert Systems with Applications*, Vol. 29, No. 2, 2005, pp. 472-484.
 34. Li, S.T., Shiue, W., and Huang, M. H., "The evaluation of customer loans using support vector machines," *Expert Systems with Applications*, Vol. 30, No. 4, 2006, pp. 772-782.
 35. Lim, M. K., and Sohn, S. Y., "Cluster-based dynamic scoring model," *Expert Systems with Applications*, Vol. 32, No. 2, 2007, pp. 427-431.
 36. Lin, Y., "Improvement on behavior scores by dual-model scoring system," *International Journal of Information Technology and Decision*, Vol. 1, No. 1, 2002, pp. 153-164.
 37. Malhotra, R., and Malhotra, D. K., "Evaluating consumer loans using neural networks," *Omega*, Vol. 31, 2003, pp. 83-96.
 38. Piramuthu, S., "Financial credit-risk evaluation with neural and neurofuzzy systems," *European Journal of Operational Research*, Vol. 112, 1999, pp. 310-321.
 39. Seiford, L. M., and Thrall, R. M., "Recent developments in DEA: The mathematical programming approach to frontier analysis," *Journal of Econometrics*, Vol. 46, 1990, pp. 7-38.
 40. Seiford, L. M., "Data envelopment analysis: The evolution of the state of the art (1978-1995)," *Journal of Productivity Analysis*, Vol. 7, 1996, pp. 99-137.
 41. Thomas, L. C., Ho, J., and Scherer, W. T., "Time will tell: behavioural scoring and the dynamics of consumer credit assessment," *IMA Journal of Management Mathematics*, Vol. 12, No. 1, 2001, pp. 89-103.
 42. Wang, W. K., Huang, H. C., and Lai, M. C., "Measuring the relative efficiency of commercial banks: a comparative study on different ownership modes in China," *Journal of American Academy of Business*, Vol. 7, No. 2, 2005, pp. 219-223.

43. West, D., "Neural network credit scoring models," *Computers and Operations Research*, Vol. 27, 2000, pp. 1131-1152.