

應用資料包絡法與邏輯斯迴歸建構中小企業之信用評等與放款風險整合模型

學生：葉育璋

指導教授：唐麗英、張永佳

國立交通大學工業工程與管理學系碩士班

摘 要

信用評等(credit rating)及風險評估(risk assessment)是金融機構用以評量借款企業償債能力的兩項重要工具。有鑑於全球性的經濟不景氣及國內政策不穩定，且「新巴塞爾資本協定」(New Basel Capital Accord)已明文規定自2006年底金融機構可使用自行創立之內部評等方法來衡量借款企業信用風險，因此銀行或各金融機構構建一個適用於其特殊放款特性之有效信用評等及風險評估模型是非常重要的課題。然而至今中外文獻所提出之信用評等與風險評估模型大多是以上市、上櫃公司為研究對象，故對在我國扮演經濟主體之中小企業而言，可能並不適用。因此本研究應用資料包絡判別分析法(Data Envelopment Analysis - Discriminant Analysis, DEA-DA)與邏輯斯迴歸建構一個中小企業之信用評等與放款風險之整合模型。本研究之模型建構流程是針對所蒐集之中小企業之財務變數、非財務變數以及總體經濟因素等應用資料包絡判別分析法建立信用評等分數並訂定各信用等級之標準；再應用邏輯斯迴歸建立違約率(probability of default, PD)預測模型。本研究成果可寫成軟體程式，銀行業者只需輸入中小企業之財務、非財務及總體經濟因素資訊，即可得到其信用等級及違約率，因此可快速準確做出適當之放款決策。本研究之貢獻為提供金融機構一個準確且應用簡易之信用評等與風險評估之整合模型，以有效降低逾放款比率。本研究最後以台灣某金融機構所提供之中小企業借款客戶的實際歷史資料，證實了本研究所建構之中小企業信用評等流程確實有效。

【關鍵詞】中小企業、信用評等、風險評估、資料包絡法、邏輯斯迴歸

與中小企業之關聯性

銀行最主要業務之一為處理客戶之存、放款，藉由吸收存款者的資金，再放款給資金需求者以從中獲取利潤。企業向銀行貸款時，銀行大多是主觀地依據借款企業之財務資訊來評估借款企業之信用等级及決定其放款策略，上市上櫃公司之財務資訊大多有完善之資料可查，但中小企業未上市之企業財務資訊多不健全，銀行若要對中小企業借款者建立一套完善之內部信用評等系統，非常不易。

中小企業為我國企業規模之主體，2006年中小企業已佔我國企業總數之97.77%，在台灣經濟發展上扮演了舉足輕重的角色。由於中小企業資本規模小，故較一般上市、上櫃公司缺乏融資的管道，因此除了其自有資本外，常需向銀行借貸以維持公司運轉及獲利之需要。然而，中小企業不若上市、上櫃公司具有完整的會計制度及充分揭露的財務資訊，且其財務結構容易受到內外部環境變遷的影響，上述兩個特性使得銀行在貸款給中小企業時所需要承擔之風險較其對上市、上櫃公司企業的放款風險要高出甚多。

資金對於中小企業來說是非常重要的，但財務報表所顯現的數字並不足以表現出中小企業的還款能力，本研究所建構之流程可幫助以中小企業為主要放款客戶的金融機構可以更有系統並客觀的方式決定其適當的放款策略在可控制的的風險下適時給予中小企業資金上的協助進而促進國內之金融發展。

應用資料包絡法與邏輯斯迴歸建構中小企業之信用評等與放款風險整合模型

1. 緒論

1.1 研究動機與目的

銀行的主要業務之一為存、放款，藉由吸收存款者的資金，再放款給資金需求者以從中獲取利潤。過去大部分銀行多是主觀地依據借款企業之財務資訊來決定借款企業之信用等級及放款策略，而上市上櫃公司之財務資訊大多有完善之資料可查，但中小企業或未上市之企業財務資訊較不透明化。故針對這類企業，罕見有銀行建立完善之內部評等系統。

由於全球性的經濟不景氣及國內政策不穩定，越來越多的企業面臨財務壓力，而對銀行申請貸款。但銀行無限制的放款很可能會導致貸款企業無法履行還款約定，使得放款銀行逾放金額持續升高，造成嚴重損失。直到2007年六月底，台灣之銀行逾放款總金額已高達4,077億元(行政院金管會銀行局公佈)，此情況迫使放款銀行必須建立一套完備且有效的借款者信用評等模型來因應，以期儘可能在借款前即減少誤判有借款企業之信用風險，使放款損失降到最低。

巴塞爾銀行監理委員會於2003年提出之「新巴塞爾資本協定」(New Basel Capital Accord，簡稱為 Basel II)中的內部評等基準法，已明文規定允許銀行使用其內部自行創立之內部評等方法來衡量借款企業之信用風險，以增加銀行業者的風險敏感性，進而降低全球金融風險。「Basel II」於2004年定案，國內金管會也已要求全國銀行於2006年開始實施此協定之作業。為了符合「Basel II」之規定事項與追求利潤，銀行在放款前，應適當地評估借款者的信用及放款之風險，以求所放出之款項能在合約到期之時順利取回並賺取利潤。

中小企業為我國企業規模之主體，於2006年中小企業已佔國內企業總數之97.77%(見表1)，在我國經濟發展上扮演著舉足輕重的角色。由於中小企業資本規模小故較一般上市、上櫃公司缺乏融資的管道，除了自有資本外，常需向銀行借貸以維持公司運轉及獲利之需要。然而，中小企業不若上市、上櫃公司具有完整的會計制度及充分揭露的財務資訊，且中小企業之財務結構容易受到內外部環境變遷的影響，這兩個特性使得銀行在貸款給中小企業時所需要承擔之風險較其對上市、上櫃公司企業的放款風險要高出甚多。

表1 2004 年至2006 年台灣企業家數及規模別概況

規模 \ 年別	2004	2005	2006
大企業	27,357	27,599	28,409
中小企業	1,176,986	1,226,095	1,244,099
合計	1,204,343	1,253,694	1,272,508
中小企業比率	97.73%	97.80%	97.77 %

資料來源：2007中小企業白皮書[15]

金融機構主要是透過授信風險評估(risk assessment)及信用評等(credit rating)模型來決定其放款策略。所謂授信風險評估是將借款企業分為正常或是違約客戶，此為一二元判別，其結果可提供金融機構作出借款與否的決策。而信用評等模型則是利用「信用評分表」計算借款企業之信用分數，再藉由信用分數與信用等級之對應關係將信用分數轉換為信用等級，提供金融機構一多元判別，以增加放款彈性。故建構一套針對中小企業之信用評等及風險評估模型已成為銀行刻不容緩的議題之一。

本研究之主要目的在針對台灣之中小企業發展一套應用簡單且準確性高之信用評等與風險評估整合模型，以使銀行在處理放款給企業的作業時，能快速地根據申請貸款之中小企業的各项財務、業務及經營管理資訊給予多項之評估，包含其信用等級、正常違約之二元分類及違約機率之預測，快速準確地訂出不同的放款決策，以減少放款風險。

1.2 研究方法

為達前述目的，本研究先利用資料包絡判別分析法(Data Envelopment Analysis - Discriminant Analysis, DEA-DA)分析借款中小企業之財務、非財務變數資料，決定各變數之共同權重，用以計算借款企業之信用評等分數，並依信用評等分數將客戶進行排序分等，建立等級劃分之判定標準與各借款企業之信用等級。此為信用評等模組之建構方法。

確認借款企業之信用等級後將此結果與其他財務及非財務變數導入邏輯斯迴歸，即可得到違約機率預測模型，精準的評估風險。此為風險評估模組之建構方法。

2. 相關文獻探討與研究方法之基礎理論

2.1 信用評等與風險評估之介紹

2.1.1 信用評等與風險評估之定義

金融機構用來決定是否放款方式的依據，都是透過信用評等模式和風險評估。[4]一般金融機構之信用評等模式，是利用「信用評分表」得出客戶之信用評分，再藉由信用評等評分之對應關係將信用評分轉換為信用評等，而放款機構藉此對其放款對象做出多等級之判別，以增加其放款彈性。然而風險評估模式，主要是將放款對象區分為正常/違約，亦即二元分類的判別，以提供金融機構用來判別借款/不借款的決定。

為使金融機構對借款客戶之經營活動，如財務及管理等資訊，能透過借款客戶之信用評等呈現，進行合理且客觀之判斷，減少授信業務人員與授信決策主管在風險評估作業上的認知差異，進而提供授信決策主管批核案件時參考之用。[21]所以信用評等之結果亦為金融機構決定案件批核的主要參考依據之一。

2.1.2 新巴塞爾協定與內部評等法

1988年巴塞爾委員會提出風險基準資本指南〔又稱巴塞爾I (Basel I)〕。雖然巴塞爾I是銀行資本管理上重大一步，但隨著科技進步、金融創新、及法規鬆綁等原因，使得人們對巴塞爾I修訂的需求與日俱增。於是「新巴塞爾資本協定」〔或巴塞爾II (Basel II)〕於2004年推出，明文規定允許銀行使用其內部自行創立之內部評等方法來衡量借款企業之信用風險，以增加銀行業者的風險敏感性，進而降低全球金融風險。[4][8]

根據新巴塞爾資本協定，提供金融機構信用風險評估兩種衡量方法，其一為標準法 (Standardized Approach) 即依據合格外部信用評等決定信用風險權數。其二為內部評等法 (Internal Ratings-Based, IRB) 即依內部風險成分因子之估計值，計提資本需求。內部評等法分為基礎法 (Foundation IRB Approach) 和進階法 (Advanced IRB Approach)。採基礎內部評等法之金融機構，須自行估計「違約機率」 (Probability of Default, PD); 而採用進階內部評等法之金融機構，則須估計「違約機率」、「違約損失率」 (Loss Given Default, LGD)、「違約暴險額」 (Exposure at Default, EAD) 等風險成份值，並將風險成份值代入規定之風險權數計算式，以計算信用風險性資產額。[12]

2.2 信用評等與風險評估之相關文獻探討

以下中外文獻為信用評等與風險評估之相關文獻。

Kim等人[20]利用標準普爾公司1988年之評等為研究對象，共蒐集168筆資料，其中110筆為訓練樣本，58筆為測試樣本，使用8個自變數分別比較迴歸分析、判別分析、邏輯斯迴歸、規則式專家系統及

類神經網路五種技術的債券評等預測能力。研究結果顯示研究的信用等級越多，正確率越低。

丁玉成 [1] 利用湯臣百衛公司針對台灣銀行進行之信用評等合併分為四等，用以做判別分析、邏輯斯迴歸、無母數方法以及類神經網路等分類技術比較，其中以類神經網路在預測能力、模式風險、信用等級可靠度上均較其他分類技術為佳。

莊欣霖[9]以金融機構之借款客戶為研究對象，所研究之評分項目除了財務變數之外，另外還加入了非財務變數來建構邏輯斯迴歸模式。並且依照企業的存活期作多等級劃分，作為信用評等之依據，使金融機構能夠更彈性的處理放款決策。

Baesens[17]等人比較各種信用評分常用的分類演算法，包含邏輯斯迴歸、區別分析、KNN、類神經網路、決策樹、SVM等，並利用八種資料庫的信用評分資料進行分析，結果顯示類神經網路與SVM有很好的分類結果，而較簡單的邏輯斯迴歸與區別分析在信用評分上也有不錯的效果。

游翔百[13]以金融機構之借款客戶為研究對象利用分類迴歸樹進行變數篩選，再使用判別分析、邏輯斯迴歸、倒傳遞類神經網路等八種方法建構複合式信用評等模型，然而，此研究所提建構模型方法相當複雜，且只能針對企業之信用作二元之判別，因此用以制訂放款政策時彈性小。

吳莉安[6]以中小企業為研究對象，發展一套違約信用風險評估流程，首先根據公司法務人員評估借款客戶的資訊，構建違約信用風險等級模型，將違約客戶分為高、低違約信用風險兩類，以降低資料的雙峰分配的影響，並利用主成份分析去除變數間之共線性問題，再利用邏輯斯迴歸分別建構其償還率預測模型，將其分為高償還及低償還兩類，以提升模型預測的準確度。

崔運驊[12]以金融機構之借款客戶為研究對象利用多層次判別分析、判別分析及邏輯斯迴歸建構風險評估模型，再利用多層次判別分析建構償還率之分類模型，結合兩者成為一個四等級之評等模型，並訂定各等級之放款策略。

2.3 信用評等模型之檢定與評估

在中外文獻中通常以分類正確率做為評估分類模型好壞之依據，而風險評估為對受評者做一正常還款或是違約之二分類模型，故亦可以分類正確率評估風險評估模型。然而，信用評等模型不若風險評估模型有一確切的類別變數做為區分，故提出正確性比例檢定[21]做為信用評等模型之評估方法。

在進行正確性比例檢定時，必須先將所有樣本分為正常還款樣本(n筆)及違約樣本(m筆)兩組，再按照以下步驟執行。

1. 將正常還款樣本及違約樣本兩兩相互配對。(共 $m \times n$ 組)
2. 比較每一組評等值的大小。若該組中正常樣本的評等值優於違約樣本的評等值得1分；正常樣本的評等值等於違約樣本的評等值得0.5分；正常樣本的評等值小於違約樣本的評等值得0分。
3. 加總 $m \times n$ 組比較之分數等於 x 。
4. 令 $s = \frac{x}{m \times n} \times 100\%$ ， s 即為正確性比例檢定之檢定值。

由以上步驟可知， s 為0~100之數值，若 s 大於50則代表此模型具判別效力，而 s 越接近100表評等模型越具信用判定有效性。此法符合新巴塞爾資本協定對信用模型檢定的要求。

2.4 資料包絡分析 (Data Envelopment Analysis, DEA)

資料包絡法是個以線性規劃為基礎之評比技術，當決策單元具多投入與多產出特性時，透過此方法可以有效的將其相對效率指標計算出來。在多投入與多產出的問題上，決策單元的相對效率指標被定義為各產出項與其相對應權重乘積之總和除以各投入項與其相對應權重乘積之總和。所以若是相對效率要高，則前述之相對效率比率值之投入權重和要小而產出權重和要大，此即資料包絡法利用投入與產出來評各決策單元之重要特性。

Farrell (1957) 效率前緣分析的優點，解決了生產力分析法只能衡量總投入與總產出的問題，但該法仍只能處理多投入單產出問題，因此Charnes等人[7]提出了CCR模型以擴充其使用限制，使之成為可衡量多投入多產出的績效衡量方法，並沿用效率前緣模型中「固定規模報酬」的假設。但在CCR模型中即便一個決策單位(Decision Making Unit, DMU)有差額變數存在(投入可再減少或產出可再增加)，結果仍有可能判定為高效。

為了避免CCR模式發散效率的問題，Kaoru[5]提出以差額變數為基礎之效率評比模式-SBM (Slack-Based Measure) 模式，以差額變數做為衡量方法，將差額變數計算在內，在此模式下之DMU只有在差額變數為零的情況才會判定為高效。但不論CCR模式或是SBM模式均需進行分析前得知評估變數之望大或是望小特性，故在評估變數無法確認其特性時較不易應用。

Retzlaff-Roberts[7][23]提出DEA-DA基於最小化誤判次數下，決定一組共同權重用以判別兩個不同群體，此法不需事先知道評估變數之望大或是望小特性，而由模型決定之，其求解規劃式如下所示。

$$\begin{aligned}
& \text{Minimize} && \sum_{j \in G_1} y_j + \sum_{j \in G_2} y_j \\
& \text{Subject to} && \sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij} + My_j \geq c, \quad j \in G_1 \\
& && \sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij} - My_j \leq c - \varepsilon, \quad j \in G_2 \\
& && \sum_{i=1}^m |\lambda_i| = 1 \\
& && y_j \in \{0, 1\}, \quad j = 1, \dots, n \\
& && c, \lambda_i, \quad i = 1, \dots, m \quad \text{無正負限制}
\end{aligned}$$

假設有兩集群 G_1 與 G_2 ，此兩集群共有 n 個個體，擬採用 m 個評估指標用以區別兩個不同群體。以 Z_{ij} 代表第 j 個個體在第 i 個指標之觀察值，則 $\sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij}$ 即為一判別函數，其中 λ_i 為第 i 個指標的權重。

2.5 應用DEA於企業績效評估之相關文獻

DEA為近二十年來發展之績效評估方法，以下中外文獻為其在企業績效評估之應用。

Emel等人[18]以製造產業為研究對象，利用DEA-CCR模型進行企業績效評估，藉由衡量公司的財務績效對其信用做評分。將企業之財務資料透過CCR模式合成一信用評分，並依據迴歸分析及判別分析對其結果加以驗證，最後與專家意見相比較。有近八成的結果與專家意見相符，表此方法具有有效性。

Paradi等人[22]收集1996至1997年間破產企業與正常企業之財務資訊進行評估，利用DEA-CCR模式，將樣本進行分等，接著根據金融機構對風險之容忍度，將借款企業分為兩類，最後對應樣本所屬之正常還款或違約類別。此方法對壞企業之正確區別率為100%，而對好企業則為78%。

王冠倩[2]分別對台灣銀行與台新銀行兩間放款金融機構之放款對象進行DEA的效率性評分，比較兩銀行各年度之放款品質。再就DEA效率值進行迴歸分析與區別分析。

Sueyoshi[25]利用Sueyoshi[24]所提出的資料包絡判別分析與其他判別分析方法，包含二次判別分析、Logit分析、Probit分析、類神經網路與決策樹等方法，進行美國電力公司財務危機預測。分析結果以資料包絡判別分析的預測分類成效最佳。

張凱鳴[14]以金融機構之借款客戶為研究對象利用DEA-DA建立整合風險評估與信用評等的授信決策模型，先分別建立信用評等與風險評估模型，其信用評等模型以U指標高低分為三類，而風險評估模型分為兩類，進而搭配成為六個等級之整合模型。

林筱婷[5]以中小企業為對象利用DEA建構信用評等模型。同時投入財務變數、非財務變數及總體經濟因素衡量中小企業之績效，且利用自組性演算法建立預測模型以增加實際應用之方便性。但其模型很有可能受到不客觀財務變數及大環境影響使得評等結果有所偏頗。且此評等模型無法得知風險大小，故在使用上仍無法精準的訂定出放款決策。

2.5 邏輯斯迴歸 (logistic regression)[3]

邏輯斯迴歸是對數型迴歸，由Berkson[15]所提出，此法類似一般線性迴歸可分析依變數為二元變數的資料。其對自變數建立一般線性迴歸模型如下：

$$f(x) = Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_{ik} x_{ik} + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中 x_k 代表第 k 項自變數之數值， β_0 為截距項， ε_i 為殘差項， Y_i 為二元依變數。

由於以一般線性模型預測二元之依變數時，依變數的估計值可能會落在 $(0, 1)$ 之外，而與實際依變數情況不符。Berkson建議對 Y 進行logit轉換，令 P 表示成功($Y=1$)的機率，則 P 滿足：

$$P = \frac{e^{f(x)}}{1 + e^{f(x)}}$$

將成功機率與失敗機率相除即可得到優勝比(odds)公式如下：

$$\frac{P}{1-P} = e^{f(x)}$$

取其對數後得到邏輯斯迴歸方程式如下：

$$\ln \frac{P}{1-P} = f(x) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_{ik} x_{ik} ,$$

一般利用最大概似估計法 (Maximum-Likelihood Method) 估計每個自變數 x_k 之係數 β_k 。當求得各變數之係數 β_k 值後，即可由下式求得成功機率 P 之值如下：

$$P = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k}}$$

3. 研究方法

中、外文獻雖已有相當多關於信用評等及風險評估議題之討論，但在資料取得不易的限制之下，大多數文獻之研究對象為上市、上櫃公司。由於台灣的借款企業多屬中小企業，迥異於上市上櫃公司。這些因素使得現有文獻上所建立之信用評等與風險評估模型可能不適用於中小企業。國內外對於信用評等及風險評估之研究大多被當成兩個議題獨立平行發展，少見一垂直整合之模型。整合之信用模型可同

時提供多元的信用等級以維持決策的高度彈性並能客觀且更加準確的評估借款企業之違約機率，故對放款決策有重要之幫助。因此本研究主要目的是建構針對中小企業信用評等與風險評估之整合模型，以提供國內以中小企業為主要業務對象之金融機構有一客觀的評估原則，幫助其快速做出準確且有彈性的放款策略。

由第2.5節可看出中外文獻應用DEA於企業評等時多使用CCR模型或是SBM模型，但因其決策單位若有一評估變數略優於其他決策單位即判定為高效，造成其相對績效值無法排序，且必須事先決定評估變數之望大、望小特性，但用以評估企業好壞之各項財務變數往往無法顯示出一致的方向。解決方法則須將各評估變數予以加權，以獲得一綜合性的評等分數，做為判斷企業信用等級之用。故本研究利用2.4節所提之DEA-DA模型做為基礎，進行修正。原始的模型是基於最小的誤判次數來決定變數權重，但用於信用評等時將「違約判定為正常還款」所造成的損失可能會比將「正常還款判定為違約」要來的多，所以本研究考慮將誤判成本加入模型中，使得變數權重的決定是基於最小的誤判成本，模型修正如下。

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} \quad c_1 \sum_{j \in G_1} y_j + c_2 \sum_{j \in G_2} y_j \\ & \text{Subject to} \quad \sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij} + My_j \geq c, \quad j \in G_1 (\text{正常還款}) \\ & \quad \quad \quad \sum_{i=1}^m \lambda_i Z_{ij} - My_j \leq c - \varepsilon, \quad j \in G_2 (\text{違約}) \\ & \quad \quad \quad \sum_{i=1}^m |\lambda_i| = 1 \\ & \quad \quad \quad y_j \in \{0, 1\}, \quad j = 1, \dots, n \\ & \quad \quad \quad c, \lambda_i, \quad i = 1, \dots, m \quad \text{無正負限制} \\ & \quad \quad \quad c_1: \text{將正常還款企業誤判為違約所造成之成本} \\ & \quad \quad \quad c_2: \text{將違約企業誤判為正常還款所造成之成本} \end{aligned}$$

3.1 研究架構

本研究所提之信用評等與放款風險之整合模型主要包括四個階段。第一階段為資料蒐集與整理。第二階段利用修正DEA-DA模型求算各變數權重，並利用此權重計算借款企業之信用評等分數，再根據此信用評等分數對企業進行排序並決定分等標準，此為信用評等模組。在第三階段應用邏輯斯迴歸分析建構違約機率預測模型，此為風險評估模組。圖 1 為本研究之架構流程圖。

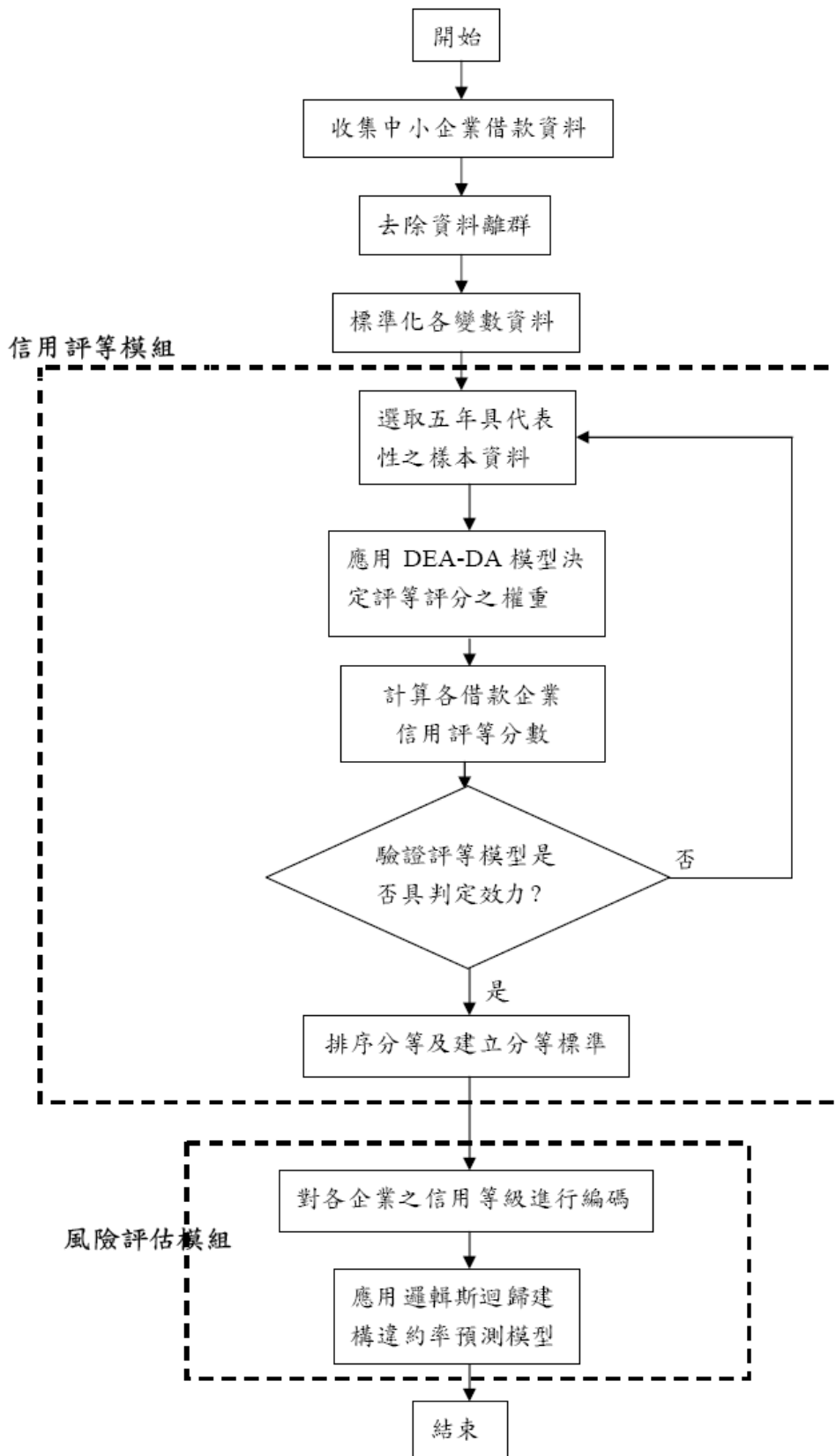


圖1 信用評等與放款風險之整合模型建構流程

3.2 資料蒐集與整理

由於中小企業所提供之財務報表不如上市上櫃公司一般具有公信力，且因其有借款需要，很有可能出現過度美化財務報表的情形，

故不應過份倚重企業於申請借款時所提出之財務資訊。而除了財務資訊外，有些金融機構亦同時考量借款企業的歷史背景、營運狀況、公司體質、同行給予的評價等在財務報表中無法看出的資訊(本研究稱此類資料為非財務資訊)，作為是否給予貸款的依據。除此之外，經濟環境的改變亦會影響中小企業的行為，如亞洲金融風暴時，許多前景看好之公司順勢倒下。因此，本研究所提出之整合模型納入財務、非財務與總體經濟三大類變數。

3.3 建立信用評等分數並決定信用分等標準(信用評等模組)

由於DEA方法建立在相對的評估上，若所有DMU均為弱勢者，DEA方法僅能反映出弱勢單位中的相對效率，故在應用DEA模型在預測時需妥善挑選DMU，使整組DMU必須包含優秀及弱勢之標竿單位，才能夠準確預測新進受評單位之表現。故一開始就需要就五年資料中主觀挑選出具代表性之樣本後利用修正DEA-DA模型進行分析，得到各變數之權重後計算信用評等分數，再利用2.3節所介紹之「正確性比例」檢定此評等模型是否具判定效力，若有效則依此信用評等分數排序建立等級區分標準，若無效則重新挑選樣本進行分析。

3.4 建構整合風險評估模型(風險評估模組)

以借款企業期末狀態做為依變數(將正常還款的狀態設為0，違約設為1)，另以信用等級轉換為虛擬變數(dummy variables)及財務變數、非財務變數與總體經濟因素等三類變數為解釋變數，利用邏輯斯迴歸建構違約率預測模型。本研究利用SAS V8軟體作為邏輯斯迴歸之輔助分析工具，最後則以測試樣本驗證此模型之有效性。

4. 實例驗證

本研究利用台灣某金融機構過去借款之中小企業實際資料作為實例說明之樣本，依本研究所發展之流程建構信用評等與風險評估整合模型，以驗證本研究之模型的正確性。

4.1 資料蒐集

此金融機構在評估企業的借款申請時，以32個變數作為審查參考依據，包括16個財務變數，15個非財務變數及1個總體經濟因素變數(詳見表2)。其中財務變數由借款企業所提供之財務報表計算得之，非財務變數由此金融機構的專業審查員依據該機構所設計的量表評估借款企業的各项表現，其評分標準為該金融機構自行制定。本研究利用此金融機構所提供之2001年至2006年的資本額小於八千萬之3733筆中小企業借款資料^{註1}為例進行驗證，先以各變數之四倍標準差區間篩選離群值共刪去170筆。再將剩餘樣本3563筆分為兩部分，其中以2001年至2005年的資料(共3438筆，包括正常還款3213筆與違約225筆)用以建構整合模型，而以2006年的資料(共125筆，包括正常還款94筆與違約31筆)驗證本研究所提之模型的有效性。

4.2 建立信用評等分數指標並決定分等標準

步驟1：選取具有代表性之借款企業樣本。

本研究在此步驟利用案例金融機構主觀之企業總評分做為依據，從3143筆正常還款企業樣本及225筆違約樣本中各挑出50筆樣本，並將其視為具代表性之樣本^{註2}進行DEA-DA。

表2. 變數說明表

財務變數	非財務變數	總體經濟因素
自有資金率	公司歷史	經濟指標
負債比率	內部和諧與員工忠誠度	
固定比率	背景	
流動比率	經營理念及能力	
速動比率	資力	
債務償債能力-DSR	財務報表可信度	
平均淨值週轉數	法規政策	
平均收款天數	經濟因素	
平均銷貨天數	產業展望	
毛利率	經營展望-生產	
淨利率	銷售	
淨值報酬率	行銷網健全	
每股淨利成長率	市場開拓能力	
營業額成長率	經營團隊	
Ln(淨值/相對規模)	同業客戶評價	
週轉率(營收/資產)		

步驟2：投入修正DEA-DA中決定信用評等分數之權重。

以步驟1選取之樣本，求解修正DEA-DA模型之規劃式(因資訊不足故訂 $c_1=c_2=1$ 且訂參數 $M=100000$ 、 $\varepsilon=0.001$)，所得之權重如表3所示。

註1：中華民國經濟部中小企業處定義資本額小於八千萬之企業是為中小企業。

註2：具代表性之樣本可由各金融機構之專家主觀選取。

表3 DEA-DA決定之各變數權重

公司歷史	0.03059	淨利率	0.02244
內部員工忠誠	-0.05423	淨值報酬率	0.05554
背景	-0.02894	每股淨利成長率	0.00100
經營理念	0.03295	營業額成長率	-0.02616
實力	-0.01175	法規政策	0.02286
財報可信	-0.05567	經濟因素	-0.01595
自有資金率	-0.05385	產業展望	-0.01145
負債比率	0.04123	經營展望-生產	0.02557
長期資金／固定資產	0.00100	銷售	0.01561
流動比率	-0.01370	行銷網健全	0.03901
速動比率	0.07976	市場開拓能力	-0.02452
DSR	0.01908	經營團隊	0.05463
淨值週轉數	0.00120	同業客戶評價	-0.01972
平均收款天數	0.09035	週轉率(營收/資產)	-0.03062
平均銷貨天數	-0.04436	經濟指標	-0.04645
毛利率	0.00137	Ln(淨值/相對規模)	0.02846

步驟3：計算信用評等分數，並初步驗證模型是否有效。

將2001年至2005年之每筆借款資料(共3438筆，包括正常還款3213筆與違約225筆)的評估變數值代入DEA-DA所決定之權重中，即可得信用評等分數。對信用評等分數值進行正確性比例檢定，可得其正確性比例為58.99%，代表步驟1選取之樣本具代表性且信用評等分數具有判定信用狀況之效力。

步驟4：排序分等及建立分等標準。

依據信用評等分數將所有借款企業進行排序，並建立分等標準將所有企業分為數個等級。分等準則的建立，由於新巴賽爾資本協定所建議之信用等級至少需為7級，故以下以7等級為例。信用評等分數越高，所分至的等級越高（等級1為最高等）。

為了簡便分級，直接以等比例方式將各企業分為7級，其故每一等級包含14.29%的樣本。因實例樣本共有3438筆，所以每一等級包含491筆樣本。並依此計算出每一等級信用評等分數之範圍，進而計算每一等級之違約比例及對此分等做正確性比例檢定。結果詳見表4。

4.3 建構借款企業違約機率預測模型

本研究採用邏輯斯迴歸分析建構借款企業違約率預測模型，並利用SAS V8統計軟體作為邏輯斯迴歸之輔助分析工具。以在第4.2節中所求得之信用等級轉換為虛擬變數及企業財務、非財務及總體經濟因素做為解釋變數，企業還款狀態做為依變數投入邏輯斯迴歸(逐步選取法)中，可得到借款企業違約機率預測模型。結果詳見表5。

表4分等結果及各等級標準

信用等級	信用評等分數	違約筆數	總筆數	違約比例	正確率比例測試
等級 1	高於 0.1728	18	491	3.67%	正確率 59.09%
等級 2	0.0947~0.1728	20	492	4.07%	
等級 3	0.0319~0.0947	32	491	6.52%	
等級 4	-0.0287~0.0319	34	490	6.94%	
等級 5	-0.0931~-0.0287	33	491	6.72%	
等級 6	-0.1775~-0.0931	38	492	7.72%	
等級 7	低於-0.1775	50	491	10.18%	

表5 違約機率預測模型之顯著變數與係數

迴歸變項	係數	迴歸變項	係數
截矩	-2.6311	淨值週轉數	-0.4993
公司歷史	-0.1862	平均銷貨天數	0.1201
內部員工忠誠	-0.2628	毛利率	-0.1474
經營理念	0.1206	經濟因素	-0.131
財報可信	-0.1399	銷售	-0.1155
自有資金率	-0.2032	等級一	-0.781
負債比率	-0.1714	等級二	-0.6244
長期資金／固定資產	0.1771		

$$\rightarrow \text{違約機率 } P = \frac{e^{f(x)}}{1 + e^{f(x)}}$$

$$\text{其中 } f(x) = -2.63 - 0.19x_1 - 0.26x_2 + 0.12x_3 - 0.14x_4 - 0.2x_5 - 0.17x_6 - 0.18x_7 - 0.5x_8 + 0.12x_9 - 0.15x_{10} - 0.13x_{11} - 0.12x_{12} - 0.78x_{13} - 0.62x_{14}$$

將訓練樣本代入違約機率預測模型中計算違約機率後進行正確性比例檢定，正確性比例為67.91%，而沒有引入等級變數之違約率預測模型正確性比例為67.78%，進行兩母體比例之假說檢定顯示有等級變數之模型顯著優於無等級變數之模型(對比次數722945次，p-value=0.047<0.05)，表示等級變數的引入對模型有顯著的改善。但若需更準確的知道此違約機率是否合理，必須由金融專家對迴歸係數及具代表性樣本之違約機率進行驗證。

4.4 進行測試樣本之信用等級及違約率判定

將測試樣本變數資料投入4.2節所決定之變數權重計算信用評等分數，再依等級標準進行等級指派，最後將等級變數及其他財務、非財務變數投入違約機率預測模型中計算違約機率。將兩者分別進行正確性比例檢定得知，信用評等模型之正確性比例為59.06%，而違約

機率預測模型之正確性比例為72.89%顯示此整合模型具有再現性。

4.5 實例驗證之結論

本研究於實例驗證後得到下列五點結論：

1. 本研究所使用之方法與模型對於預測企業信用狀態均具有再現性，且確定信用等級的引入可使風險評估模型更佳具有效力。
2. 挑選具代表性樣本之步驟很可能會直接影響此模型之優劣，故可針對此步驟進一步發展出更有效及更客觀之方法，以改善此整合模型。
3. 銀行或金融機構可根據本身的風險承受度採用彈性放款策略。
4. 本研究所提之信用評等模組中，信用等級數目與等級劃分準則可依模型建構者之經驗做適度調整，使整個評等制度於實際應用時更具彈性。
5. 本研究所提之風險評估模組針對違約機率的估計可能會因為正常/違約樣本的比例差距過大使得違約機率偏低，故可調整兩煮之比例使得違約機率的估計更具可信度。

5. 結論

本研究之結論彙整如下：

1. 本研究所發展之中小企業信用評等與風險評估整合模型可寫成標準作業手冊，以利無相關研究方法基礎之金融放款決策人員使用，實用性極高。
2. 由於國內金管會要求金融機構於2006年底實施新巴塞爾資本協定，而本研究所建構之信用評等與風險評估整合模型是以台灣之中小企業為研究對象，因此國內金融機構可參考本研究結果，建立其專屬之內部評等法。
3. 本研究之研究對象雖是中小企業，但本方法可推廣至一般上市、上櫃公司之信用放款決策。
4. 不同金融機構亦可根據本身條件之不同與因應不同的需求彈性調整本研究之模型，建立適合其放款特性之信用評等與放款風險整合模型。
- 5.

參考文獻

- [1] 丁玉成，「臺灣區銀行信用評等之模式研究：以 BankWatch 評等為基礎的實證研究」，臺灣大學商學研究所資訊管理組博士論文，2000。
- [2] 王冠倩，「金融機構放款效率之評估-資料包絡分析法之應用」，國立高雄第一科技大學金融營運系碩士論文，2004。
- [3] 王濟川，郭志剛，「Logistic迴歸模型-方法與應用」，五南出版社，

第二版。

- [4] 沈俊誠, 「整合金融機構風險評估與信用評等模式之研究」, 交通大學工業工程研究所碩士論文, 2004。
- [5] 林筱婷, 「中小企業信用評等判別程序之構建-以台灣某金融機構為例」, 國立交通大學工業工程研究所碩士論文, 2007。
- [6] 吳莉安, 「中小企業違約信用風險評估流程」, 國立交通大學工業工程研究所碩士論文, 2006。
- [7] 高強, 黃序男, Sueyoshi, 「管理績效評估-資料包絡法」, 華泰文化事業公司。
- [8] 信用風險IRB小組 (2004), 「新巴塞爾資本協定—信用風險內部評等法簡介」, 華南商業銀行專題論述, 24, 10-14。
- [9] 莊欣霖, 「應用羅吉斯迴歸構建銀行放款信用評等模式」, 交通大學工業工程與管理研究所碩士論文, 2002。
- [10] 陳英豪, 「應用自組性演算法建構企業信用評等模型」, 國立交通大學工業工程研究所碩士論文, 2005。
- [11] 孫敏瑗, 「加入信用評等下的銀行績效評估」, 東吳大學經濟學系碩士論文, 2005。
- [12] 崔運驊, 「應用償還率與風險評估模式建構金融機構放款評等流程」, 國立交通大學工業工程研究所碩士論文, 2007。
- [13] 游翔百, 「建構複合式信用評等模型」, 交通大學工業工程研究所碩士論文, 2004。
- [14] 張凱鳴, 「銀行放款決策之判別模式 - 整合風險評估與信用評等」, 長庚大學企業管理研究所碩士論文, 2006。
- [15] 經濟部中小企業處, 「2007中小企業白皮書」, 網址：
<http://www.moeasmea.gov.tw>
- [16] 曾憲雄等, 「資料探勘」, 旗標出版股份有限公司, 2005。
- [17] Baesens B., Gestel T., Viaene S., Stepanova M., Suykens J. and Vanthienen J., “Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring”, *Journal of the Operational Research Society*, Vol.54, pp.627–635, 2003.
- [18] Emel, A. B., Oral, M., Reisman, A., and Reha, Y., “A Credit Scoring Approach for the Commercial Banking Sector,” *Socio-Economic Planning Sciences*, Vol.37, No.2, pp.103-123, 2003.
- [19] Guyon, I., and Elisseeff, A., “An Introduction to Variable and Feature Selection,” *Journal of Machine Learning Research* 3, pp. 1157-1182, 2003.
- [20] Kim, J., Ramaswamy, K. and Sundaresan, S., “Does Default Risk in Coupons Affect the Valuation of Corporate Bonds - A Contingent Claims Model,” *Financial Management*, 22, pp. 117-131, 1993.

- [21] Ong, M. K. (Ed.), *Credit ratings :methodologies, rationale and default risk*. p.391-411. London :Risk Waters Group, 2002.
- [22] Paradi, J., Asmild, M. and Simak, P., "Using DEA and Worst Practice DEA in Credit Risk Evaluation," *Journal of Productivity Analysis*, Vol.21 No.2, pp. 153-165, 2004.
- [23] Retzlaff-Roberts, D. L., "Relating Discriminate Analysis and DEA to One Another," *Computers and Operations Research*, Vol. 23, pp.311-322, 1996.
- [24] Sueyoshi T., "Mixed integer programming approach of extended DEA-discriminant analysis," *European Journal of Operational Research*, 152, 45-55, 2004.
- [25] Sueyoshi T., "DEA-discriminant analysis: Methodological comparison among eight discriminant analysis approach," *European Journal of Operational Research*, 169, 247-272, 2006.