

銀行授信客戶之信用評等與模式比較

陳錦村

中央大學財務管理研究所

(收件日期：84 年 7 月 17 日；第一次修正：84 年 11 月 24 日；
第二次修正：85 年 2 月 26 日；接受日期：85 年 4 月 8 日)

摘要

本文旨在利用層級分析法(簡稱 AHP)、區別分析與 logit 模式，探討銀行授信客戶的信用評等。實證結果發現，就 AHP 方法而言，正常授信案件在四種實驗組別之平均區別能力達 82%，但違約案件的平均區別能力則僅達 70%；從區別分析法觀之，區別模式對正常客戶的平均區別能力為 85%，對違約客戶的平均區別能力略低，僅達 75%；由 logit 模式得知，該模式對正常客戶的平均區別能力為 91%，對違約客戶的平均區別能力為 85%。故整體而言，logit 模式優於區別分析，而區別模式又優於 AHP 方法。

關鍵詞彙：層級分析法，區別分析，logit 方法，授信客戶與信用評等

壹 前言

一 研究動機與目的

由於台灣之金融體制正逐步邁向自由化與國際化發展，所以當各項限制陸續解除之後，銀行所能承作的業務乃更趨多樣。不過，儘管如此，傳統的授信業務則因對淨利息邊際(net interest margin)大小具有舉足輕重的影響，所以迄今仍居於不可忽視的地位。但自從民國 81 年起，政府開放民營銀行的設立以來，金融同業間的競爭加劇，為避免因盲目的信用創造招致過多的授信風險，銀行確應審慎建立一套更為良好的信用評估準則，以供授信人員有所遵循。

在實務上，銀行信用等級之審核，一般係以五 P 原則當作評估基礎：即借款戶(people)、資金用途(purpose)、還款來源(payment)、債權保障

(protection)及授信展望(perspective)。所謂借款戶，乃指借款客戶之責任感、經營成效及銀行往來關係；資金用途乃包括取得資產、償還債務、代理及轉投資用途；還款來源概依客戶之償還能力而定；債權保障乃針對擔保品或第三保證人而定義；至於授信展望，則指銀行對客戶未來發展潛力的衡量。藉由這些原則，個別銀行將可續依金融主管機關與銀行公會之相關的授信法規，訂定放款基本利率加碼細則等管理辦法，以供授信人員有所遵循。這些管理辦法通常按信用等級（企業型態、淨利大小）、存款業績（年度存款平均餘額、存放比率）、外匯業績（外匯業務量）及擔保品品質而各分成三種等級，每多一等，便增加一碼。不過，這些條文僅對各評估指標的第一等級加以明確定義，但對二、三等級標準則授權主管人員自行裁奪。此外，該管理辦法亦乏明確定義五 P 原則中之授信展望及資金用途，取而代之的則是授與主管人員酌情增減碼數之權利，故仍略嫌主觀與不夠科學。

銀行授信客戶之信用評等，一般所採取的方法可歸納為 logit 及 probit 迴歸模型（Ou-Penmen (1989)、邱玉玫(1992)、Lee-Wu(1994)）、因素與區別等多變量分析法（Altman(1968)、李惠民(1984)、陳錦村(1994)）、可靠度分析法（Lane-Looney-Wansley(1986)與李紀珠(1991)）、類神經網路法（Tam-Kiang(1992)與陳錦村-許通安-林蔓蓁(1995)），以及層級分析法（analytic hierarchy process；簡稱 AHP）（Srinivasan-Kim(1987)、Khaksari-Kamath-Grieves(1989)、Javalgi-armacost-Hosseine(1989、1990)與葉佳珍(1995)）等五大類。可靠度分析向以能掌握不同時間授信客戶的違約機率著稱，類神經網路則特別適於處理非結構性訊息的財務問題。惟因本研究旨在建立與比較信用評等模式之區別能力，並不對客戶經營期間長短所帶來授信風險的可能衝擊加以考慮。同時，基於相關的授信法規已相當完備，乃假定該信用評等問題適於使用結構化模型來建立。換言之，本文僅就 AHP、區別分析及 logit 模式之信用評等能力進行比較，其餘分析法則不予採用。

區別分析及 logit 模式乃為傳統的信用評估方法，兩方法均係利用歷史性財務報表資料，計算各評估指標的權值。惟為避免評估指標間存在過高的共線性問題，一般乃在建構區別函數與 logit 模式前，先行利用因素分析篩選主

要的評估指標。惟如此則易造成解釋能力不足，或重要財務訊息遺漏的情況發生。至於層級分析法與兩種傳統方法最主要的差別，則在於前者係依授信專家的多年經驗，訂定各項評估指標的權重值，而非單純採用樣本客戶的財務及非財務數據。因此，當個別銀行風險偏好改變或競爭環境逆轉時，即可藉由調整評估指標權重值以因應挑戰。整體而言，本文乃以層級分析架構圖之評估指標作為實證變數的主要依據，所以第貳節乃針對層級分析法的信用評估模式進行說明。第參節則以因素分析法萃取代表性的評估指標，並以之作爲第參、肆節區別分析及 logit 模式的主要變數。最後，則進行層級分析、區別及 logit 方法的差異比較。

二 研究對象與範圍

本研究係以某全國性商業銀行的授信客戶作為實證對象，基於信度與效度考量，乃依分層隨機抽樣方式選取 204 個授信客戶加以驗證。由於同一授信客戶至少涵蓋一筆授信案件，所以全部共有 245 件授信案件。當扣除無效樣本後得知，屬於新銀行開放設立前之樣本者（78 年初至 80 年底）有 44 件，在新銀行開放後（81 年初至 83 年 6 月）所承貸的授信案件則有 157 件，合計 201 件有效樣本。若依產業類別加以區分，則發現樣本中涵蓋製造業 146 件及服務業 55 件；同理，當以授信客戶之組織型態劃分時，則發現樣本中包括上市公司 86 件、未上市但已公開發行公司 21 件，以及未公開發行公司 94 件。這些樣本的授信金額最低為 200 萬元，最高達 60 億元。至於違約與否的樣本分配數，則為違約案 48 件與未違約案 153 件。

貳 層級分析法下之信用評等模式

謹將 AHP 中各評估準則之權數計算與授信案件之綜合評分方法列述如下：

一 評估準則之權數計算¹

AHP 法之權數值乃決定於各準則間成對比較的結果，並將之以評比尺度值表示如下：

- 1：同等重要(equally important)
- 3：稍微重要(weakly more important)
- 5：確為重要(strongly more important)
- 7：非常重要(demonstratively more important)
- 9：絕對重要(absolutely more important)
- 2,4,6,8 則為兩相鄰尺度間的中介值

經評比尺度表示後，即可求得成對比較矩陣(pairwise comparison matrix)如 A 所示：

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \Lambda & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \Lambda & a_{2n} \\ & & M & \\ a_{m1} & a_{m2} & \Lambda & a_{nn} \end{bmatrix}$$

¹ 依圖一之層級分析圖知，本單元所稱評估準則乃同時適用於該圖第二及第三層次所表達的層面與指標二項。惟基於簡化起見，本單元僅以「準則」為基礎，闡述層級分析法的數學推演過程。

其中， a_{ij} 表示評估準則 A_i 對 A_j 的相對重要值。因此，對決策者而言， $a_{ii} = 1$ 及 $a_{ij} = \frac{1}{a_{ji}}$ ，乃表示 A 為正值的倒數矩陣 (positive reciprocal matrix)。是故，當採用特徵向量法 (eigenvector method) 以推導 A 矩陣諸準則指標之關係時，即可求得各評估準則的權重大小。令評估準則權數向量為：

$$W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ M \\ w_n \end{bmatrix}$$

w_i 表示第 i 項評估準則的權數值。設若根據專家意見所建構之矩陣 A 相當一致，則可依 $a_{ij} = \frac{w_i}{w_j}$ ，而將矩陣 A 與 W 相乘結果簡化如下²：

$$A \cdot W = \begin{bmatrix} w_1/w_1 & w_2/w_2 & \Lambda & w_1/w_n \\ w_2/w_1 & w_2/w_2 & \Lambda & w_2/w_n \\ & & M & \\ w_n/w_1 & w_n/w_2 & \Lambda & w_n/w_n \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ M \\ w_n \end{bmatrix} = n \cdot \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ M \\ w_n \end{bmatrix} = nW \quad (1)$$

其中， n 乃指評估準則的個數。同理，當吾人以一般化型式表示其關係時，則等式(1)將變為 $AW = \lambda W$ ， λ 乃指矩陣 A 之特徵值 (eigenvalue)； w 為其特徵向量 (eigenvector)。

²所稱「一致性」乃指評估人員對各項目之比較具一致性，例如項目 A:B 為 3:1；而 B:C 為 2:1，則 A:C 應為 6:1，否則即不具一致性。

由於實務上常因人為判斷的缺失，而使得矩陣 A 並無法達到一致性標準，亦即 $a_{ij} \neq \frac{w_i}{w_j}$ 。所以基於反映受訪人員對評估準則所表現的不一致特質，乃改以矩陣 A 之實際觀測值 \hat{A} 及權數向量估計值 \hat{W} 加以替代而得：

$$\begin{aligned} \hat{A}\hat{W} &= \lambda_{\max} \hat{W} \\ \Rightarrow (\hat{A} - \lambda_{\max} I) \hat{W} &= 0, \lambda_{\max} \geq n \end{aligned} \quad (2)$$

由於 λ_{\max} 乃為 \hat{A} 之最大特徵值，所以當利用 $(\hat{A} - \lambda_{\max} I) = 0$ 行列值特性求解 \hat{A} 之特徵值 λ_{\max} 後，應進而將之代入等式(2)中以求得各評估準則的權重向量估計值 \hat{W} 。當 λ_{\max} 與 n 不等時，則其差額乃用以表示意見反映的不一致程度，並以 C.I.值(consistency index)衡量該不一致情況的幅度大小；C.I.值愈高，其不一致程度愈大：

$$C.I. = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (3)$$

再者，Saaty(1980)曾以隨機模擬方式，產生評比程度為 9 之不同層級數下的 C.I.平均值，稱為 R.I.值(random index)，並以 C.I.與 R.I.兩指標的比值定義評估準則的一致性比率(consistency ratio；簡稱 C.R.)：

$$C.R. = \frac{C.I.}{R.I.} \quad (4)$$

當 C.R.值小於 0.1 時，則表示矩陣 \hat{A} 達一致性的容忍標準，即該成對比較值可被接受³。

二 授信客戶之信用評分

就層級分析法而言，其強調授信客戶之甄選程序，除應考量受訪人員對個別評估準則的相對重視程度外，亦應對所有申貸客戶在這些評估準則的績效表現加以適度反映。因此，當假設授信客戶甄選程序中，包括 L 個層級結構時，受訪人員對第 k 層項目的第 i 個評估準則之相對權重即可表示為：

$\hat{W}_i^{(k)}$ ：以第 $(k-1)$ 層評估項目作為基準，而求得第 k 層項目的第 i 個評估準則之權重值， $k = 1, \dots, L-1$ ； i 表示該階層之準則項目數， $i = 1, \dots, n_k$ 。

至於第 j 申貸客戶在第 i 評估準則的績效表現，則可表示為：

\hat{r}_{ij} ：以第 $(L-1)$ 層的第 i 個評估項目作為基準，而求得第 j 授信客戶 ($A_j: j = 1, \dots, m$) 的績效權重值。

當根據等式(2)而求得每一層級個別準則項目的權重值 $\hat{W}_i^{(k)}$ 後，即可續依各層級之上下隸屬關係而得次一層級對應子項目之權重，依此方法循序進行，直到求得最低階層 $L-1$ 之第 i 評估項目的績效權重值 \hat{W}_i ：

³ 除 Saaty 之特徵向量法外，利用矩陣 \hat{A} 之成對比較以求得權重向量 \hat{W} 者尚有最小平方法 (Cogger-Yu (1983)、Jensen(1984a))、對數最小平方法 (DeGraan, 1980) 與 χ^2 平方方法等三種。但依 Jensen(1984b)、Harker-Vargas(1987) 知，當考慮矩陣 \hat{A} 之一致性時，一般係以 Saaty 特徵向量法的使用效果為最佳，故本研究乃依此方法進行相關的實證分析。

$$\hat{W}_i = \hat{w}_i^{L-1} \hat{w}_i^{L-2} \Lambda \hat{w}_i^2 \quad (5)$$

其中， $\hat{w}_i^2, \hat{w}_i^{L-2}, \hat{w}_i^{L-1}$ 乃指與第(L-1)層有直接間接上下隸屬關係的權重值而言。 \hat{W}_i 乃用以表示第 i 評估項目在整體評估項目的相對權重值，所以當求得第 j 授信客戶在第 i 評估項目的績效權重 \hat{r}_{ij} 後，即可藉由所有評估項目 n_{L-1} 兩兩權重值相乘，加總而得第 j 授信客戶的信用評分 \hat{S}_j ：

$$\hat{S}_j = \sum_{i=1}^{n_{L-1}} \hat{W}_i \hat{r}_{ij} \quad (6)$$

一般而言，當授信客戶之信用評分值 \hat{S}_j 愈高時，表示該客戶之整體經營績效愈佳，銀行如同意予以承貸，將不致帶來授信風險的劇烈變化。反之，則對銀行授信風險有不利的衝擊。

三 層級分析圖之設計原理

本研究乃依金融聯合徵信中心（簡稱金徵中心）編製之「財務報表檔」與銀行公會所推荐之「信用評等表」設計而成信用評等時之層級分析圖。根據表一與圖一知，授信客戶之信用評等係分成財務結構、償債能力、經營效率、獲利能力、經營管理，以及企業展望六大層面，其下之評估指標則共計包括 16 項：銀行貸款佔淨值之比率、負債佔淨值之比率、固定資產佔淨值之比率、固定資產佔負債之比率（屬於財務結構層面之評估指標）；速動比率、銀行貸款佔流動資產之比率（屬於償債能力層面之評估指標）；營業收入佔資產之比率、營業收入佔淨值之比率（屬於經營效率層面之評估指標）；營業利益率、稅前淨值報酬率（屬於獲利能力層面之評估指標）；企業規模、股權分散程度、負責人之學經歷、近三年銷售額平均成長率（屬於

經營管理層面之評估指標)；產業景氣預測、產品市場佔有率(屬於企業展望層面之評估指標)。至於詳細定義及說明請參見表一所示。

表一 客戶信用評等模式之評估指標及其正負效應

	評估指標	計算公式或說明	正負效應
財務結構	銀行貸款佔淨值之比率	銀行貸款 / 淨值	-
	負債佔淨值之比率	負債 / 淨值	-
	固定資產佔淨值之比率	固定資產 / 淨值	-
	固定資產佔負債之比率	固定資產 / 負債	+
償債能力	速動比率	速動資產 / 流動負債	+
	銀行貸款佔流動資產之比率	銀行貸款 / 流動資產	-
經營效率	營業收入佔資產之比率	營業收入 / 資產	+
	營業收入佔淨值之比率	營業收入 / 淨值	+
獲利能力	營業利益率	營業利益 / 營業收入	+
	淨值報酬率	本期損益 / 淨值	+
經營管理	企業規模	以公司總資產取自然對數衡量	+
	組織型態	分成(1)未公開發行、(2)未上市但已公開發行、及(3)上市公司，共三類	+
	負責人之學經歷	依負責人之專業知識與經驗而分成(1)不佳、(2)普通、及(3)優良三類	+
	近三年銷售額平均成長率	依承貸日前三年前之銷售額計算其幾何平均成長率	+
企業展望	產業景氣預測	以產業未來三個月景氣(1)下挫、(2)看挫、(3)下跌、(4)看跌、(5)看平、(6)看升、(7)略升、(8)上升、及(9)向榮九類區分。	+
	產品之市場佔有率	根據行政院主計處編印之八十年度臺閩地區各產業的普查報告，將產業區分為製造業、營造業、工商服務業、商業、金融保險及不動產企業單位，以及水電燃電氣業等六大類。並以客戶營業額佔該產業總營業額的比率當作產品佔有率之衡量指標。	+

針對上述各項評估指標，本研究乃從四個來源廣泛搜集相關資料：(1)授信客戶之基本資料與財務報表乃取自某商業銀行之「法人授信申請暨批覆書」；(2)關於授信客戶之違約紀錄乃由金徵中心之「企業逾期催收及呆帳資

圖一 授信客戶之信用評等層級

訊」檔加以取得；(3)對於授信客戶之產業景氣預測，則參考自台灣經濟研究院所編製之各期別「經濟景氣測驗月報」資料，以及(4)根據「八十年度臺閩地區各產業的普查報告」之產業總營業額資料，計算而得個別授信客戶之產品市場佔有率。至於這些評估指標之計算公式或分類基準，以及其對授信風險的正負影響，則詳列於表一之第三及第四欄。惟值得一提的是，緣於 AHP 套裝軟體之功能限制，本研究僅能處理正負效應之評估指標，卻無法對太大或太小皆不適宜的評估指標加以分析。因此，本實證結果乃難免受到些許影響。

四 問卷設計與指標權重之計算

由於層級分析法之指標權重，係依兩兩評估項目的比較而得。因此，為客觀計算各評估指標的相對權重，本研究乃利用問卷調查方式，探求銀行授信人員的意見⁴。至於這些受訪或受調人員則分別任職於土地銀行、交通銀行、中國農民銀行、世華銀行、上海銀行、中央信託局、泛亞銀行、安泰銀行、寶島銀行、彰化銀行等主要行庫的授信單位，因此，其代表性與專業能力應受肯定。而所發出的 60 份問卷中，共計回收 48 份，回收率達 80%。惟經刪除 C.R 值大於 0.1 之不一致性樣本後，僅得 22 份有效樣本。接著，則依等式(2)計算而得評估指標矩陣之特徵向量 \hat{w} ，並依層級分析圖之架構，分別求得個別專家對各評估項目的相對權重。至於 22 位專家的綜合意見則以幾何平均的計算結果作為表達依據如表二所示。實證結果發現，授信專家最重視的項目為淨值報酬率（相對權重值為 0.1123）、銀行貸款佔流動資產之比率（權重值為 0.1062）及產業景氣預測（權重值為 0.1043）。至於固定資產佔淨值之比率（權重值為 0.0260）、固定資產佔負債之比率（權重值為 0.0267），以及組織型態（權重值為 0.0267）則為較不被看重的三個評估指標。

⁴ 基於篇幅考量，本文未列示完整的問卷內容，惟歡迎有興趣者來函索取。

表二 信用評等指標之權重值

評估指標	符號	相對權重值
銀行貸款佔淨值之比率	R1	0.0357
負債佔淨值之比率	R2	0.0278
固定資產佔淨值之比率	R3	0.0260
固定資產佔負債之比率	R4	0.0267
速動比率	R5	0.0727
銀行貸款佔流動資產之比率	R6	0.1062
營業收入佔資產之比率	R7	0.0765
營業收入佔淨值之比率	R8	0.0690
營業利益率	R9	0.0752
淨值報酬率	R10	0.1123
規模大小	R11	0.0427
組織型態	R12	0.0267
負責人學經歷	R13	0.0532
平均銷售成長率	R14	0.0620
產業景氣預測	R15	0.1043
市場佔有率	R16	0.0834

五 層級分析法之預測能力

為求比較基礎的一致，本節乃配合區別分析及 logit 需要，而將所有樣本分成測試及預測兩組。因此，在樣本銀行的 201 筆授信案件中，乃包括 101 件測試樣本（其中，違約者有 24 件，未違約者則有 77 件）與 100 件預測樣本（違約者有 24 件，未違約者則有 76 件）。鑑於 AHP 軟體的容量限制，本研究乃將所有樣本分成四個實驗組別，每組別則均包含 40 個授信案件，其中違約及正常客戶各為 15 及 25 件。至於分類的原則，則依授信客戶三年平均之營業利益率作為控制變數⁵。各組別之違約及正常客戶的績效表現，則

⁵ 一般而言，授信客戶的績效表現主要有下列五種常用的指標：(1) 每股市價對每股帳面價值之比率，(2) Tobin's Q 比率，(3) 總資產報酬率（簡稱 ROA），(4) 淨值報酬率（簡稱 ROE），及(5) 營業利益率。由於樣本中涵蓋部份未上市公司資料，本研究因難以客觀地取得該類公司之市場價格，所以並未考慮將「每股市價對每股帳面價值之比」當作區分依據。而

分別列示於表三中。原則上，A 組別對違約與正常客戶的區分最為明顯，B 組別次之，C、D 組別則更次之。

表三 四種實驗組別之分類標準

實驗組別	正常案件	違約案件	合計數
A	績效排名為前 25 者	績效排名為後 15 者	40
B	績效排名為前 18 至 42 者	績效排名為前 7 至 21 者	40
C	績效排名為前 35 至 59 者	績效排名為前 3 至 17 者	40
D	績效排名為後 25 者	績效排名為前 15 者	40

AHP 的信用評分效果，除可用以反映授信風險的高低外，尚可用來當作違約與正常客戶的篩選工具。因此，本文乃先行透過 AHP 軟體的操作，計算屬於測試樣本之授信案件的信用得分。然後，再依信用評分高低加以排列；信用排名愈前者，即表示信用品質將愈佳，而導致違約的機率即愈低。因此，理論上言，正常案件之信用排名理應屬於前 25 名，而違約案件則應排在後 15 名。實證結果發現，正常案件在四種實驗組別之平均區別能力高達 82%，但違約案件在四種實驗組別的平均區別能力則僅達 70%而已，顯示該分析方法尤適用於正常案件的篩選（請參閱表四所示）。

表四 層級分析法之預測能力* 單位：%

實驗組別	正常案件的區別能力	違約案件的區別能力
A	88	80
B	80	67
C	76	60
D	84	73

*本表所稱區別能力乃指各欄正確歸類個數分佔正常與違約案件總數的比值。

參 區別分析法下之信用評等模式

Tobin's Q 比率之衡量，則又因不易客觀評估部份資產之重置成本，以致亦未將之當作分析指標。至於本文單獨選用營業利益率指標，而未考慮使用 ROA 與 ROE 指標，其主要乃與銀行承辦授信業務時常偏重客戶正常營業活動的經營表現有關。

一 評估指標的萃取

本節乃利用因素分析方法，選取具代表性之財務指標，以建立一良好的信用評估模式。至於那些財務比率的組合能夠完全地衡量銀行授信客戶的信用品質，截至目前為止，尚無一套公認的理論基礎可為依據。是故，本文乃根據層級分析法中所用之 16 項評估指標作為研究變數，進行相關因素的篩選。

眾所週知，進行因素分析之前，宜先作「巴式球形檢定」(Bartlett sphericity test)，以確定各觀察變數之間是否存在共線性問題。若存在共線性情況，則表

示值得運用因素分析以縮減變數維度。實證結果發現，巴式球形檢定之 χ^2 統計量為 1,232.81，乃明顯地棄卻自由度為 120，顯著水準為 0.001 的虛擬假設。換言之，該樣本資料顯示有進行因素分析之必要。

至於因素之選取，本研究則採用主成份分析法(principal component analysis)。該因素分析假設：各觀察變數係受各種因素所影響。這些因素當中，有些是各變數所共同具有的，稱之為共同因素(common factor)，另一些則為各變數所獨有的，我們稱之為獨特因素(unique factor)。變數之獨特因素與共同因素、其它變數之獨特因素間，均無相關，且各共同因素均為諸變數之線性組合，即：

$$X_i = \beta_{i1} F_1 + \beta_{i2} F_2 + \Lambda + \beta_{ik} F_k + \varepsilon_i \quad (7)$$

其中： $i = 1, 2, 3, \Lambda, n$;

$j = 1, 2, 3, \Lambda, k (k \leq n)$;

$X_i =$ 第 i 個觀測變數；

$\beta_{ij} =$ 第 j 個共同因素對第 i 個觀測變數之因素負荷量；

$F_j =$ 第 j 個共同因素；

$\varepsilon_i =$ 第 i 個觀測變數的獨特因素。

鑑於主成份分析法在求取因素特徵值時，係以扣除獨特性後之縮減 (reduced) 相關矩陣為基礎，故在進行因素分析之前，宜先估計共同性，並將非由共同因素所造成的變異部份，從相關矩陣中消除。估計共同性的方法很多，最常用的有三種：(1)最高相關係數法，(2)複相關係數平方法，(3)反覆因素抽取法。本文衡酌變數的實際數目，乃決定採取複相關係數平方法估計 16 個變數的共同性。至於選取因素之標準有三：(1)Kaiser 標準：取因素特徵值大於一者；(2)Cattell 標準：取決於陡階檢定(scree test)；(3) 累積解釋變異不得少於 75%。實證結果顯示，特徵值大於一的因素有五個（參見表五），其累積解釋變異則高達 92.01%。另就圖二之陡階圖言，陡階乃自第五個因素後逐漸平緩，基於相對解釋變異已極小，乃選取前面五個因素進行相關的實證分析；這些因素之特徵值則皆大於一，累積之解釋變異亦遠高於 75%，而為 92.01%。

表五 轉軸前之因素特徵值、解釋變異與累積解釋變異彙總表

因素順序	因素 1	因素 2	因素 3	因素 4	因素 5
特徵值	10.4326	5.0229	3.3751	1.7273	1.0397
解釋變異	0.5074	0.2443	0.1146	0.0454	0.0084
累積解釋變異	0.5074	0.7517	0.8663	0.9117	0.9201

圖二 主成份分析之陡階圖

二 因素轉軸與代表性指標之決定

為使因素能有合理之命名，本研究乃根據五個因素進行最大變異之直交轉軸（詳如表六所示）。由於因素負荷量之大小乃為選取代表比率之標準，所以本文設定因素負荷量之下限標準為正負 0.6，以使每個因素可選擇數個比率並做適當的因素命名。謹將各因素及其代表比率彙總如下：

(1)因素一：財務槓桿因素

其代表比率有銀行貸款佔淨值之比率與負債佔淨值之比率。

(2)因素二：企業風險因素

其代表比率有固定資產佔負債之比率。

(3)因素三：經營效率因素

其代表比率有營業收入佔資產之比率與營業收入佔淨值之比率。

(4)因素四：獲利能力因素

其代表比率有營業利益率與淨值報酬率。

(5)因素五：經營管理因素

其代表比率有企業規模與經織型態。

表六 轉軸後之因素負荷量矩陣與最終共同性

比率	因素 1	因素 2	因素 3	因素 4	因素 5	共同性
R1	-0.27938	0.61021	-0.12172	-0.20223	0.19296	0.54319
R2	-0.12091	0.90590	0.01023	-0.31525	0.14143	0.95476
R3	0.13604	0.57920	-0.39869	0.07351	-0.15612	0.54278
R4	0.28392	-0.09202	-0.05876	0.95247	0.01622	1.00000
R5	-0.32876	-0.16168	-0.00981	0.47794	0.02237	0.36339
R6	0.02966	0.25204	-0.36844	0.12636	-0.05120	0.21887
R7	-0.17373	-0.01618	0.01593	0.18301	0.76687	0.65212
R8	-0.20801	0.46528	0.09030	-0.28709	0.64780	0.77004
R9	0.15675	-0.23841	0.68424	0.02950	-0.07840	0.55665
R10	0.03045	0.05605	0.82108	-0.01472	0.06246	0.68234
R11	0.94573	-0.04307	0.17536	-0.02388	-0.26912	1.00000
R12	0.75362	-0.20719	0.01612	0.11103	-0.21218	0.66851
R13	0.34196	-0.00461	-0.08396	0.09350	0.00932	0.13308
R14	-0.13629	-0.01327	0.11472	-0.14730	-0.08757	0.06108
R15	0.02750	-0.13621	0.08897	-0.07773	-0.01022	0.03340
R16	0.46627	-0.11512	0.21725	-0.13284	-0.04628	0.29752
特徵值	10.43260	5.02290	3.37510	1.72730	1.03970	
解釋變異	0.50740	0.24430	0.11460	0.04540	0.00840	
累積解釋變異	0.50740	0.75170	0.86630	0.91170	0.92010	

三 區別函數與檢定方法

區別分析旨在找出自變數的一種線性組合，依此線性區別函數做群體區分，使區分後之群體其組間變異相對於組內變異為最大，以達到最佳的區分效果。而其線性區別函數之型態為：

$$Z = C_0 + C_1 X_1 + C_2 X_2 + \dots + C_p X_p \quad (8)$$

其中：

Z : 區別函數值；

X_i : 第 i 個自變數 ($i = 1, \dots, p$)；

c_i : 第 i 個區別變數係數 ;
 ρ : 自變數個數。

為能建立良好的區別模式，通常在進行區別分析前，需做群體平均數差異檢定。一般係以 Wilks 之 Λ 統計量檢驗，若統計結果表示兩群體平均數差異不顯著，則無法獲得有效區別兩群體之區別函數。Wilks 之 Λ 統計量計算方式為：

$$\begin{cases} H_0: \text{兩群體平均數相等} \\ H_1: \text{兩群體平均數不等} \end{cases}$$

$$\Lambda = \frac{|W|}{|T|} \quad (9)$$

其中：

$W = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \overline{X}_i)(X_{ij} - \overline{X}_i)$ ，即聯合組內平方與交叉乘積

和矩陣；

$T = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{n_i} X_{ij} X_{ij}$ ，為總樣本之平方與交叉乘積和矩陣；

X_{ij} ：代表第 i 類樣本之第 j 個觀察值；

\overline{X}_i ：乃第 i 類樣本之平均數；

n_i ：為第 i 類樣本的觀察值個數。

Λ 統計量尚無通用之機率分配可供使用，但因其分配型態類似 F 分配，故可透過下列公式轉換：

$$F = \left(\frac{1-\Lambda}{\Lambda} \right) \times \left(\frac{N-P-1}{P} \right) \sim F(\alpha, P, N-P-1) \quad (10)$$

其中：

- α : 顯著水準；
- N : 全體觀察值個數；
- P : 為模式中之變數個數。

除群體平均數差異檢定外，區別模式則另需做適合度檢定，一般係以 Bartlett 的 V 統計量進行驗證。 V 統計量的公式型態如下：

$$\begin{cases} H_0: \text{模型不具統計顯著性} \\ H_1: \text{模型具統計顯著性} \end{cases}$$

$$V = - \left[n - 1 - \frac{m + g}{2} \right] \times \ln \Lambda \quad (11)$$

其中：

- n : 總樣本數；
- m : 預測變數的數目；
- g : 群體數。

由於 V 服從卡方分配，自由度為 $m(g-1)$ ，故當 $\chi^2 > \chi^2(\alpha, m(g-1))$ 時，即可棄卻虛無假設，表示區別函數具有統計上的顯著性。也就是說，所有的投入指標，具有某種程度上的意義。

四 區別分析法之預測能力

首先，將 201 筆授信案，分為 101 件測試樣本及 100 件預測樣本。為瞭解是否需要進行區別分析，本研究乃在區別模式建立前，先行對測試樣本進行 Wilk Λ 及 Bartlett V 之檢定。經由 SPSS 套裝軟體的使用，表七實證結果顯示值得使用區別分析做群體的分類。

表七 群體平均數與區別模型之檢定表

檢定方法	統計量	檢定結果
Wilk Λ	$\Lambda=0.454312$ $F=12.1447 (V_1=9; V_2=91)$	p 值=0.0001<0.05, 拒絕虛無假說, 即兩群體之平均數存在差異。
Bartlett V	$V=74.558$	p 值=0.00001<0.05, 拒絕虛無假說, 即模型具顯著性。

在 101 件測試樣本中, 共計包含違約案件 24 筆及正常案件 77 筆, 利用因素分析萃取而得的評估指標當作主要的區別變數, 再配合 SAS 套裝軟體的計算, 可得區別函數如下:

$$Z = 2.34R_1 - 0.67R_2 + 4.24R_4 + 5.68R_7 + 0.01R_8 - 20.31R_9 + 9.31R_{10} + 8.31R_{11} - 7.80R_{12} \quad (12)$$

當函數中之係數值越高時, 表示客戶違約的可能即越小。而經由上式亦可觀知, 負債佔淨值之比率 (R_2)、固定資產佔負債之比率 (R_4)、營業收入佔資產之比率 (R_7)、營業收入佔淨值之比率 (R_8)、淨值報酬率 (R_{10}) 及企業規模 (R_{11}) 等, 對於區別分數的正負影響與表一所預期相同; 但銀行貸款佔淨值之比率 (R_1)、營業利益率 (R_9) 和公司組織型態 (R_{12}) 等, 對於區別分數的正負影響則未如表一所預期。儘管如此, 此區別函數對正常客戶與違約客戶的正確區別率則仍高達 89% 及 83%。若將四種實驗組別的預測樣本代入此區別函數, 則發現該區別模式對正常客戶的平均區別能力為 85%, 對違約客戶的區別能力略低, 僅為 75% (請參閱表八)。

表八 區別分析之預測能力* 單位: %

實驗組別	正常案件的區別能力	違約案件的區別能力
A	92	87
B	88	80
C	84	73
D	76	60

*本表各欄區別能力的意義同表四。

肆 logit分析法下之信用評等模式

一 理論架構

logit 為一種定性的迴歸分析法 (qualitative dependent variable regression model)，而與傳統迴歸模型不同之處，乃在於其因變數為非連續性 (discrete)，而傳統迴歸模式則為連續性。在二分類區分法中，假設因變數為 1 (代表事件發生) 和 0 (代表事件不發生)，其模式型態為：

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \Lambda \beta_n X_n + \varepsilon \quad (13)$$

其中， Z 為潛伏 (latent) 變數，代表觀測個體對二分類項目 (即正常與違約兩種) 的感受強度。迴歸係數 β 係以最大概似法求得，故具有一致性 (consistence) 和漸近有效性 (asymptotic efficiency) 的優點。

為確保事件發生的機率落在 0 與 1 之間，且為使事件發生的機率為原模式之非遞減函數，故以累積機率函數 (cumulative density function) 而將潛伏變數 Z 做轉換。logit 模型假設，事件發生之機率符合 logistic 分配，故應以累積 logistic 機率函數做轉換。其型式為：

$$P = F(Z) = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \quad (14)$$

由上式知，當 Z 值與事件發生機率 P 為正向關係，則經過此一轉換後將可確保 P 值落於 0 與 1 之間。再者，logit 方法將以設定之臨界機率值作為事件發生與否的判定標準；若事件發生的機率大於臨界機率，則判定事件發生；反之，則判定事件不會發生。至於模型適合度的檢定，則與區別分析的作法相同，乃指 Bartlett V 的卡方統計量。

二 logit法之預測能力

首先，將因素分析所萃取的九項評估指標當作自變數，並經由 SAS 套裝軟體的使用，以進行 101 件測試樣本的實證分析。實證結果發現，適合度檢定之卡方值為 71.049，在 p 值為 0.0001 下，明顯拒絕虛無假設。換言之，logit 分析方法可用以區分授信客戶的違約與否。至於其建立之預測模式則為：

$$Z = 11.86 - 0.29R_1 + 0.83R_2 - 0.26R_4 + 3.43R_7 - 0.65R_8 - 1.54R_9 - 6.19R_{10} - 1.16R_{11} - 1.07R_{12} \quad (15)$$

由於函數中之係數值應透過等式(14)之轉換而為違約機率，以使其值落於 0 與 1 之間，俾界定授信客戶的信用風險。從上式則尚可觀知，負債佔淨值之比率(R_2)、固定資產佔負債之比率(R_4)、營業收入佔淨值之比率(R_8)、營業利益率(R_9)、淨值報酬率(R_{10})、企業規模(R_{11})，及公司組織型態(R_{12})等，對於違約機率值的正負反映與表一所預期的相同；但銀行貸款佔淨值之比率(R_1)和營業收入佔資產之比率(R_7)，對於違約機率值的正負影響則未如表一所預期，卻與預期的區分效果相違。儘管如此，在臨界機率为 0.52 下，此預測模式對正常客戶與違約客戶的正確區別率則仍高達 86.1% 及 89.6%。若將四種實驗組別的預期樣本代入 logit 模式，則發現該模式對正常客戶的平均區別能力為 91%，對違約客戶的區別能力則為 84.79%（請參閱表九所示）。

表九 logit 之預測結果* 單位：%

實驗組別	正常案件的區別能力	違約案件的區別能力
A	100	100
B	96	93
C	88	80
D	80	66

*本表各欄區別能力的意義同表四。

伍 信用評等模式之比較與結論

首先，從信用評等指標的個數觀之，AHP 方法乃使用 16 個評估指標，區別與 logit 兩種方法則選取其中共線性低的 9 個指標加以分析。經比較各模型標準化後的係數發現，三種授信評等方法均一致地給予淨值報酬率指標相當可觀的權重值。惟本研究亦發現，銀行貸款佔流動資產的比率與景氣預測指標雖屬於 AHP 專家所重視的指標，但卻因高共線性關係而被排除在區別及 logit 方法之外。至於被 AHP 模型所忽視的下述三項指標則顯示，其中的固定資產佔淨值比率乃因共線性高，而被先行排除在外，其餘兩個指標—固定資產佔負債之比率與組織型態，則雖被納入區別及 logit 模型中，但卻屬於權值不高的評估指標。故實證結果顯示，三種評等方法對此二指標的重視程度頗為一致。

就信用評等方法的預測能力論之，logit 模式優於區別分析，而區別模式則又優於 AHP 方法。究其原因，可能與未包括在 logit 及區別模式中，但仍被用於 AHP 方法的三個評估指標有關；即可能受到負責人經驗、景氣預測及市場佔有率等在衡量時所帶來的主客觀干擾有關。就負責人經驗言，本研究將之區分為佳、普通與劣三種等級，但此區分畢竟仍將受限於放款經辦人員的主觀認知，在欠缺客觀評等標準，及為爭取授信業績的壓力下，將難免產生偏誤的現象。再者，因為產業別的歸類不易，以致對客戶市場佔有率的衡量乃更加困難，遑論該比率的精確度了。至於隸屬產業的景氣預測則存在頗高的不確定性，如果再加上對授信客戶產業歸類之偏差，則其不但造成該評估指標區別能力的下降，也或多或少干擾整體的預測效果。

層級分析法之預測效果略低，則尚有另一可能原因：遷就 AHP 套裝軟體的使用限制，本研究將所有財務比率均歸納為越大越好與越小越好兩種績效特質，但卻無法對速動比率、固定資產佔淨值比率及固定資產佔負債比率等非以大小即可定義優劣的評估指標妥善處理，以致影響層級分析法的整體區別能力。因此，本研究認為只要針對上述困難加以克服，當可進一步提高 AHP 方法的評估能力。

參考文獻

- 李紀珠（82年12月），金融機構失敗預測模型—加速失敗時間模型之應用，中國經濟學會1993年年會論文。
- 李惠民（73年6月），中小企業信用風險評估模式之研究，私立淡江大學管理科學研究所。
- 林月雲（84年），高階繼承人員的甄選—分析層級程序法之應用，第一屆管理學術定性研究方法研討會。
- 周行一、陳錦村與陳坤宏（84年），家族企業、聯屬持股與經營績效之研究，中央大學財務管理系所未發表論文。
- 陳錦村、許通安與林蔓蓁著（84年3月），「銀行授信客戶違約風險之預測」，管理科學學報。
- _____，「銀行授信客戶之甄選-層級分析法的應用」，中央大學財務管理系所未發表論文。
- 黃小玉（77年6月），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。
- 葉桂珍（84年4月），分層評估信用模式之建立，國科會人文處管理學門研究成果研討會論文。
- 鄧振源與曾國雄（78年6月），「層級分析法(AHP)的內涵特性與應用（上）」，中國統計學報，27卷6期，第5至20頁。
- Altman, Edward I.(1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy", Journal of Finance 23, pp. 589-609.
- Best, Ronald and Hang Zhang(1993), "Alternative Information Sources and the Information Content of Bank Loans", Journal of Finance 48, pp.1507-1522.
- Booth, James R. (1992), "Contract Costs, Bank Loans, and the Cross-Monitoring Hypothesis", Journal of Financial Economics 31, pp.25-41.
- Cogger, K. O. and P. L. Yu(1983), Eigenvectors and Least Distance Approximation for Revealed Preference in Pairwise Weight Ratios, Working Paper, University of Kansas, School of Business, Lawrence, Kansas.

- DeGraan, J. G.(1980), Extensions of the Multiple Criteria Analysis Method of T. L. Saaty, Paper presented at EURO IV, Cambridge, July 22-25.
- Harker, P. T. and L. G. Vargas(1987), "Theory of Ratio Scale Estimation: Saaty's Analytic Hierarchy Process", Management Science 33 , pp.1383-1403.
- Javalgi, Rajshekhar G. and Robert L. Armacost and Jamshid C. Hosseini (1989), "Using the Analytic Hierarchy Process for Bank Management: Analysis of Consumer Bank Selection Decisions", Journal of Business Research 19, pp.33-49.
- Jeffrey, Cynthia(1992), "The Relationship of Judgment, Personal Involvement, and Experience in the Audit of Bank Loans", The Accounting Review ,Vol.67, No.4, pp.802-819.
- Jensen, R. E.(1984a), "An Alternative Scaling Method for Priorities in Hierarchical Structures" , Journal of Mathematical Psychology 28, pp.317-332.
- _____ (1984b), Comparison of Eigenvector, Least Squares, Chi-square, and Logarithmic Least Squares Methods of Scaling a Reciprocal Matrix, Working Paper, No.127, Trinity University, San Antonio, Texas.
- Khaksari, Shahriar and Ravindra Kamath and Robin Grieves (1989), "A New Approach to Determining Optimum Portfolio Mix", Journal of the Portfolio Management ,Vol.15, pp.43-49.
- Kolar, James and Thomas H. Mcinish and Erwin M. Saniga (1989), "A Note on the Distribution Types of Financial Ratios in the Commercial Banking in the Commercial Banking Industry", Journal of Banking and Finance, Vol.13, pp.463-471.
- Lane, William R. and Stephen W. Looney and James W. Wansley (1986), "An Application of the Cox Proportional Hazards Model to Bank Failure", Journal of Banking and Finance, pp.511-551.
- Ou, Jame A. and Stephen H. Penman (1989), "Financial Statement Analysis and the Prediction of Stock Returns", Journal of Accounting and Economics , Vol.11, pp.295-329.
- Srinivasan, Venkat and Yong H. Kim (1987), "Credit Granting: A Comparative Analysis of Classification Procedures", The Journal of Finance 42, pp.665-683.
- Tam, K. Y. and M. Y. Kiang (1992), "Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions", Management Science 38, pp. 926-947.

Comparison on Credit Rating Models of Bank Loan Client

JING-TSUEN CHEN

Graduate School of Finance,

National Central University

ABSTRACT

By use of AHP, discriminant analysis and logit model, this study emphasizes on credit rating of bank loan client. Based on the empirical evidences in AHP approach, the paper found that the mean correcting rate for regular customers is 82%, higher than that of the default customers, in which the correcting rate is about 70%. In view of discriminant analysis, the mean correcting rate for regular clients is 85%, above on 75% of the correcting rate for the default clients. From the empirical test for logit model, the mean correcting rate of regular and default clients are 91% and 85%. On the whole, the research found that the logit model is better than discriminant analysis, and the discriminant approach is superior to AHP method. Key Word: Analytic Hierarchy Process, Discriminant Analysis, Logit Method, Loan Client and Credit Rating

Keywords: Power, Decision Making Process, Business Patterns

