

中小企業放款之信用違約的風險評估

Research of Loan Default Factors for Small and Medium Enterprises

林祝英 Chu-Ying Lin¹

徐家賓 Chia-Bin Hsu²

摘要

在台灣經濟發展的歷程中，中小企業 (small and medium enterprises) 一直扮演著相當重要的角色。中小企業不若上市櫃等大型企業的規模及資本等條件，因此在財務結構上和融資能力相形之下，也不及這些較具規模的企業。有鑑於此，探討中小企業在銀行融資信用違約之評估的議題，勢必受到受到民間企業和金融機構的重視。

對於銀行而言，由於面臨國內市場同業的激烈競爭及受到國際法規的規範環境下，使得銀行對於中小企業貸款的信用違約之風險評估作業模式，將不斷地進行調整處理的模式以符合現行環境的需求。本研究將以國內商業銀行對於中小企業貸款之信用違約評估之風險因子的現行資料來進行實證，運用財務、公司特徵及風險徵兆等三個構面，共計有十九項的風險因子來進行分析，企圖以 logit 模型來探討並發展一套中小企業貸款信用違約的風險評估之預警模式。此外，也將進一步分析所發展的信用違約評估之預警模式在企業發生違約事件時，是否具有足夠的鑑別能力，藉此檢討目前銀行對於中小企業在信用風險考量之因素上的適當性。

關鍵字：中小企業貸款、信用違約風險評估、危機預警、logit 模型

壹、前言

回顧在台灣地區的經濟發展歷程中，中小企業 (small and medium enterprises) 一直皆扮演著極為重要的角色和貢獻，根據經濟部中小企業處在 2013 年時對於台灣地區中小企業與全體企業的相關統計結果，由表 1-1 可發現中小企業共計有 1,331,182 家佔全體企業為 1,363,393 家的比例，高達有 97.64%。而中小企業的就業人數為 8,588 千人佔全體企業的就業人數為 10,967 千人的比例，也高達有 78.30%。另外，在銷售額方面，中小企業高達有 11,321,842 百萬元的產值，也佔整體企業總銷額的比例將近約有三成的比例。這些數據的結果，都足以顯示中小企業對於台灣經濟發展的重要性，同時也是創造台灣經濟奇蹟的主要功臣。

¹ 東吳大學企業管理學系副教授(聯絡地址：100 台北市貴陽街一段 56 號，聯絡電話：02-23111531 轉 3604，E-mail：chuyin@scu.edu.tw)。

² 星展銀行(台灣)企業金融授信管理部資深經理(聯絡電話:0939-695-955，E-mail：bin0302@gmail.com)

表 1-1 台灣地區中小企業與全體企業在 2013 年度的相關統計

| 統計項 | 全體企業 | 中小企業 | 比率(%) |
|-----------|------------|------------|-------|
| 企業家數 (家) | 1,363,393 | 1,331,182 | 97.64 |
| 就業人數 (千人) | 10,967 | 8,588 | 78.30 |
| 銷售額 (百萬元) | 38,460,894 | 11,321,842 | 29.44 |
| 出口額 (百萬元) | 9,836,367 | 1,424,225 | 14.48 |

資料來源：經濟部中小企業處網站 <http://www.moeasmea.gov.tw/lp.asp?ctNode=689&CtUnit=140&BaseDSD=7&mp=1>

儘管中小企業對於台灣地區從過去至今整體經濟系中一直扮演著重要的角色之一，但由於中小企業在公司經營管理上，制度和規模往往不如上市或上櫃或一些大規模的企業，同時財務體質或透明度也不如一些較具規模的上市或上櫃等大型企業。此外，中小企業在取得融資後所獲得的資金在應用上的資訊也較為不透明，所以在融資管道上，通常遠不如上市或上櫃等一些較具規模的企業來得便利，同時向銀行爭取融資的困難度也相對較高，所以有八成以上的中小企業在銀行融資與財務體質方面，遠不如上市或上櫃等公司。而台灣的中小企業多數是需要依賴大量的資本投入或資金來維持一定程度的成長和擴大公司規模，以保有原有的競爭優勢。此時，銀行將扮演著資金需求者及供給者中介的角色，而中小企業與國內銀行的往來是顯得格外密切和重要了。已經有部份的研究是支持銀行績效表現會與中小企業授信放款有關 (Kolari, Ou and Shin, 2006)，特別是銀行的放款品質將與績效表現 (Shen and Chih, 2005; Agrawal, Kumar and Radhakrishna, 2007; Hamada and Konishi, 2010) 及營運風險 (Elosegui, 2003) 有密切的關係。而在景氣經濟低迷的情況下，銀行若無法事先掌握國內中小企業的公司營運狀況和財務體質時，將無法有效控管公司的財務及營運風險，將可能造成銀行對於中小企業在放款部分面臨貸款客戶違約的風險提高，致使銀行在放款業務上的營運風險也會增加，因此引發本研究將針對中小企業放款之信用違約風險評估之研究動機。本研究的主要目的有：

一、整理國內探討銀行對於中小企業放款業務之信用違約議題的文獻，歸納有關於中小企業在信用違約事件上的風險影響因子，以供相關銀行業者參考，也供研究比較。

二、針對商業銀行於中小企業放款之信用違約風險評估資料進行分析，企圖了解中小企業在信用違約上的風險評估因子，以提升銀行在中小企業的信用違約之管控風險能力。

三、運用商業銀行對於中小企業在貸款業務上的風險評估資料來建構中小企業之信用違約預警模式，並透過鑑別能力測試後，以此評估商業銀行目前對於中小企業在放款業務的風險管控能力。

四、期望建立中小企業信用違約之預警模式的參考準則，可供銀行業參考以提升對中小企業放款業務之風險評估及管控能力。

貳、文獻探討

一、銀行融資制度及政策

曾信超與黃新宗(2009) 研究台灣中小企業授信作業時的財務資料，以逾期違約未繳款和正常繳款之中小企業共計有 391 家企業的資料來進行分析。經由實證後對於台灣金融業提出建議：銀行未來對於中小企業在進行融資放款時，除了考量企業的財務狀況、經營管理和產業特性等外，也須考量企業的過去授信比資料，如此將能夠提升銀行授信決策的鑑別能力，而有效地強化金融業對於中小企業信用的審核。

鄭鴻章(2009) 建構一組以企業授信管理角度為出發點的經濟理論分析模型，並在追求企業最大淨利潤的目標條件下，尋求最佳的授信金額、償債期限與授信對象之選擇的條件資訊。經由實證後發現有三項最佳化的條件和結果：一、當變動授信金額之邊際實收入利潤等於其邊際營業實收入時，則會出現最佳化的授信金額。二、當變動償債期限之邊際營業實收入利潤等於其邊際營業實收入時，則會出現最佳化的償債期限。三、當信用資訊之邊際營業實收入額等於所使用之信用資訊價格時之資訊量，則會出現最佳化的資訊需求量。

張哲銘、王貞靜與謝昇樺(2014) 主要在檢測金融監理機關對於銀行放款品質是否會與其經營績效有關，同時能否降低銀行的資訊不對稱程度。即以銀行產業的資訊不對稱為主軸強化銀行產業資訊揭露及授信資產品質，同時並針對財務會計準則第 34 號公報「金融商品之會計處理準則」在 2008 年所新增訂納入原始產生之放款及應收款的規範所帶來的影響。研究期間從 2000 年起至 2010 年為止以季資料為主。經由實證後發現：一、支持銀行放款品質與其經營績效的表現會呈現正向的關聯性。二、重視授信品質的銀行，其資訊不對稱程度亦相對較低。三、發現第 34 號公報第三次修訂後，具有良好放款品質和資訊不對稱程度較低的銀行會有較佳的相對市場報酬。

二、信用評等與公司違約

敬永康與沈大白(2013) 透過較為嚴謹的企業違約定義，以全面性之公開資料庫來分類整理和篩選中國上市公司的違約公司數量，再比較一般違約公司和隱性違約公司後，並將財務報表舞弊的公司納入進行交叉比對。最後，發現主要的結果認為有大約超過五成的違約公司曾經在公司財務報表中是具有舞弊的跡象，而大約有三成的公司所採用的舞弊手段長達五年以上。

彭雅惠(2008) 探討企業盈餘管理與信用評等之間的關係，主要利用順序尺度迴歸分析 (ordered probit model) 來做為分析盈餘管理與信用評等之間的關係。研究期間從 2002 年起到 2005 年之止的非金融業之上市櫃公司。在經由實證後發現：一、大部分的樣本公司會同時採用流動性裁量應計項目和非流動性裁量應計項目來進行盈餘管理。二、非電子業信用評等提升的公司較著重採用非流動性裁量應計項目，而信用評等降低或不變的公司會比信用評等提升的公司，一般會有較高的流動性裁量應計項目。三、電子業的公司則主

要採用非流動性裁量應計項目，而信用評等提升的公司會增加採用流動性裁量應計項目來維持其信用評等。三、發現公司會傾向同時採用流動性裁量應計項目及非流動性裁量應計項目來進行長短期的盈餘規劃，以維持或提升公司的信用評等。

在信用風險或公司違約模型之議題的研究方面，大致上採用的方法，最常見的有區別分析法 (Altman,1968; Altman, Haldeman, and Narayanan, 1977)、羅吉斯迴歸模型 (Ohlson,1980) 與人工演算法則：如類神經網路 (neural networks) 演算法 (Odom and Sharda, 1990) 等三種。另外，許可達、王安平、王言與嚴宗銘(2013) 即指出在公司違約模型中可區分成兩大類別為：以會計基礎為觀點(Boritz, Kennedy, and Sun, 2007) 的模型和市場基礎模型。一般而言，Altman (1968) 所提出的 Z-score 模型和 Zmijewski (1984) 的 ACF 模型皆為所選取會計基礎的變數為主，而 Merton (1974) 則是以市場基礎模型中所建構的違約機率其變數為系統風險值等。Duan, Sun and Wang (2012) 則提出新型方法，以朝前強度模型 (forward intensity approach, FIA) 預測不同的未來期間之企業違約的理論模型。

林萍珍與潘秋梅(2011) 利用邏吉斯迴歸模型 (logistic regression model) 及倒傳遞類神經網路模型 (back propagation neural network) 來作為信用風險評估模式，同時並納入財務、外部評等、基本資料、會計師、總體經濟及公司治理等六類的風險因子來進行企業貸款信用風險之評估模型的建構及預測能力的分析。其次，針對所建構的信用風險評估模式的預測能力評估，將採用巴塞爾 II 中的效力驗證指標有 ROC (receiver operating characteristic)、CAP (cumulative accuracy profiles) 與 Kolmogorov-Smirnov 檢定等評估模型預測能力的方式。經由實證後獲得主要結果：一、發現採用邏吉斯迴歸模型會有不錯的預測能力，而倒傳遞類神經網路模型的效能上則略優於邏吉斯迴歸模型。二、在預測能力之穩健性方面，採用邏吉斯迴歸模型和倒傳遞類神經網路模型兩種方式皆能有效地鑑別違約公司和非違約 (正常) 公司。三、發現以財務、外部評等和公司治理等三類的因子是具顯著性的風險評估因子。

在探討企業信用評或違約預警的文獻中，大多是以企業的財務資訊來做為危險因子納入到理論模型中進行分析 (Boritz, Kennedy and Sun, 2007) ，Xu (2014) 更提出將資訊噪音 (information noise) 變數導入到破產違約模型 (bankruptcy hazard models) 之中，可提高預測能力。然而，也有一些學者指出可以採用非財務變數 (Lugovskaya, 2010)。例如，企業內部監督機制和公司治理會影響企業信用評等變數，因此將公司治理構面的因素納入到信用風險評估或危機預警模型之中，以提高模型的預測能力。例如，陳建成(2008) 利用公司治理之要素來建構台灣製造業企業財務危機評估模式，並由相關文獻回顧與實務專家進行意見訪談進行財務危機模式之指標變數的評選後，透過分析層級程序法來評選指標變數之優先順序。最後，獲得主要結果：發現次序為股權結構、內部控制機制、關係人交易及董監事結構等四種要素。另外，在股權結構方面，則以經理人之持股比例和控制股東 (家族) 持股比例為主要要素。

余惠芳、陳文郎、馮惠珊與黎紅玲(2011) 主要考量企業的代理問題，尋找影響公司績效的顯著要素，納入到羅吉斯迴歸模型 (logistic model) 中，用以建構一種非集團企業之信用風險模型 (credit risk models) 能夠有效地提高企業違約的預測能力，降低銀行的授信風險。經由實證後發現當公司為董事長兼任總經理時，可降低公司發生違約的機率將減少代理問題，同時模型的預測準確率也會提高。

曾真真與曾曉萍(2014) 則利用 238 家發生財務危機的上市 (櫃) 之公司作為樣本，檢驗產業環境及組織特性與財務危機公司發生之依存性的關係。結果發現群體密度過高、對實體資源投資過鉅和研發承諾過高皆易導致公司發生財務危機，而公司員工人數增加及環境豐裕度提高也會提高公司壽命。

彭雅惠與呂佩珊(2011) 探討公司治理之相關要素對於企業信用評等的影響，以國內上市公司為例，研究期間從 2001 年度到 2005 年度為止，共計有 521 家樣本公司，同時並利用順序羅吉斯迴歸模型 (ordered logistic model) 來進行實證。經由實證後發現：一、支持公司治理制度越佳的企業，則其企業的信用評等等級也會越佳。在控制公司特性因素後，支持公司董監事的組成、股權結構和管理型態等變數對於企業信用評等具有顯著性的影響。二、發現以台灣企業信用風險指標 (TCRI) 來做為信用評等的代理變數，結果等級數越大，則代表信用評等越差，符合 TCRI 的精神。三、公司信用評等與獨立董監席次之間呈現負向關係，但與股權集中度之間呈現正向關係。四、公司信用評等與法人持股、外部大股東持股和內部人持股均呈現負向關係，而信用評等則與董事長兼總經理(股份盈餘偏離程度) 之間呈現正向關係。

也有部分的文獻以修正信評模型或樣本選擇的方式，以及財務觀點或企業環境績效等因素來提高傳統的信評技術。例如，林郁翎、張大成與黃士賓(2010) 考量拒絕推論技術來建立修正後 Heckman 兩階段樣本選擇模型，同時並與傳統財務危機預警模型進行比較，主要針對台灣上市公司為研究對象進行實證。再經由實證後發現：一、以財務危機模型所建構的審核模型與違約模型兩階段間存在顯著的相關性，因此假若不採用樣本選擇模型，將會使模型的預測結果產生極大的偏誤。二、觀察模型的配適度與預測能力後，支持運用修正後 Heckman 兩階段樣本選擇模型之配適度和預測能力皆會優於傳統的財務危機預警模型。

李堅明與江振興(2011) 指出企業環境績效與財務績效是不可分，尤其是金融機構已經逐漸受到重視。因此將企業環境績效因子納入到信用風險評估模式之中，建立一種綠色信用風險評估模式，藉此探討對於金融機構融資決策行為的影響。經由實證後發現，國內金融機構的融資決策與條件，將會因運用綠色信用風險評估模式後，而有明顯的改變。並建議相關主管機關和業者擬提出相關配套措施，以提供未來金融主管機關來推動綠色金融政策的參考。

三、中小企業信用違約評估

由於中小企業的財務結構與一般上市櫃公司有所差異，特別是融資的管道不若一般上

市櫃公司。針對中小企業信用違約評估議題的研究方面，大致上著重的焦點在於哪要素為中小企業發生信用違約的危險因子？首先，林有志、溫櫻貞與曾乾豪(2007) 探討我國中小企業與上市公司之間的財務比率之差異分析，藉此對中小企業之財務狀況的瞭解，採用402個樣本公司區分為中小企業與上市公司等兩組群，同時並以 Mann-Whitney U 均數檢定和羅吉斯迴歸分析等統計方法進行假說之推論。經由實證後獲得主要結果：一、就銀行直接融資比率而言，以中小企業會顯著低於上市公司；而負債比率則中小企業會顯著高於上市公司。二、以存貨週轉率、總資產週轉率、流動比率與速動比率等四種財務指標來看，則中小企業明顯會高於上市公司。三、資產報酬率、股東權益報酬率及利潤率則是受到公司規模的影響，但中小企業與上市公司並非有明顯的差異。

林宗漢、謝雅惠、張輝鑫、柯俊禎與林左裕(2011) 主要藉由銀行授信的立場來分析中小企業申請授信融資將可能發生違約風險的實證研究，並透過非財務和財務兩種構面之風險因子及業主本身特徵的因素應用 Logistic 模型來進行分析。經由實證後發現：一、支持總體經濟變數為中小企業貸款違約具有顯著的關係。二、發現有無擔保品、貸款期限、負責人教育程度與過去有無不良紀錄等企業授信特徵變數，均為中小企業貸款的顯著違約要素。

在文獻研究中，也有以精進企業信用風險模式的方式來對中小企業授信進行探討。例如，張大成、林郁翎與蘇郁嵐(2009) 探討無股價企業信用風險模式的建立，依據 Merton(1974) 之結構式選擇權評價模型及 Ohlson (1995) 的股權理論價值模型，具體提出 Merton-Ohlson 模型並以此評估無股價企業之信用風險評估模式。經由實證後獲得主要貢獻，認為 Merton-Ohlson 模型會比傳統的 Merton(1974) 模型和 PFM 模型 (Private Firm Model)，具有較佳的違約預測正確率和預警能力，故支持以 Merton-Ohlson 模型運用於無股價企業來建立信用風險量化模式是可行的，並可進一步運用此模式來幫助中小企業建立一種有效的信用風險評估模式。張麗娟與陳雅琪(2011) 則指出環境風險對於銀行授信評估的重要性，因此環境因素控制得宜可減少企業違約的情況。所以認為發展以平衡計分卡為基礎的多重因素之績效評估模式，並利用模糊層級分析法來整合專家的意見，同時並將環境因素納入考量，企圖提升針對中小企業財務違約風險的評估效能，可提升銀行的放款品質和經營績效。

參、研究方法

本研究依據銀行所提供中小企業授信時，所提供公司財務、特徵及企業風險徵兆等因素來進行信用違約預警模型之建立的風險因子篩選，篩選的方法將使用單變量羅吉斯 (logit) 迴歸模型之迴歸參數的檢定來進行。在進行預警模型之解釋變數的篩選前，必須先行將各項研究變數進行預先的檢測，以了解這些研究變數是否符合研究假設的條件。

一、Kolmogorov-Smirnov 檢定

本研究將採用 Kolmogorov-Smirnov 檢定法來對研究變數進行變數分佈狀況的常態性

檢定，即參考林郁翎與徐霈(2011) 針對企業預警之研究時所進行的前測試驗，主要用以了解在進行模型建構前這些解釋變數所呈現的分佈特性。特別是以 logit 迴歸分析中所採用的解釋變數乃呈現非常態的分配情況會比傳統的區別分析法更為適宜。因此，本研究先以 Kolmogorov-Smirnov 檢定法來對研究變數進行常態性的檢定，此時必須假設虛無假設 (H_0) 為：單一特定的研究變數為 X ，而 X 是服從常態分配的情況。

假若研究變數 X 是服從常態分配時，則可得理論上服從常態分配時的機率分配函數值 P_F ，但實際分佈之累積機率為 P_A 。因此，可計算研究變數 X 的理論分配函數值與實際分佈之累積機率的絕對差額為 $|P_F - P_A|$ ，並可找出 Kolmogorov-Smirnov 檢定的統計量為 $d = \text{Max} |P_F - P_A|$ 。此時，若所進行的實證之樣本數為 n ，且在顯著水準為 α 下，所得之臨界值為 $d_{\frac{\alpha}{2}}$ 時，當 $d \geq d_{\frac{\alpha}{2}}$ 時，則此時將可拒絕接受虛無假設而傾向支持對立假設，即無法支持進行實證這些樣本公司的某一研究變數是呈現常態性分配，即傾向支持為非常態性分配。假若 $d < d_{\frac{\alpha}{2}}$ 時，則無法推翻虛無假設，所以接受這些樣本公司的某一研究變數是呈現常態分佈的情況。

二、Wilcoxon 檢定

Wilcoxon 檢定主要在檢定樣本中，有關貸款發生違約公司及非違約(正常)公司等兩類別的公司在單一研究變數中之平均水準的差異性檢定(陳雪芳、李天行與邱志洲，2010)。特別是在進行建構中小企業貸款信用違約預警模型前，先行了解哪些研究變數的平均值在貸款違約公司與非違約(正常)公司之間是存在顯著的差別，如此將可檢定違約公司與非違約(正常)公司的研究變數是否是所來自於相同的母體平均水準。此時，在假設母體的性質和狀況未知的條件下，採用的無母數之 Wilcoxon 檢定來進行推論。並令虛無假設 (H_0) 為：貸款違約公司與非違約(正常)公司的單一特定研究變數是來自於相同平均水準的母體。

假若研究變數 X 被區分成違約公司及非違約(正常)公司等兩類別為 X_D 和 X_N ，因此可得絕對差異值為 $A = |X_D - X_N|$ ，再給於絕對差異值 A 按大至小給於排序後，再依排序位置給於等級分數。最後，並按照正差異值所獲得的總等級分數為 S^+ 和負差異值所獲得的總等級分數為 S^- ，因此可得正、負差異值所獲得的總等級分數之差額為 $D = S^+ - S^-$ 。

在上述中的 D 會服從連續且呈現左右對稱的分佈型態，假若樣本數 n 大於 10 時，根據大數法則， D 的分配將會趨近於常態分配，且其期望值為 $E(D) = 0$ ；而變異數為 $\text{Var}(D) = \frac{n \cdot (n+1) \cdot (2n+1)}{6}$ ，而所得的常態分配之 Z 統計量的形式為：

$$Z = \frac{D - E(D)}{\sqrt{\text{Var}(D)}} \quad (3.1)$$

在 (3.1) 式中，所估計的 Z 統計量其所對應的 p 值必須小於 0.05 時，則在 0.05 的顯著水準下，可拒絕虛無假設接受對立假設，因此推論貸款違約公司與非違約(正常)公司的研究變數是來自於不同的平均水準之母體，所以支持違約公司與非違約(正常)公司之研究變數的平均水準是具有顯著性的差異。其次，當所估計的 Z 統計量其所對應的 p 值大於 0.05 時，則無法推翻虛無假設時，則表示貸款違約公司與非違約(正常)公司的研究變數是來自於相同的平均水準之母體，所以支持違約公司與非違約(正常)公司的研究變數之平均水準是沒有差異性。

最後，藉由 Wilcoxon 檢定的結果，將了解哪些研究變數的平均水準在貸款違約公司與非違約 (正常) 公司之中會存在明顯的差異性，而是來自於不同平均水準之母體。

三、單變量羅吉斯迴歸參數的檢定

單變量羅吉斯迴歸模型之估計參數的檢定，以了解哪些研究變數會與中小企業發生信用貸款違約事件 (財務危機) 具有顯著地的關係。有關單變量羅吉斯迴歸模型，具體說明如下：

假設第 i 家的中小企業會發生貸款違約事件 (財務危機) 之虛擬變數為 y_i ；若未來會發生貸款違約事件時，則給定虛擬變數值為 1；否則在其他情況下則給定虛擬變數值為 0。因此，可將中小企業會發生貸款違約事件 (財務危機) 之虛擬變數定義的形式寫成：

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{公司未來會發生貸款違約事件} \\ 0, & \text{其他情況} \end{cases} \quad (3.2)$$

假若給定某單一研究變數為 x_i 時，則可得出公司發生貸款違約事件 (財務危機) 之線性單一機率模型 (linear single probability model) 的形式為：

$$\Pr(y_i = 1 \mid a, b ; x_i) = \frac{e^{a+bx_i}}{1 + e^{a+bx_i}} \quad (3.3)$$

在上式中， x_i 為模型中的解釋變數，即銀行對於中小企業貸款之信用違約評估業務上實際所考量的某項因素或指標。此時，a 為常數、b 為模型中的迴歸參數之估計值。假若所估計的迴歸參數估計值 b 是不等於零時，表示變數 x_i 與貸款違約事件 (財務危機) 之虛擬變數 y_i 是呈現顯著的關係。因此將檢定迴歸參數估計值 b 是否為零，同時並以 t 統計量來進行檢定，藉此推論變數 x_i 與貸款違約事件 (財務危機) 之虛擬變數 y_i 之間是否具有顯著的特定關係。當變數 x_i 與貸款違約事件 (財務危機) 之虛擬變數 y_i 之間會存在顯著的

特定關係時，則認定變數 X_i 將可能可以做為建構羅吉斯迴歸模型時的解釋變數。

四、多變量羅吉斯迴歸模型

有關於羅吉斯迴歸分析之公司發生貸款違約事件（財務危機）之機率模型的形式為：

$$P(y_i = 1 \mid B; X_i) = \frac{e^{X_i^T \cdot B}}{1 + e^{X_i^T \cdot B}} \quad (3.4)$$

在 (3.4) 式中， y_i 為第 i 家的中小企業會發生貸款違約事件（財務危機）之虛擬變數；若未來會發生貸款違約事件（財務危機）時，則給定虛擬變數值為 1；否則在其他情況下則給定虛擬變數值為 0。 X_i 乃利用單變量 logit 迴歸分析中所估計參數檢定所篩選出危險因子後，以危險因子所組成的解釋向量。此時，解釋向量的維度或向量中的個別元素之選取，將依據 Schwarz (1978) 所提出的 SIC (Schwarz's Information Criterion) 資訊準則。有關於 SIC 準則的計算形式為：

$$SIC(p) = n \cdot \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2 + p \cdot \ln(n) \quad (3.5)$$

在上式中， n 為樣本公司數； p 為羅吉斯模型中解釋變數的數目； $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ 為模型中殘差變異數為最大概似估計值。此時，最佳化模型的 p 之選擇，找使所估計模型之 SIC 值為小者之 p^* ，做為解釋變數之個數的向量 X_i 來進行羅吉斯模型的建構和迴歸模型參數的評估。

此外， B 為羅吉斯模型中的參數估計向量，當參數估計向量 B 以最小平方法所估計完成後，則此時將建構一種中小企業貸款的信用違約之預警模式的形式。在運用所得到的形式來計算樣本公司發生信用違約的機率為多少？本研究將設定發生信用違約的機率之臨界值為 0.5³，當樣本公司運用所建構的信用違約之預警模式推算出違約的機率是大於或等於 0.5 時，則該樣本公司將被鑑定為未來將有可能淪為貸款信用違約（財務危機）的公司，因此傾向貸款評估的結果無法通過核准或有條件核准。假若所評估的樣本公司運用所建構的信用違約之預警模式推算出的違約機率是小於 0.5 時，則傾向認為該樣本公司將來不會發生貸款的信用違約的情況，因此被歸類為財務和營運正常的公司。至於為何採用這種標準方式來訂定臨界值的依據，主要是發生危機公司被誤判成正常公司（型一誤差）對於銀行所遭受的違約損失，遠比正常公司被判成危機公司（型二誤差）差異鉅大，所以一旦當所估計的違約機率大於 0.5 時，則將被歸納為發生危機的公司，如次將可降低發生型一誤差的機會。

³ 根據林長瑞(2010)的研究指出，發生危機公司的判別機率設定臨界值為 0.5。

肆、實證分析

一、資料來源及定義相關變數

本研究採用的實證樣本資料皆取自於國內某一商業銀行的內部對於中小企業所做徵信的歷史內部資料，研究期間以 2011 年起到 2013 年底為止，這三年期間以年度公司財務資訊數據為主。共採計有 50 家發生貸款違約的公司和 200 家非違約財務正常的公司，所以總計有 250 家樣本公司，正常與違約公司的樣本比例值約為 4:1，以此資料來進行分析，除了可採行現行銀行所考量的一些危險因素外，同時又將兼顧以往文獻的情況。

在參考銀行所採用中小企業申請貸款時所蒐集的實際資料後，篩選可能因素並彙整成表 4-1 所示。表 4-1 為本研究採用的研究變數，主要分成三種構面：一、財務類、二、公司特徵、及三、風險徵兆等三個構面共有 19 項變數來進行分析。其中，各項研究變數的計算及說明，而內容說明如下：

表 4-1 本研究將採用的研究變數

| 研究變數 | 預期方向 | 計算與說明 |
|-------------|------|---|
| 一、財務指標： | | |
| 應收帳款天數(x1) | + | 主要表示一家公司從銷貨到收款前所須的等待時間，可反映公司應收帳款的變現速度；應收帳款天數 = 365 天 / 應收帳款週轉率 |
| 應付帳款天數 (x2) | + | 主要用以衡量公司在需要多長時間付清供應商的欠款；應付帳款天數 = 365 天 / 應付帳款週轉率 |
| 存貨天數 (x3) | + | 指公司從取得存貨開始至消耗或銷售為止，所歷經的天數。當存貨天數越短，則表示存貨變現能力和速度越強；存貨天數 = 365 天 / 存貨週轉率 |
| 利息保障倍數(x4) | - | 衡量公司支付貸款利息的能力；利息保障倍數 = 稅前息前淨利(EBIT) / 利息費用 |
| 負債比率(x5) | + | 主要用以衡量一家公司資本結構的重要指標；負債比率 = 負債總額 / 資產總額 |
| 二、貸款公司特徵： | | |
| 營業額(x6) | +/- | 已公司該年度的營業金額來做為公司的營業規模，即公司的營業規模大小是否會與發生財務危機有關 |
| 營收成長率 (x7) | +/- | 營收成長率=(該年度的營業收入 - 前一年度營業收入)/前一年度營業收入；以此判別公司的營運是否成長或衰退。 |
| 信保基金保證(x8) | + | 是有者給 1；否則給 0。 |
| 擔保品覆蓋率(x9) | -/+ | 所提供擔保品的價值/授信的融資額度 |
| 產業別(x10) | -/+ | 是製造業給 1；否則其他給 0。 |
| 高科技行業(x11) | +/+ | 是高科技行業給 1；否則其他給 0。 |
| 三、風險徵兆： | | |
| 其他銀行借款/營業 | + | 聯徵銀行的借款餘額 (不含本行借款)/年營業額。 |

| | | |
|-------------------------|---|--|
| 額(x12) | | |
| 營授比(x13) | + | 聯徵銀行的借款餘額 + 本次申請金額/年營業額。 |
| 異常記錄(x14) | + | 本行支存曾有退補記錄、或曾有逾期繳款超過 5 天時，給定為 1 分；否則給 0。 |
| 金流檢核未達標準(x15) | + | 金流檢核未達標準者時，給定為 1 分；否則給 0。 |
| 銀行借款較上期增加 50% (x16) | + | 銀行借款較上期增加 50% 時，給定為 1 分；否則給 0。 |
| 卡循大於 20 萬 (x17) | + | 公司負責人曾有信用卡循大於 20 萬時，給定為 1 分；否則給 0。 |
| 自己查詢聯徵(x18) | + | 近三個月自己查詢聯徵者時，給定為 1 分；否則給 0。 |
| 近三個月新業務查詢超過 5 家銀行 (x19) | + | 近三個月新業務查詢超過 5 家銀行者時，給定為 1 分；否則給 0。 |

資料來源：由本研究彙整。

二、研究假設

本研究提出四種研究假設來做為探討中小企業貸款之貸款違約預警系統建構之議題的假設，以供後續實證的推論。有關於這四項研究假設分別為：

虛無假說一：中小企業在進行貸款後，未來將發生違約事件(財務危機)的機率將與公司的財務狀況無關，亦即申請貸款公司的各項財務指標表現，將無法影響貸款公司未來是否會發生違約事件(財務危機)的機率。

本研究運用銀行所提供的應收帳款天數、存貨天數、利息保障倍數、負債比率、和應付帳款天數等五項指標來進行分析中小企業貸款未來發生違約事件之機率與公司財務狀況之間的關係，以了解中小企業財務狀況與貸款違約風險之間是否會存在一定的顯著關係。假若上述所提的五種平常銀行所使用的財務指標會與中小企業貸款違約風險能之間存在顯著的關係時，則表示虛無假說一無法成立因此將拒絕虛無假說一，此時將表示中小企業貸款未來發生違約事件的機率會與公司財務狀況存在一種顯著的關係。

虛無假說二：中小企業在進行貸款後，未來將發生違約事件(財務危機)的機率將與貸款公司特徵無關，亦即申請貸款公司的公司特徵，將無法影響貸款公司未來是否會發生違約事件(財務危機)的機率。

本研究參考銀行所採用的衡量指標為營業額、高科技行業、營收成長率、信保基金保證、產業別和擔保品覆蓋率等六項指標來進行分析中小企業貸款未來發生違約事件之機率與公司特徵之間的關係，以了解中小公司特徵與貸款違約風險之間是否會存在一定的顯著關係。假若所提的六種特徵指標將與中小企業貸款違約風險能之間存在顯著的關係時，此時表示虛無假說二將無法成立故將拒絕虛無假說二，則將可推論中小企業貸款未來發生違約事件的機率會與公司的一些特徵存在某種程度的顯著關係，這個關係將可以做為解釋中小企業貸款未來會發生違約事件（財務危機）的解釋變數。

虛無假說三：中小企業在進行貸款後，未來會發生違約事件(財務危機)的機率將與貸款公司之風險徵兆因素無關，亦即申請貸款公司的風險徵兆條件，將不會影響貸款公司在未來是否會發生違約事件(財務危機)的機率。

本研究由其他銀行借款/年營業額、營授比、異常記錄、金流檢核未達標準、銀行借款較上期增加 50%、卡循大於 20 萬、自己查詢聯徵、以及近三個月新業務查詢超過 5 家銀行等變數，共計有八項指標來分析與中小企業貸款未來發生違約事件機率之間的關係，探討這些風險徵兆因素與中小企業貸款未來發生違約事件（財務危機）之機率是否會存在一定的顯著關係。假若所提的八項風險徵兆指標會與中小企業貸款違約風險之間會存在顯著的關係時，此時表示虛無假設三將無法成立故將拒絕虛無假設三，如此可推論中小企業貸款未來發生違約事件的機率會與公司的一些風險徵兆會存在某種程度的顯著關係，這個關係將可以做為解釋中小企業貸款未來會發生違約事件（財務危機）的解釋變數。

虛無假說四：銀行若利用現行的財務、公司特徵及風險徵兆等因素來做為中小企業未來的貸款違約事件（財務危機）之機率的風險評估因子，即將無法有效地建構中小企業貸款發生違約的預警模式。

假若此建構的中小企業貸款違約預警模型能夠有效地鑑別中小企業貸款違約時，則表示將可推翻虛無假設四，此時表示運用現行銀行對於中小企業申請貸款時，所考量的因素將能夠有效地做為銀行評估違約的風險因子，可用以做為建構中小企業評估貸款發生違約的預警模式，這個結果將可供銀行未來對於中小企業進行放款評估的參考。

三、樣本實證前的測試

(一)危機與非危機公司的常態性與相同母體檢定

在表 4-2 中 Kolmogorov- Smirnov 檢定所估計的結果，在 5% 或 1% 的顯著水準下，可發現計有應收帳款天數(x1) (Z 統計值為 0.6178)、其他銀行借款/營業額(x12) (Z 統計值為 0.8735) 和營授比(x13) (Z 統計值為 0.7701) 等三項變數並未達到顯著的情況。所以發現這三項解釋變數均無法拒絕虛無假設，故傾向支持這三項指標變數會符合常態性質的假設。其餘的十六項指標變數，則是呈現顯著的情況，故拒絕虛無假設承認對立假設支持這十六項指標變數並未符合常態性。由上述 Kolmogorov- Smirnov 檢定的結果來看，在十九項的解釋變數中，有十六項指標變數是呈現非常態性的情況，因此因此也說明了多數的指標變數是較符合 logit 迴歸模型中在解釋變數的基本假設條件。

另外，在表 4-2 中 Wilcoxon 檢定所估計的結果來看，可發現有存貨天數(x3)、利息保障(x4)、負債比率(x5)、營業額(x6)、營收成長率(x7)、擔保品比率(x9)、高科技(x11)和異常記錄 (x14) 等八項指標所估計的 p 值會小於 0.05 的情況，而近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19)所估計的 p 值則會小於 0.10 的情況。所以發現這九項指標變數是呈現顯著可拒絕虛無假設，故可推論危機公司與非危機公司在這九項變數中的平均水準是具有顯著性的差異。其餘的十項指標變數則傾向無法拒絕虛無假設而接受對立假設，因此無法推論

指標變數之平均水準在危機公司與非危機公司會存在顯著性的差異。

表 4-2 Kolmogorov-Smirnov 檢定與 Wilcoxon 檢定結果

| 統計量 | Kolmogorov-Smirnov Z 檢定 | P 值 | Wilcoxon Z 檢定 | P 值 |
|------------------------|-------------------------|--------|---------------|--------|
| 應收帳款天數(x1) | 0.7556 | 0.6178 | -1.3830 | 0.1667 |
| 應付帳款天數(x2) | 2.0181*** | 0.0006 | -0.1192 | 0.9051 |
| 存貨天數(x3) | 1.3707** | 0.0467 | -4.2934*** | 0.0000 |
| 利息保障(x4) | 4.9172*** | 0.0000 | -4.23248** | 0.0000 |
| 負債比率(x5) | 1.4194** | 0.0356 | -2.9365** | 0.0033 |
| 營業額(x6) | 3.8940*** | 0.0000 | -2.0750** | 0.0380 |
| 營收成長率(x7) | 4.1330*** | 0.0000 | -4.3556** | 0.0000 |
| 信保基金保證(x8) | 8.4857*** | 0.0000 | -1.1271 | 0.2597 |
| 擔保品比率(x9) | 5.6516*** | 0.0000 | -1.9753** | 0.0482 |
| 產業類別(x10) | 7.2270*** | 0.0000 | -0.1418 | 0.8872 |
| 高科技(x11) | 8.4707*** | 0.0000 | -3.4899** | 0.0005 |
| 其他銀行借款/營業額(x12) | 0.8735 | 0.4303 | -1.6421 | 0.1006 |
| 營授比(x13) | 0.7701 | 0.5934 | -0.3236 | 0.7462 |
| 異常記錄(x14) | 8.5308*** | 0.0000 | -5.3156*** | 0.0000 |
| 金流檢核未達標準(x15) | 7.8497*** | 0.0000 | -0.6462 | 0.5182 |
| 銀行借款較上期增加 50%(x16) | 8.5094*** | 0.0000 | -0.2062 | 0.8366 |
| 卡循大於 20 萬(x17) | 8.5381*** | 0.0000 | -1.43452 | 0.1514 |
| 自己查詢聯徵(x18) | 8.1892*** | 0.0000 | -1.47307 | 0.1407 |
| 近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19) | 8.5094** | 0.0000 | -1.8558* | 0.0635 |

註：***表示在 1%顯著水準下是呈現顯著的情況；**表示在 5%顯著水準下是呈現顯著的情況；*表示在 10%顯著水準下是呈現顯著的情況。

(二)單一解釋變數的 logit 迴歸參數檢定

在表 4-3 中所估計的結果，若在顯著水準為 10%、5%及 1%的情況下，計有存貨天數(x3) (迴歸參數為 0.0210；P 值為 0.0000)、利息保障(x4) (迴歸參數為-0.0395；P 值為 0.0787)、負債比率(x5) (迴歸參數為 3.1168；P 值為 0.0185)、營業額(x6) (迴歸參數 b 為 7.34E-05；P 值為 0.0032)、營收成長率(x7) (迴歸參數為-1.3743；P 值為 0.0109)、高科技(x11) (迴歸參數為 1.5581；P 值為 0.0012)、異常記錄(x14) (迴歸參數為 2.6262；P 值為 0.0000) 和近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19) (迴歸參數為 1.4331；P 值為 0.0852) 等八項變數所估計的參數是呈現顯著的結果。所以這些變數所估計的迴歸參數之檢定的結果是拒絕虛

無假設，即支持接受這些變數在單一解釋變數下的 logit 模型之迴歸參數會呈現不為零的情況，故推論這八項解釋變數會與公司發生財務危機事件的機率呈現顯著的關係。

表 4-3 單一變數之 logit 迴歸參數所檢定結果

| 變數 | 係數 | 標準誤 | z-統計值 | P 值 |
|---------------------------|-------------|----------|---------|--------|
| 應收帳款天數(x1) | 0.0061 | 0.0042 | 1.4486 | 0.1475 |
| 應付帳款天數(x2) | 0.0022 | 0.0054 | 0.4087 | 0.6828 |
| 存貨天數(x3) | 0.0210*** | 0.0047 | 4.4243 | 0.0000 |
| 利息保障(x4) | -0.0395* | 0.0225 | -1.7584 | 0.0787 |
| 負債比率(x5) | 3.1168** | 1.3227 | 2.3563 | 0.0185 |
| 營業額(x6) | 7.34E-05*** | 2.49E-05 | 2.9516 | 0.0032 |
| 營收成長率(x7) | -1.3743** | 0.5397 | -2.5465 | 0.0109 |
| 信保基金保證(x8) | -1.0065 | 0.9270 | -1.0859 | 0.2775 |
| 擔保品比率(x9) | -1.1985 | 1.5545 | -0.7710 | 0.4407 |
| 產業類別(x10) | 0.0502 | 0.3530 | 0.1421 | 0.8870 |
| 高科技(x11) | 1.5581*** | 0.4799 | 3.2471 | 0.0012 |
| 其他銀行借款/營業額(x12) | 1.7942 | 1.1888 | 1.5092 | 0.1312 |
| 營授比(x13) | -1.1425 | 0.9991 | -1.1436 | 0.2528 |
| 異常記錄(x14) | 2.6262*** | 0.6096 | 4.3078 | 0.0000 |
| 金流檢核未達標準(x15) | 0.2507 | 0.3878 | 0.6463 | 0.5181 |
| 銀行借款較上期增加 50%(x16) | -0.2283 | 1.1070 | -0.2062 | 0.8366 |
| 卡循大於 20 萬(x17) | -40.6945 | NA | NA | NA |
| 自己查詢聯徵(x18) | 0.6061 | 0.4151 | 1.4600 | 0.1443 |
| 近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19) | 1.4331* | 0.8325 | 1.7214 | 0.0852 |

註：***表示在 1%顯著水準下是呈現顯著的情況；**表示在 5%顯著水準下是呈現顯著的情況；*表示在 10%顯著水準下是呈現顯著的情況。

由單一解釋變數下的 logit 迴歸模型所篩選出的解釋變數有存貨天數(x3)、利息保障(x4)、負債比率(x5)、營業額(x6)、營收成長率(x7)、高科技(x11)、異常記錄(x14) 和近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19)等八項變數會與公司發生危機事件的機率呈現顯著的關係。因此這八項變數將可做為下階段建立多種解釋變數下的 logit 迴歸模型之候選的解釋變數，即在建立危機預警模式時將以這八項變數來進行評估後，篩選適宜的變數來做為模型之解釋變數。

最後，由表 4-3 中會呈現顯著的變數來看，可發現與公司發生危機事件的機率有關的

八項指標變數是均勻分散在財務指標、貸款公司特徵及風險徵兆等三種構面之中。其中，財務指標構面有三項、貸款公司特徵構面有三項及風險徵兆有兩項。所以以這三種構面來進行分析的方向並非是不適宜的。

二、建立中小企業危機預警模型

本節將利用前一節中運用單一解釋變數下的 logit 迴歸模型之係數檢定所篩選出的變數，逐步將變數引入到模型之中，同時將觀察引入變數後在模型中的迴歸參數檢定是否呈現顯著的情況，以及 BIC (Bayesian information criterion) 值是否下降來做為判別是否將變數引入到預警模型之中，最後將可得優化後的較佳多種解釋變數下的 logit 迴歸之危機預警模型。

依據前節中所篩選的八項變數及上述的判斷準則，最後可獲得六種變數做為預警模式的解釋變數，而所獲得的多種解釋變數下的 logit 迴歸之危機預警模型整理成表 4-4。表 4-4 為利用六種研究變數所建構之中小企業發生財務危機的 logit 迴歸模型。

表 4-4 利用研究變數所建構之中小企業發生財務危機的 logit 迴歸模型

| 變數 | 係數 | 標準誤 | z-統計值 | P 值 |
|------------------------|------------|-----------------------|---------|--------|
| C | -3.2855*** | 0.5333 | -6.1613 | 0.0000 |
| 存貨天數(x3) | 0.0235*** | 0.0056 | 4.1554 | 0.0000 |
| 營業額(x6) | 0.0002*** | 0.0000 | 3.4793 | 0.0005 |
| 高科技(x11) | 1.5323*** | 0.5764 | 2.6581 | 0.0079 |
| 營收成長率(x7) | -1.3924** | 0.6110 | -2.2786 | 0.0227 |
| 異常記錄(x14) | 2.6798*** | 0.6892 | 3.8883 | 0.0001 |
| 近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19) | 1.6999* | 0.8776 | 1.9370 | 0.0527 |
| Log likelihood | -88.3602 | Akaike info criterion | | 0.7629 |
| Probability(LR stat) | 7.88E-14 | Schwarz criterion | | 0.8615 |
| | | McFadden R2 | | 0.2937 |

註：***表示在 1%顯著水準下是呈現顯著的情況；**表示在 5%顯著水準下是呈現顯著的情況；*表示在 10%顯著水準下是呈現顯著的情況。

在表 4-4 中的模型主要是運用存貨天數(x3)、營業額(x6) 和營收成長率(x7) 等三項財務指標，以及是否為高科技(x11)型態之貸款公司特徵和異常記錄(x14)與近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19)等兩項風險徵兆變數，共計有六項解釋

變數所建立之中小企業發生財務危機之預警模型。在顯著水準為 5%及 1%中，計有存貨天數(x3)、營業額(x6)、高科技(x11)及異常記錄(x14)所估計的參數值分別為是 0.0235、0.0002、1.5323 和 2.6798 是呈現顯著大於零的結果，表示這四項變數的值越大，則公司發

生財務危機的機率越高。其次，計有營收成長率(x7) 一項變數所估計的參數值為-1.3924 是呈現顯著小於零的結果，表示當營收成長率(x7)下降時，則中小企業發生財務危機的機率會明顯提高。另外，在 10% 的顯著水準下，也發現近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19) 的變數所估計的參數值為 1.6999 是呈現顯著大於零的情況，也傾向支持中小企業在近三個月新業務查詢超過 5 家銀行(x19) 的公司將會提高其貸款違約的風險。最後，將所估計出模型可整理成以下的形式：

模型：發生財務危機變數 = 1-@LOGIT(-(-3.285520413 + 0.02345597466*存貨天數 + 0.0002448315774*營業額 + 1.532285153*高科技類別 - 1.39238656*營收成長率 + 2.679760665*異常記錄+ 1.699860435*近三個月新業務查詢超過 5 家銀行))

表 4-5 以 LOGIT 危機預警模型預測中小企業發生財務危機的判別結果

| 實際 | 判別 | | 實際數 |
|-------|-------|--------|--------|
| | 危機公司 | 非危機公司 | |
| 危機公司 | 34(家) | 16(家) | 50(家) |
| 非危機公司 | 21(家) | 179(家) | 200(家) |
| 判別數 | 55(家) | 195(家) | 250(家) |
| 正確判別率 | 85.2% | | |
| 危機鑑別率 | 68% | | |

註：正確判別率 = 能夠正確辨別出發生財務危機或非財務危機公司正確無誤的總公司數 / 公司樣本數 *100%

危機鑑別率 = 正確辨別出發生財務危機的公司家數 / 實際發生財務危機的公司家數*100%

表 4-5 為所建立的 LOGIT 危機預警模型運用在中小企業之發生財務危機的判別結果。從表 4-5 中可發現在 50 家危機公司與 200 家非危機公司，總計 250 家樣本公司中，運用模型來加以區別分類後，認定危機公司之家數有 55 家與非危機公司家數有 195 家。其中，在實際發生危機公司的 50 家公司之中，被模型所鑑別出判別為危機公司的家數有 34 家；而實際上為非危機公司的 200 家之中，能夠被模型所鑑別為非危機公司之家數為 179 家。

伍、結論與建議

本研究將所建立的中小企業發生財務危機之預警模型進行樣本公司發生財務危機之評估後，同時並以正確判別率和危機鑑別率兩項指標來做為衡量所建立之模型是否適宜的標準。其中，利用羅吉斯迴歸分析法來進行，樣本實證前的測試包含有 Kolmogorov-Smirnov 檢定、Wilcoxon 檢定及單一解釋變數的 logit 迴歸參數檢定等方法，危機鑑別率越高，則表示模型對於公司發生危機的預警能力愈強。

研究結果發現，由單一解釋變數下的 logit 迴歸模型所篩選出的解釋變數有存貨天數、利息保障、負債比率、營業額、營收成長率、高科技、異常記錄和近三個月新業務查詢超

過 5 家銀行等八項變數會與公司發生危機事件的機率呈現顯著的關係。

所建構的危機預警模型之正確判別率為 85.2%；而危機鑑別率為 68%。可發現運用本研究所建立之中小企業財務危機預警模型來判別樣本公司之模型的辨別正確率有達到 85% 以上，所以具有一定的參考價值。

但在危機鑑別率部份僅達到 68%，這表示有關於所採用的存貨天數、營業額、高科技、營收成長率、異常記錄和近三個月新業務查詢超過 5 家銀行等六項變數來做為危機預警模型的解釋變數，尚有部份的違約機率之解釋因素是無法被這六項解釋變數所加以解釋的。

因此建議銀行宜應儘速加以檢討評估現行對於中小企業放貸作業之違約風險因素的考量評估因子是否上有重要因素並未被加以考量，而有被遺漏的現象。由此才能降低未來對於中小企業在放款業務上的違約風險，以強化銀行在放款時的風險控管能力。

參考文獻

- 余惠芳、陳文郎、馮惠珊與黎紅玲(2011)，外部監控、代理問題與信用風險模型之實證研究，育達科大學報，第二十九卷，頁 47-66。
- 李堅明與江振興(2011)，綠色信用評等機制與融資決策模式，臺灣金融財務季刊，第十二卷第四期，頁 43-69。
- 林有志、溫櫻貞與曾乾豪(2007)，中小企業與上市公司財務比率之比較，中小企業發展季刊，第四期，頁 1-20。
- 林宗漢、謝雅惠、張輝鑫、柯俊禎與林左裕(2011)，中小企業貸款違約因素之探討，東海管理評論，第十二卷第一期，頁 121-149。
- 林郁翎、張大成與黃士賓(2010)，樣本選擇偏誤於企業財務危機預警模型之研究：以臺灣上市公司為例，經濟研究，第四十六卷第二期，頁 285-319。
- 林郁翎與徐霈(2011)，臺灣電子業上市公司財務危機預警模式建構--分析層級程序法與 Logit 迴歸模型之比較，中小企業發展季刊，第二十卷第六期，頁 23-56。
- 林萍珍與潘秋梅(2011)，企業金融信用風險評估模型建構之研究，貨幣觀測與信用評等，第八十九期，頁 33-50。
- 許可達、王安平、王言與嚴宗銘(2013)，財務危機、違約指標、違約距離與系統風險，朝陽商管評論，第十二卷第二期，頁 1-32。
- 曾真真與曾曉萍(2014)，年齡依存性：產業環境及組織因素對組織失敗的影響，管理與系統，第二十一卷第二期，頁 223-244。
- 張大成、林郁翎與蘇郁嵐(2009)，無股價企業信用風險模式之建立：Merton 模型與 Ohlson 模型之結合，中山管理評論，第十七卷第四期，頁 1045-1081。
- 張哲銘、王貞靜與謝昇樺(2014)，放款品質、經營績效與資訊不對稱--兼論 34 號公報第三次修訂之效果，會計審計論叢，第四卷第一期，頁 53-98。
- 張麗娟與陳雅琪(2011)，環境風險評估與授信模式之應用，臺灣銀行季刊，第六十二卷第四期，頁 140-157。
- 陳建成(2008)，建構臺灣製造業企業財務危機評選指標之研究，中小企業發展季刊，第九期，頁 169-197。
- 陳雪芳、李天行與邱志洲(2010)，結合財務比率、智慧資本與公司治理指標於企業危機預

- 警模式之建構，電子商務研究，第八卷第三期，頁 349-377。
- 彭雅惠(2008)，臺灣上市櫃公司盈餘管理與信用評等關係之初探，玄奘管理學報，第五卷第二期，頁 25-47。
- 彭雅惠與呂佩珊(2011)，公司治理機制對信用評等影響之研究，玄奘管理學報，頁 49-74。
- 曾信超與黃新宗(2009)，金融機構融資授信實證分析--以國內中小企業為例，嶺東通識教育研究學刊，第三卷第一期，頁 17-48。
- 敬永康與沈大白 (2013)，內部評級體系要求下大陸上市公司信用違約與財務報告舞弊之關聯性研究，兩岸金融季刊，第一卷第二期，頁 17-36。
- 鄭鴻章(2009)，企業應收帳款與授信決策關係之研究，中小企業發展季刊，第十一期，頁 1-19。
- Agrawal, A., Kumar, N., and M. Radhakrishna, (2007), "Multispectral image classification: A supervised neural computation approach based on rough-fuzzy membership function and weak fuzzy similarity relation," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 28(20), pp. 4597-4608.
- Altman, E. I., (1968), "Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy," *Journal of Finance*, vol. 23 , pp.589-609.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., and P. Narayanan, (1977), "Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations," *Journal of Banking and Finance*, vol. 1 , pp. 29-51.
- Boritz, J. E., Kennedy, D. B., and J. Y. Sun, (2007), "Predicting business failures in Canada," *Accounting Perspectives / Perspectives Comptables*, vol. 6, pp. 141-165.
- Duan, J. C., Sun, J., and T. Wang, (2012), "Multiperiod corporate default prediction – a forward intensity approach," *Journal of Econometrics*, vol. 170, pp. 191-209.
- Elosegui, P. L.,(2003), "Aggregate risk, credit rationing and capital accumulation," *Quarterly Review of Economics and Finance*, vol. 43(4), pp. 668-696.
- Hamada, M., and M. Konishi, (2010), "Related lending and bank performance- Evidence from Indonesia," *Working paper*, Institute of Developing Economies.
- Kolari, J. W., Ou, C. C., and G. H. Shin,(2006), "Assessing the profitability and riskiness of small business lenders in the banking industry," *Journal of Entrepreneurial Finance*, vol. 11(2), pp. 1-26.
- Lugovskaya, L., (2010), "Predicting default of russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables," *Journal of Financial Services Marketing*, vol. 14(4), pp. 301-313.
- Merton, R. C., (1974), "On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates," *Journal of Finance*, vol. 29(2), pp. 449-470.
- Odom, M., and R. Sharda, (1990), "A neural network model for bankruptcy prediction," In *Proceedings of the second IEEE international joint conference on neural networks*, vol.(II), pp. 163-168.
- Ohlson, J. A., (1980), "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, vol.18, pp.109-131.
- Schwarz, G., (1978), "Estimating the dimension of a model," *Annals of Statistics*, vol. 6, pp. 461-464.
- Shen, C. H., and H. L. Chih, (2005), "Investor protection, prospect theory, and earnings management: An international comparison of the banking industry," *Journal of Banking and Finance*, vol. 29(10), pp. 2675-2697.

Xu, X., (2014), "Forecasting bankruptcy with incomplete information," *RMI Working Paper* , No. 55024, pp. (1) – (42).

Zmijewski, M.E., (1984), "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models," *Supplement to Journal of Accounting Research*, vol.22, pp. 59-82.