

國立政治大學商學院金融學系碩士班

碩士論文

National Chengchi University

Graduate institute of Money and Banking

Master Thesis

離散型風險模型應用於銀行財務預警系統
Application of Discrete-time Hazard Model in forecasting
bankruptcy in banking industry

研究生：蕭文彥

指導教授：林士貴 博士

中華民國一〇二年七月

誌 謝

時光荏苒，又到了六月鳳凰花開的季節。回想當初大學聯考放榜考上政大的喜悅，彷彿還是昨天的事情，一轉眼，六年已過，準備收拾自己的行囊，邁入人生的另一個階段。此時此刻，內心有著滿滿的喜悅，但是卻也有彷彿落幕的一種失落。能從無到有完成這一切一切，要感謝許許多人的鼓勵與幫忙。

首先要感謝我的指導教授林士貴老師，帶領我面對知識的浩瀚，帶領我學會謙卑，引導我正確的思考邏輯，在論文中碰到的難題與關卡，多虧與老師互相討論才得以解決。另外，感恩口試委員廖四郎老師、江彌修老師、石百達老師、張瑞珍老師給予論文貴的建議，使得本篇論文得以更佳完善。

感謝陳亭甫學長，在完成論文的過程中，不斷的從旁輔助，每次去跟學長討論其實都是在向學長求救，很感激學長無怨無悔的付出，這篇論文若沒有學長的幫忙還真的無法完成。

感謝我的父母與家人，讓我有這個機會繼續進修，感激你們一路相伴與鼎力支持，也感激你們在這兩年對我的包容。

感謝金融所的同班同學，在這兩年的互相切磋與鼓勵，使我更上一層樓。然而，天下無不散的筵席，離別不是關係的結束，而是各自發展的開始，期待下次相見時，大家的行囊都能擁有更豐盛的收穫。

剛踏進政大校門時，我是茫然的，六年過去了，在要踏出校門的此刻，對於未來，心中多了份踏實與自信。

文彥

政治大學金融研究所

20130812 於木柵

摘要

本財務預警模型研究延續 Shumway(2001)年所提出的離散型風險模型 (Discrete-time Hazard Model) 架構，即 Shumway 所稱之多期邏輯斯迴歸模型 (Multiperiod logistic regression model)，來建立銀行財務預警模型。不同於 Shumway 所提出的 Log 基期風險式，研究者根據實際財務危機發生機率圖提出 Quadratic 基期風險式。由於離散型風險模型考量與時間相依共變量 (Time-dependent covariate)，該模型可以納入隨時間變動的市場與總體變數，這是單期模型無法達到的。實證結果顯示，不論是否有加入總體與市場變數，Quadratic 基期風險式離散型模型在樣本內檢測表現都比單期模型與 Log 基期風險式離散型模型好，研究亦顯示樣本外的預測 Quadratic 基期風險式在大多數情況都優於 Log 基期風險式與單期模型

關鍵字: 銀行、銀行財務危機、財務預警模型、離散型風險模型

Abstract

This paper continues Shumway(2001) studies on discrete time hazard model, the so called multi-period logistic regression model, to develop a bank failure early warning model . Different from log baseline hazard form proposed by Shumway, author present quadratic baseline hazard form based on the pattern of real default rate. By incorporating time-varying covariates, our model enables us to utilize macroeconomic and market variables, which cannot be incorporated into in a one-period model. We find that our model significantly outperforms the single period logit model and Log baseline hazard model with and without the macroeconomic and market variables at in-sample estimation. The improvement in accuracy comes both from the time-series bank-specific variables and from the time-series macroeconomic variables. Our research also shows that quadratic baseline hazard model outperforms Log baseline hazard model and single period logit model in out-of-sample prediction.

Keyword: bank, bank failure, early warning system, discrete time hazard model

目錄

第一章 緒論	1
第一節 研究背景	1
第二節 研究動機與目的	2
第三節 研究流程	3
第二章 文獻回顧	5
第一節 早期財務危機預警模型:多變量區別分析	5
第二節 後期財務危機預警模型:Logit / Probit model ..	6
第三節 近代財務危機預警模型:存活分析之風險模型 ...	7
第三章 研究方法	10
第一節 多變量區別分析	10
第二節 邏輯斯迴歸模型	11
第三節 離散型風險模型	13
第四章 資料描述	19
第一節 資料來源	19
第二節 銀行財務危機定義	19
第三節 解釋變數定義	20
第四節 模型預測評比	22
第五章 實證結果	24
第一節 資料敘述統計量	24
第二節 樣本內模型訓練	27
第三節 樣本外的模型預測	34
第六章 結論與建議	39
第一節 結論	39
第二節 建議與未來研究方向	40
參考文獻	41

表目錄

表 1: 各期銀行家數與財務危機發生數	24
表 2: 變數敘述統計量	25
表 3: 銀行存活時間表	26
表 4: 不同基期風險式 LR test	28
表 5: 模型訓練結果	30
表 6: 考慮總體經濟變數與市場變數模型訓練結果。	33
表 7: 2010 第一季預測結果	34
表 8: 2010 第二季預測結果	35
表 9: 2010 第三季預測結果	36
表 10: 2010 年整年度預測結果	37
表 11: 2010 年模型預測錯誤分類表	38

圖目錄

圖 1: 論文研究流程	4
圖 2: Fisher 線性區別方法	10
圖 3: 邏輯斯迴歸連結函數	12
圖 4: 2006Q1 至 2010Q4 財務危機事件發生率	26
圖 5 Log、Quadratic、Cubic 基期風險示意圖	27

第一章 緒論

第一節 研究背景

近年來的實證研究(Levine 2005)指出銀行系統穩健運作對於國家的經濟發展有重要的影響力。由於銀行系統對於國家經濟發展扮演如此重要的角色，當一國銀行系統發生危機時，將對一國經濟活動產生巨大震撼(Hoggarth *et al.* 2002)。

在過去的10年，由於美國聯準會的低利政策造成美國房市的蓬勃發展，進而刺激了創新金融商品如房貸抵押證券的大量發行。然而，在房市泡沫化之後，大量持有這些創新衍生性商品的銀行蒙受巨大損失，過度使用槓桿的銀行更是搖搖欲墜。如此大的驟變迫使美國當局以及其他國家政府抑制銀行以及金融機構的成長，間接造成全球信貸市場凍結和全球景氣衰退。

因此，國際清算銀行(BIS)為了加強管理當局對銀行的管理缺失以及減緩銀行在金融危機時期所受到的衝擊，制定了巴塞爾協定III(Basel III)，目的是希望能提高銀行的自有資本來減緩危機時期對銀行的影響。

台灣於2013年開始實施巴塞爾協定III，美國更早於2011年就開始實施，金融相關產業也致力於相關研究與因應。由於從新巴塞爾資本協定開始允許銀行擁有自由裁量權計算資本適足率(及鼓勵銀行改良內部風險管理與評量能力)，促使其利用更具風險敏感度及更為精確計算方法提列資本，因此銀行若欲大幅將低信用風險的計提資本以便使資金上的運用更加靈活，繼而強化銀行本身競爭能力，銀行勢必要能有效的評估自身的違約機率，因此違約機率成為近年來受關注的重大課題。

違約機率的估計，或是銀行財務危機預警系統，長久以來都是政策制定者，銀行監管機構，存款戶或是投資者所關注的議題；更甚者，在金融海嘯報發後，如何穩定金融制度更成為近年來高峰會最重要的探討議題¹。因此，發展出有

¹ 2008年11月14日在華盛頓首府所舉辦的G20高峰會；2008年11月29日在卡達所舉辦的聯合國財務發展會議；2009年4月2日倫敦G20高峰會

效的早期預警系統不但能讓銀行提早做好，更能避免過去的金融危機再次重演。

第二節 研究動機與目的

研究企業的財務危機預測的文獻最早可追溯到Beaver (1966)利用財務比率變數進行單變量的區別分析，其後陸續學者加以改良而導入了多變量的區別分析，後期學者改用probit/logit模型來預測違約。Shumway(2001)研究指出這些學者大多使用單期觀測值來建立違約模型，並未將隨時間變動的變數納入考量，是屬於靜態模型(Static Model)。因此，Shumway 提出離散型風險模型(Discrete-time Hazard Model)，並以多期邏輯斯迴歸模型(Multi-period Logistic Regression Model)概念解釋，其實證分析結果顯示多數情況下離散行風險模型在財務危機預測能力的表現優於靜態模型。

儘管後續有多位學者延伸應用離散型風險模型於企業危機預測上(Chava and Jarrow (2004), Bharath and Shumway (2008), Campbell, Hilscher, and Szilagyi (2008), Nam, Kim, Park and Lee (2008), Bonfim 2009)，但卻只有極少數應用於預測銀行產業違約機率。因此研究者有興趣了解離散型風險模型是否在金融產業也有較佳的違約預測能力。

過去學者研究銀行財務危機解釋因子大多使用帳面上的會計比率(Meyer and Pifer (1970), Martin (1977), Gajewski 1989, Whalen (1991), Demircuc-Kunt (1991), Thomson (1992), Cole and Gunther (1995, 1998))，由於會計比率變數為歷史成本，可能無法即時反映市場資訊，因此部分研究者開始加入與市場連動的解釋變數於模型中，如加入過去的股價報酬(Pettway and Sinkey (1980); Curry et al. (2007))、股價的波動度(Bharath and Shumway (2008), Campbell et al. (2008))以及債券利差(Jagtiani and Lemieux (2001))，使模型能充分反映市場資訊並提高模型預測能力。

然而以市值為基礎的模型只適用於有上市的銀行，在美國金融領域產業尤其是商業銀行與一般的企業大不同，多數的商業銀行皆為私人銀行，以 2008 年來說，只有 400 多家銀行有上市，卻有 8000 家銀行未上市。因此，研究者改變方式，避免直接將每家銀行股價代入模型之中，取而代之的是將代表銀行

產業的的銀行投資組合報酬率加入模型中²。

近期的研究顯示加入總體經濟變數能提高企業違約的預測能力(Carling, et al, 2007; Bonfim, 2009)，Pesaran et al. (2006)的研究也顯示一個企業的為違約率跟一企業景氣循環相關性呈現正相關。建構在這些近期的實證研究下，研究者想透過考量總體變數因子，來增加違約模型的敏感度。

本研究延伸 Shumway 提出的離散型風險模型(Discrete-time Hazard Model)，將 Shumway 所提出的 log 基期風險式改為 Quadratic 基期風險式，並且考量總體經濟變數與市場變數的離散型風險模型來預測銀行的違約機率。研究者期盼以 Quadratic 為基期的離散型風險模型能更精確預測銀行違約，更希望本研究有助於金融機構因應 Basel III，並且使金融監管機構能預知金融危機的發生，以便提早做出因應措施。

第三節 研究流程

本論文共有六個章節，第一章為緒論，說明研究背景、研究動機與目的；第二章為文獻回顧，將過去研究信用風險的文獻分為早期、後期與近代分別闡述；第三章為研究方法，描述本研究將採用的統計模型；第四章為資料描述，說明資料來源、財務危機定義、統計模型使用的變數與模型好壞評比；第五章為實證結果，描述資料統計量、模型訓練結果與樣本外的模型預測；最後一章為結論與建議。流程如圖 1 所示

²銀行投資組合報酬為所有美國上市銀行以市值加權的季報酬率

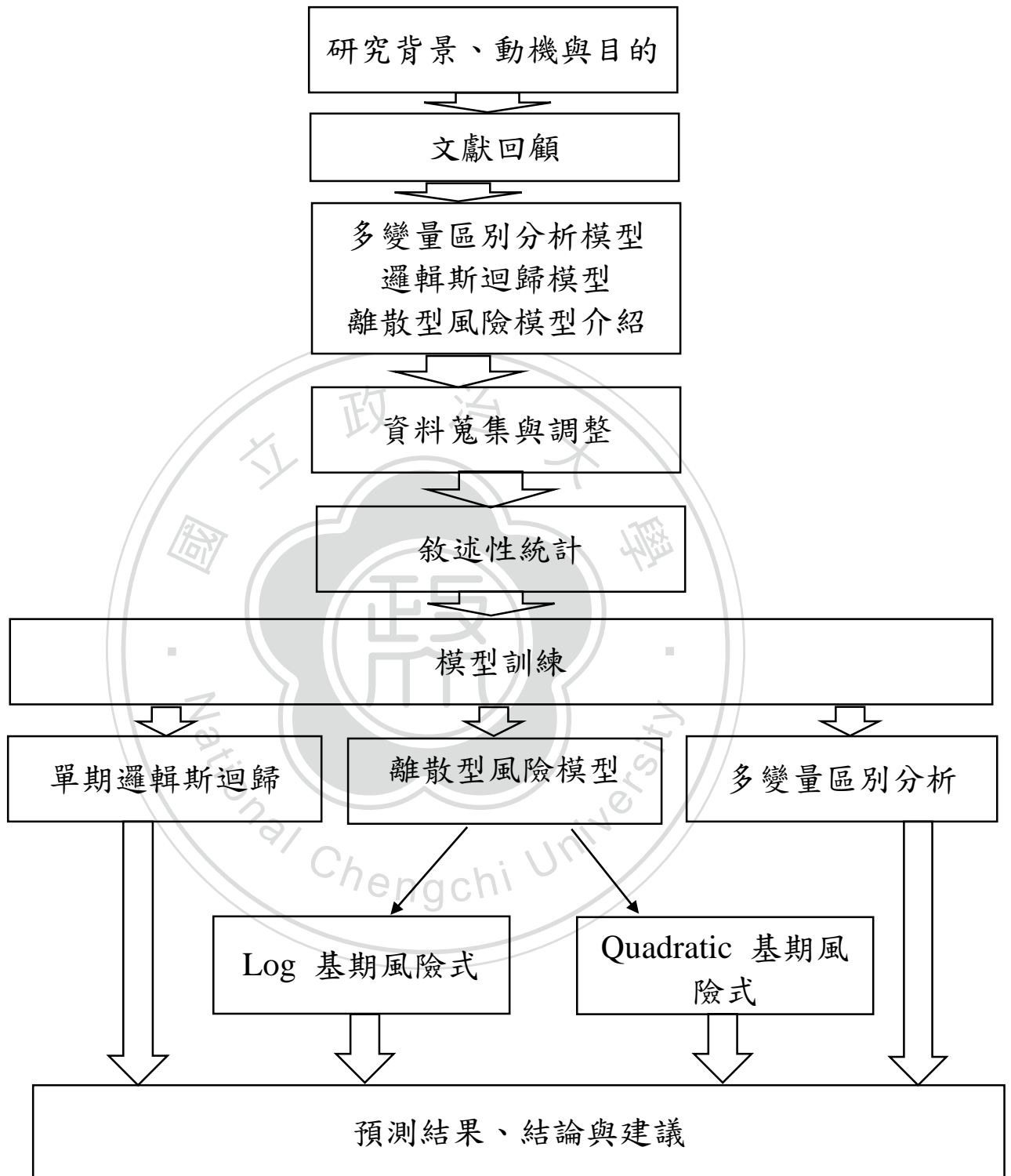


圖 1: 論文研究流程

第二章 文獻回顧

本章將回顧過去研究信用風險的文獻，依照時代的演進共分為三小節。第一節為早期財務預警模型:多變量區別分析;第二節為後期財務預警模型:Logit / Probit model;第三節為近代財務危機預警模型:存活分析之風險模型

第一節 早期財務危機預警模型:多變量區別分析

企業財務預警模型最早可以追溯至1960年代，Beaver(1966)提出的單變量區別分析。Beaver在其研究選取1954至1964年期間共有79家營運失敗的公司，並且在同業之中選取資產規模相近的公司進行一比一的配對，以企業失敗前5年財務比率資訊為解釋變數，在30個解釋變數中對每一個財務比率選擇臨界值，使得樣本分類正確比率達到最高，最後選出6個能顯著區別正常公司與失敗公司的財務比率變數，其中最佳的區別變數為「現金流量/負債總額」。雖然單變量區別分析僅使用單一財務變數作為判定企業失敗與否的依據而遭到後來學者的批評，但Beaver研究首創配對樣本的研究設計對後續的研究影響深遠。

Altman (1968) 是首位將多變量區別分析方法(Multiple Discrimination Analysis, MDA)應用在信用風險衡量的學者。Altman 從1946年至1965年間選擇33家破產的製造業公司為樣本，再依產業別和規模大小為基準，以1:1的比率，分層隨機抽樣的方式篩選出33家健全公司為配對樣本。其後將22個財務比率分成五大類，分別為流動性(liquidity)、獲利性(profitability)、財務槓桿(leverage)、償債能力(solvency)和週轉能力(activity)等，再利用逐步區別分析法篩選出營運資金/總資產、保留盈餘/總資產、息前稅前盈餘/總資產、權益市場價值/總負債和銷貨淨額/總資產等五個最具預測能力的財務比率來建立區別函數模型(即Z-Score模型)。

Sinkey (1975) 首位利用多變量區別分析來建立金融預警模型的學者。Sinkey 抽取1972年至1973年間110家問題銀行為樣本，並依據市場位置、存款總額、分行家數、是否為聯邦準備之會員等條件配對110家健全銀行，進行差異性檢定，再以1969年至1972年間的財務資料，選取流動性、放款比重、放

款品質、資本適足、效率性、收入來源及收入用途等10 個衡量變數，進行多變量區別分析，再驗證預測問題銀行的正確率，發現由1969 年至1972 年正確率分別為73.18%、72.27%、75.19%、82.04%。

由於MDA同時考量多個解釋變數且解釋容易，因此MDA 比單變量區別分析更受學者歡迎。但由於MDA本身存在一些限制，如所選取的解釋變數須符合常態假設、模型Z分數(Z-score)除表明樣本的排序之外本身並無意義，故隨著時間推進，研究發展來到以logit 或probit 為主的屬質反應模型(qualitative-response model) ，此為第二個世代。

第二節 後期財務危機預警模型:Logit / Probit model

Martin (1977) 是首位利用logit模型研究金融財務預警預測的學者，Martin 的研究樣本取樣1975至1976年之間的23家倒閉銀行，利用邏輯斯迴歸以及區別分析方法分析美國銀行違約機率。實證結果指出邏輯斯迴歸以及區別分析具有相同的辨識力。

Ohlson (1980)是首位利用logit模型進行企業財務危機預測的學者。Ohlson 的研究還取1970至1976年之間的105家破產公司以及隨機選取2058家正常公司，利用9個財務比率變數建構了3個財務危機預警模型。實證結果發現9個財務比率中有6個達統計顯著性，其中以「公司規模」為最重要變數，若將破產機率以0.5為切割點，則模型預測期為1年時的整體正確率達96.12% 較MDA模型佳。Ohlson 認為模型的預測能力很大一部分是取決於模型的解釋變數，由於過去皆採用財務比率為解釋變數，因此加入額外非財務比率的解釋變數可能有助於提升模型的預測能力。

Zemijewski (1984) 是首位利用probit模型進行企業財務危機預測的學者。Zemijewski 在1970至1970年間還取96家破產公司及3,880家正常公司進行分析，利用3個財務比率變數分別建構了3個財務危機預警模型。Zemijewski 於研究中指出財務危機的研究中可能潛在著兩個偏誤(bias): (一)以選擇為基礎的偏誤(choice-based biases):大多數研究均配對相同數目之正常公司及失敗公司，但實際上失敗公司只占極少數，為罕見事件，因此結果會高估失敗公司的正確率;

(二)樣本選擇性偏誤(sample selection biases) :僅選取具有完整資料的公司納入研究，但實際上些公司無法取得完整資料。Zemijewski 解釋了上述兩種偏誤所造成的影響，但又強調上述的偏誤對於模型的統計推論及整體正確率無顯著的影響。

West (1985)利用因素分析以及邏輯斯迴歸去預測美國金融機構的違約機率。研究發現，因素分析所萃取出來的違約因子和FDIC的CAMEL評分系統的衡量因子相似。

定態反應模型無須對解釋變數做分配假設，並且其計算值本身就有意義，其中又以logit模型在解釋上較probit模型更為簡易，因此最受各界歡迎。直到現在logit模型仍然是各界經常用來建立財務危機預警模型的選擇之一。

第三節 近代財務危機預警模型：存活分析之風險模型

雖然前述模型各有其優點，但無論哪一種模型，其所提供的資訊都限於判斷事件是否發生，對於正常公司轉為失敗公司的時間則無法提供資訊。因此隨著統計方法的發展，學者們開始將生物醫學上常用之存活分析(survival analysis)應用於建立企業財務預警模型。

延續前述的研究方法，早期存活分析在選擇失敗公司及正常公司時多採用配對樣本設計，解釋變數選取則考慮單期資料(通常是公司最近期的資料)，亦即解釋變數為時間獨立共變量(time-independent covariate)。

Lane, Looney, & Wansley(1986)等人是最先將存活分析的方法應用於銀行倒閉預測的學者。他們在1979至1983年間選取130家失敗銀行及334家正常營運銀行，利用21個財務比率變數建立Cox比例風險模型(Cox Proportional Hazard Model)，並與MDA模型比較，實證結果顯示Cox比例風險模型與MDA在整體正確率上無顯著差異，但Cox比例風險模型對失敗公司有較佳的正確率。

Lee & Urrutia (1996) 則假設存活時間為韋伯分佈(Weibull distribution)，他們選取1980至1991年間82家失敗保險公司並以1：1 配對82家正常公司，比較風險模型與logit模型表現能力。研究發現風險模型較logit模型有較多達顯著水準的解釋變數，模型整體正確率以logit較高，而失敗公司的正確率則以風險模

型較高。

近期的存活分析研究則考量了隨時間變動的解釋變數，亦即時間相依共變量(Time-dependent covariate)相關研究有Wheelock & Wilson (2000)、Shumway (2001)、Hillegeist, Keating, Cram, & Lundstedt (2004)、Duffie, Saita, & Wang (2007)

Wheelock and Wilson (2000)利用時間相依共變量來建立Cox比例風險模型。他們選取傳統CAMEL變數來研究分析在1984至1993年間銀行的違約情況。實證結果發現資本不足，獲利不佳，或是流動性較差以及管理較沒效率的銀行較容易倒閉。研究也顯示這些會倒閉的銀行傾向於持有高風險性的投資組合。因此，這項研究證實CAMEL的信用評價制度是有效的。

Shumway (2001)使用離散型風險模型(Discrete-time Hazard Model)並提出多期邏輯斯迴歸模型(Multi-period Logistic Regression Model)的概念解釋之，Shumway指出過去僅使用單期資料的模型(如MDA、logit 模型)為靜態模型(Static Model)。這份研究從1962年至1992年間於紐約證券交易所(New York Stock Exchange, NYSE)或美國證券交易所(American Stock Exchange, AMEX)進取3,182 家上市公司(不包括金融公司)，其中包含300家破產公司，共39,745個公司/年資料(firm-year)。Shumway 將公司/年資料分為兩部分：1962年至1983年資料為訓練資料，1984年至1992年資料為樣本外資料(out-of-sample)，利用財務比率變數及市場衍生變數為解釋變數，分別比較MDA與logit模型等傳統靜態模型及離散型風險模型的財務危機預測能力。實證結果顯示靜態模型使用的解釋變數在離散型風險模型中部分未達統計顯著，此外在大多數情況下離散型風險模型的財務危機預測能力表現優於靜態模型。

Hillegeist, Keating, Cram, & Lundstedt (2004) 則比較以財務會計資訊為基礎、利用離散型風險模型求得的測量(Z-Score及O-Score)，及以市場資訊為基礎、利用Black-Scholes-Merton 選擇權評價模型求得破產機率的測量(Black-Scholes-Merton Probability of Bankruptcy, BSM-Prob)之相對資訊量(該研究以模型Log likelihood值測量模型的資訊量)。研究顯示以市場資訊為基礎的BSM -

Prob測量比以財務會計資訊的測量顯著提供較多的資訊量，並且無論將財務會計變數做調整或修正其結果亦是如此。

Duffie, Saita, & Wang (2007)利用與公司相關及與總體經濟相關的隨機共變量(stochastic covariate)建立比例風險模型，文中蒐集1980年至2004年間390,000公司/月資料(firm-month)。實證結果顯示公司破產機率與違約距離(distance to default)、股票報酬率、S&P 500股價指數報酬率、及公債利率(treasury rate)有關，模型預測能力較Merton及KMV模型佳。



第三章 研究方法

本章分為三節:第一節介紹傳統的多變量區別分析以及其假設，第二節介紹邏輯斯迴歸模型，並提出Shumway指出此傳統模型在推論上可能出現的問題，第三節介紹離散型風險模型，亦即Shumway (2001) 所稱之多期邏輯斯迴歸模型，並將其延伸。

第一節 多變量區別分析

過去學者研究財務危機模型時，大多使用線性區別分析，因此研究者在此使用

費雪線性區別分析方法(Fisher Linear Discrimination Analysis)

假設有兩組資料， $x_1 = \{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n1}\}$ 、 $x_2 = \{x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n2}\}$ ，其樣本平均數分別為 \bar{x}_1 和 \bar{x}_2 ，而樣本變異數分別為 S_1 和 S_2 ，嘗試找到一個方向

$a = \{a_1, \dots, a_d\}$ ，使得 d 維空間中的數據在這個方向上的投影，會使得這兩類的樣本點在這條直線上的投影分得最開(如圖 2 所示)。

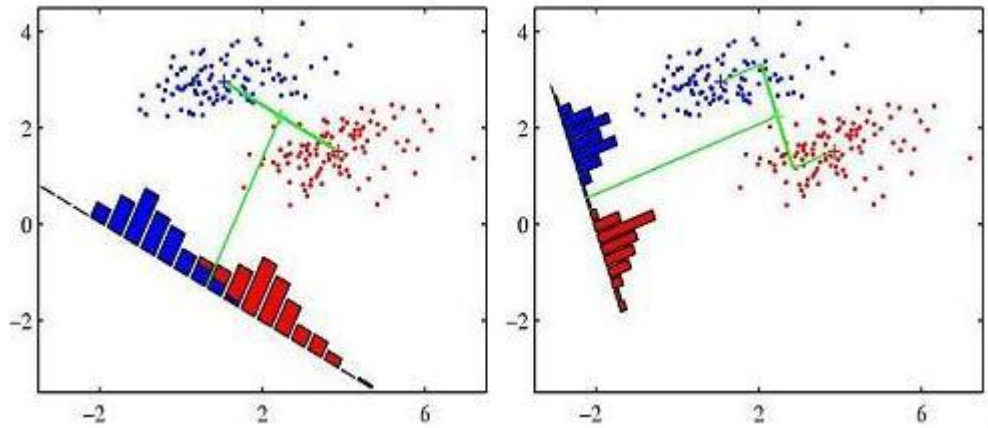


圖 2: Fisher 線性區別方法

X 為原始資料變數經由線性轉換後得到的 Z 值，可以使組間的變異盡量

小，組內的變異盡量大，即我們要去找到方向 $a = [a_1, \dots, a_d]^T$ 使得 $\frac{a^T S_b a}{a^T S_w a}$ 的

要是最大。其中

$$S_b: \text{組間變異}, S_b = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T$$

$$S_w: \text{組內變異}, S_w = \sum_{i=1,2} \sum_{x \in X_i} (x - \bar{x}_i)(x - \bar{x}_i)^T$$

因此要找到一個方向使得投影後 2 組資料的平均數分得最開(分子)及投影後各組的變異數最小(分母)。可以證明 a 滿足 $S_b a = \lambda S_w a$ ，即 a 的方向和 $S_w^{-1}(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)$

相同時， $\frac{a^T S_b a}{a^T S_w a}$ 為最大，最後我們得到最佳解 $a = (n_1 S_1 + n_2 S_2)^{-1}(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)$ 。

算出 a 向量之後，還必須決定一切割點，為了使判錯機率達到最小，研究者在此採用的分類原則為兩組 Z 值平均數之中心點作為分割點，即

$$\frac{1}{2}(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T (n_1 S_1 + n_2 S_2)^{-1}(\bar{x}_1 + \bar{x}_2)$$

相關步驟如下，首先算出所有個體投影在 a 方向的 Z 值，即

$$z = a^T X = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T (n_1 S_1 + n_2 S_2)^{-1} X$$

接者算出各群體的 Z 值平均數

$$\bar{z}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} z_{ij} = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T (n_1 S_1 + n_2 S_2)^{-1} \bar{x}_i, i=1,2$$

如果 $(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T (n_1 S_1 + n_2 S_2)^{-1} X > \frac{1}{2}(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T (n_1 S_1 + n_2 S_2)^{-1}(\bar{x}_1 + \bar{x}_2)$

則將其歸類為第一組，否則為第二組。

第二節 邏輯斯迴歸模型

邏輯斯迴歸模型適用於依變數為二元反應變數(binary variable)。當此模型應用在信用風險衡量時，目的是希望求出條件違約機率。假設 Y_i 表第 i 家公司在特定期間的狀態

$$Y_i \in \{0,1\}$$

$$P(Y_i = 1) = p_i, \quad P(Y_i = 0) = 1 - p_i$$

$$f(y_i) = p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1 - y_i}$$

如果公司在特定期間倒閉 $Y_i=1$ ，否則 $Y_i=0$ 。 p_i 表第家公司違約的機率， $0 \leq p_i \leq 1$ 。 $f(y_i)$ 為 Y_i 的機率質量函數(probability mass function)，代表 Y_i 服從Bernoulli 分配。

邏輯斯迴歸模型是將應變數 Y_i 的期望值 p_i 與解釋變數透過連結函數(link function)結合(如圖3所示)

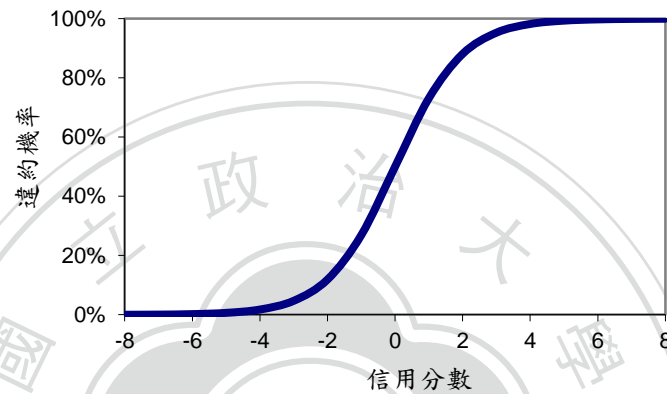


圖 3:邏輯斯迴歸連結函數

定義連結函數logit為

$$\text{Logit}(x) = \log\left(\frac{x}{1-x}\right) \quad (1)$$

邏輯斯迴歸模型裡的違約機率是服從 logistic 分布，因此可表示成

$$P(Y_i = 1 | x_{i1}, \dots, x_{ik}) = \frac{\exp(\alpha + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_n x_{in})}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_n x_{in})} \quad (2)$$

則邏輯斯迴歸函數為

$$\text{Logit}(P(Y_i = 1 | x_{i1}, \dots, x_{ik})) = \alpha_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_n x_{in} = \alpha + \beta' x_i$$

其中 $\alpha, \beta_1, \dots, \beta_n \in R$ ， $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$ 代表第 i 家公司的 $k \times 1$ 解釋變數矩陣，

$\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$ 為 $k \times 1$ 的迴歸係數矩陣， α 為迴歸截距項。透過式(2)，事件發生機率 p_i 與迴歸模型間具有下列關係:

$$p_i = \frac{e^{\alpha + \beta' x_i}}{1 + e^{\alpha + \beta' x_i}} \quad (1)$$

今假設 n 個解釋變數均為獨立，則其概似函數(likelihood function)可表示為：

$$\begin{aligned}
 L &= \prod_{i=1}^n p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1 - y_i} \\
 &= \prod_{i=1}^n \left(\frac{e^{\alpha + \beta' x_i}}{1 + e^{\alpha + \beta' x_i}} \right)^{y_i} \left(1 - \frac{e^{\alpha + \beta' x_i}}{1 + e^{\alpha + \beta' x_i}} \right)^{1 - y_i}
 \end{aligned} \tag{4}$$

其後利用最大概似估計法估計參數求得參數之最大概似估計量((Maximum likelihood Estimator, MLE)。

傳統利用的財務危機預警系統如邏輯斯迴歸以及多變量區別分析，解釋變數的挑選往往僅考慮單期資料，例如：對於發生財務危機事件的公司常取其最接近財務危機事件的公司/年資料(firm - year)為解釋變數；對於未發生財務危機事件的公司則隨機或是選取最近期的公司/年資料為解釋變數。Shumway (2001) 稱此種使用單期資料的模型為靜態模型(Static Model)，並證明靜態模型所得的參數估計量為偏誤估計量(Biased Estimator)。Shumway研究指出靜態模型在解釋及推論上可能會遭遇到一些困難：第一，未考量財務危機的發生事件為一動態過程，僅選取單期資料恐無法充分描述財務危機事件發生經過；第二，在眾多公司/年資料中僅進取單期資料可能產生選取上的偏誤，Shumway稱此偏誤為選擇性偏誤(Selection Bias)。簡而言之，單期邏輯斯迴歸模型未考量時間因素，資料型態及分析方法似橫斷面分析(Cross-Sectional Data Analysis)。

第三節 離散型風險模型

為了解決靜態模型未考量時間因素的缺陷，Shumway (2001) 採用離散型風險模型(Discrete-time Hazard Model) 並提出多期邏輯斯迴歸模型(Multiperiod Logistic Regression Model) 概念解釋之；Shumway亦證明在某些條件下離散型危險模型所得的參數估計量為不偏估計量(Unbiased Estimator)。本研究延續Shumway從活分析角度切入並以多期邏輯斯迴歸模型來代表離散型風險模型。

存活分析是討論個體在經歷一段時間後發生特定事件的機率分析，所感興

趣的議題為從個體開始至事件發生的「時間」。從觀察開始到事件發生的時間稱為存活時間(Survival Time);特定事件發生常稱為失敗(Failure) , 在此信用風險應用上代表財務危機事件發生。

令隨機變數 T 代表個體存活時間，其為離散且服從機率質量函數 $f(t)$ ，即

$$T \in \{t_1, t_2, \dots | 0 < t_1 < t_2 < \dots\}, T \sim f(t) \quad f(t_j) = P(T = t_j) \quad j = 1, 2, \dots$$

定義存活函數 $S(t)$

$$S(t_j) = P(T > t_j)$$

存活函數表個體存活超過某個時間的機率。

定義風險函數 $h(t)$ 為

$$h(t_j) = P(T = t_j | T \geq t_j)$$

風險函數代表個體在某個時間點下瞬間失敗的機率。如果存活時間為離散的情況下，風險函數為一條件機率。風險函數與存活函數及機率質量函數存有下列關係：

$$\begin{aligned} S(t_j) &= P(T > t_j) \\ &= P(T \neq t_j | T \geq t_j) \times P(T \neq t_{j-1} | T \geq t_{j-1}) \times \dots \times P(T \neq t_1 | T \geq t_1) \\ &= (1 - h(t_j)) \times (1 - h(t_{j-1})) \times \dots \times (1 - h(t_1)) \\ &= \prod_{i=1}^j (1 - h(t_i)) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} f(t_j) &= P(T = t_j) \\ &= P(T = t_j | T \geq t_j) \times P(T \neq t_{j-1} | T \geq t_{j-1}) \times \dots \times P(T \neq t_1 | T \geq t_1) \\ &= h(t_j) \times (1 - h(t_{j-1})) \times \dots \times (1 - h(t_1)) \\ &= h(t_j) \prod_{i=1}^{j-1} (1 - h(t_i)) \end{aligned} \quad (6)$$

另外，我們還需考量的是存活分析裡的設限(Censoring)問題。由於主客觀

條件限制，例如因研究時間結束或因個體失去追蹤而中止觀察，因此在存活分析研究者有時無法觀察到個體完整的存活時間，這些不完整的存活時間稱為「設限(Censoring)」。設限資料可依其不完整的型態區分為右設限、左設限及區間設限。右設限通常發生在因研究時間結束或個體失去追蹤，研究者無法觀察到事件發生，因此僅知個體存活時間大於某個時間；左設限則通常發生在觀察開始時間不確定，因此僅知個體存活時間小於某個時間；而區間設限則是僅知個體存活時間在某個特定時間區間內，但不知真正發生時間。本文僅考慮存活分析中最常見右設限型態。

定義隨機變數 T 代表個體的存活時間， C 代表個體潛在的設限時間， $t = \min(T, C)$ 代表個體實際觀察時間。定義事件指標變數 δ ， $\delta=1$ 代表觀察期間內事件發生，即個體存活時間被完整觀察，資料未設限； $\delta=0$ 代表觀察期間事件未發生，即個體存活時間未被完整觀察，資料設限。因此， δ 可表示為

$$\delta = \begin{cases} 1 & T \leq C \\ 0 & T > C \end{cases}$$

則 (t, δ) 的聯合機率質量函數為

$$\begin{aligned} f(t)^\delta S(t)^{1-\delta} \\ = P(T=t)^\delta P(T>t)^{1-\delta} \end{aligned}$$

假設今有 n 個觀察個體，每個觀察個體的觀測時間為 t_i ， $i=1, 2, \dots, n$ ，則概似函數為

$$L = \prod_{i=1}^n f(t_i)^{\delta_i} S(t_i)^{1-\delta_i} \quad (7)$$

Lawless (2003) 指出在不失一般性的情況下，可以假設 T 的範圍 $\{1, 2, \dots\}$ 。T=1 表事件在第一期發生，存活時間為1；T=2表事件在第二期發生。存活時間為2。以此類推

因此，根據(5)以及(6)式，我們可以將概似函數(7)轉為風險函數 $h(t)$ 的函

數，即

$$\begin{aligned}
L &= \prod_{i=1}^n f(t_i)^{\delta_i} S(t_i)^{1-\delta_i} \\
&= \prod_{i=1}^n \left(h(t_i) \prod_{u=1}^{t_i-1} (1-h(u)) \right)^{\delta_i} \left(\prod_{u=1}^{t_i} (1-h(u)) \right)^{1-\delta_i} \\
&= \prod_{i=1}^n h(t_i)^{\delta_i} (1-h(u))^{1-\delta_i} \prod_{u=1}^{t_i-1} (1-h(u))
\end{aligned} \tag{8}$$

參考Brown(1975)，考慮引入指標變數 $w_i(u)$ 。定義指標變數 $w_i(u)$ 為

$$w_i(u) = \begin{cases} 1 & \text{if } u = t_i, \delta_i = 1 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \tag{9}$$

則式(8)可以改寫成下列形式

$$\begin{aligned}
L &= \prod_{i=1}^n h(t_i)^{\delta_i} (1-h(u))^{1-\delta_i} \prod_{u=1}^{t_i-1} (1-h(u)) \\
&= \prod_{i=1}^n \prod_{u=1}^{t_i} h(u)^{w_i(u)} (1-h(u))^{1-w_i(u)}
\end{aligned} \tag{10}$$

式(8)及式(10)即為離散型風險模型概似函數。由此觀察，有別於單期邏輯斯迴歸模型，式(10)的兩個相乘項代表離散型風險模型的概似函數考量了每個觀察對象以及不同時期狀態都納入於概似函數中。

因為 $h(u)$ 為條件機率，若將與連結函數logit結合(Cox,1972)，即

$$\begin{aligned}
\text{logit}(h(u)) &= \log\left(\frac{h(u)}{1-h(u)}\right) = \alpha(u) + \beta'x(u) = \log\left(\frac{h_0(u)}{1-h_0(u)}\right) + \beta'x(u) \\
&= \log\left(\frac{P(T=u)}{1-P(T=u)}\right) + \beta'x(u)
\end{aligned}$$

其中 $h_0(u)$ 代表在時間 u 下的基期風險(baseline hazard): $\alpha(u)$ 代表在時間 u 之下基期風險的 logit 值; $\beta=(\beta_1, \beta_2 \dots \beta_k)$ 為 $k \times 1$ 的迴歸係數矩陣; $x(u)=(x_1(u), \dots, x_k(u))$ 代表在時間 u 之下 $k \times 1$ 的解釋變數矩陣, 搭配指標變數 $w_i(u)$, 可以直接利用最大概似法估計模型參數, 省掉 Cox(1972)採用部分概似估計法(partial likelihood)估計參數。最後指標變數 $w_i(u)$ 的設立也讓資料結構很自然地引入隨時間變動的解釋變數於模型中(Singer & Willett,2003)

為了方便說明，在此重新定義風險函數如下：

$$h(t|x(t)) = P(T = t | T \geq t, x(t))$$

其中 $x(t)$ 代表隨時間變動的 $k \times 1$ 解釋變數矩陣。則離散型風險模型概似函數可重新表示為

$$L = \prod_{i=1}^n \prod_{u=1}^{t_i} h(u|x_i(t))^{w_i(u)} (1-h(u|x_i(t)))^{1-w_i(u)} \quad (11)$$

根據 Cox(1972)，將 $h(t|x(t))$ 與 logit 函數結合

$$\begin{aligned} \text{logit}(h(t|x(t))) &= \log\left(\frac{h(t|x(t))}{1-h(t|x(t))}\right) = \log\left(\frac{h_0(t|x(t))}{1-h_0(t|x(t))}\right) + \beta'x(t) \\ &= \alpha(t) + \beta'x(t) \end{aligned} \quad (12)$$

因此可寫成

$$\begin{aligned} L &= \prod_{i=1}^n \prod_{u=1}^{t_i} h(u|x_i(t))^{w_i(u)} (1-h(u|x_i(t)))^{1-w_i(u)} \\ &= \prod_{i=1}^n \prod_{u=1}^{t_i} \left(\frac{e^{\alpha(u) + \beta'x_i(u)}}{1 + e^{\alpha(u) + \beta'x_i(u)}}\right)^{w_i(u)} \left(1 - \frac{e^{\alpha(u) + \beta'x_i(u)}}{1 + e^{\alpha(u) + \beta'x_i(u)}}\right)^{1-w_i(u)} \end{aligned} \quad (13)$$

式(13)即為多期邏輯斯迴歸模型的概似函數，配合指標變數 $w_i(t)$ 直接利用最大概似法進行參數估計。

在式(12)中，Shumway 提出的離散型風險模型為 Log 基期風險式模型，即

$$\alpha(t) = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Log}t$$

表示基期風險的 logit 值與時間呈現指數關係， $\alpha(t)$ 會隨年齡緩慢遞增。然而研究者卻認為財務危機事件發生機率並不一定會隨著年齡的成長而增加，因此研究者採用的基期風險式模型為 Quadratic 基期風險式模型，即

$$\alpha(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 t^2$$

表示基期風險的 logit 值與時間成二次函數的關係，讓模型能更有彈性地考量不規則的財務危機發生率，期望能提升模型預測能力。

Note: 基期風險 $P(Y=1|t)$ 與基期風險 logit 值 $\text{logit}(P(Y=1|t))$ 的關係

$$\text{logit}(P(Y=1|t)) = \alpha(t)$$

$$\text{logit}(x) = \log\left(\frac{x}{1-x}\right) = \log(x) - \log(1-x)$$

$$\frac{d}{dx} \text{logit}(x) = \frac{1}{x} - \frac{-1}{1-x} = \frac{1}{x(1-x)} > 0, \forall 0 < x < 1$$

其中 $P(Y=1|t)$ 代表在年齡 t 下財務危機事件發生率，由於一節微分皆為正，

因此當基期風險 $P(Y=1|t)$ 愈大，基期風險的 logit 值就愈大。



第四章 資料描述

為了衡量離散型風險模型(多期邏輯斯迴歸模型)和單期邏輯斯迴歸模型以及多變量區別分析模型財務預警能力,研究者蒐集 2006 年至 2010 美國商業銀行以及存款機構的資料。本章依序分成下列四節:資料來源、銀行財務危機定義、解釋變數定義以及模型預測評比方法。

第一節 資料來源

研究者選取之研究時間範圍為自 2006 年至 2010 年止;本研究資料來源為賓州大學華頓商學院所開發的 WRDS 資料庫整合系統,資料庫資料來自代表美國銀行三大監管機構(FDIC、OCC、FRS)的聯邦金融機構檢查委員(FFIEC),資料內容包含受存款保險局(FDIC)保障的商業銀行及存款機構每季金融檢查資料(Call Report),受限於資料取得與研究時間限制,2006 年第一季以前以及 2010 年第四季以後的銀行資料不再本研究探討範圍內。本研究的研究期間共觀察約 7,846 家銀行,資料涵蓋 147,112 季/銀行資料。

第二節 銀行財務危機定義

研究者採用 Arena(2008)所定義的銀行財務危機定義:銀行或是金融機構如果落入下列的範疇,則定義為銀行發生財務危機

- (1) 銀行受到政府部門或是其代理機構要求重新集資
- (2) 銀行的運作暫時受到政府的凍結
- (3) 銀行被政府部門強行關閉
- (4) 銀行被其他銀行收購

為了降低銀行被揭露財務危機後所產生的擠兌影響,FDIC 通常會等到銀行找到被併購的買家之後才會宣告銀行破產,因此研究者所定義的確切財務危機時間為宣告破產的前一季。例如,Citizens State Bank 在 2009/12/18 被 FDIC 宣告倒閉,則定義 Citizens State Bank 在 2009 年第三季倒閉。銀行倒閉列表自 FDIC 官網取得。

本研究以「季」為觀察的時間單位,銀行存活時間(年齡)定義為自 2006 第

一季開始起算為第一季，例如：銀行於2006年第一季仍存活並在該當季度即發生財務危機，則存活時間以1季計，年齡為1歲；若於2006年第二季發生財務危機，則存活時間以2季計，年齡為2歲，以此類推，銀行發生財務危機事件後則該銀行即定義為失敗並終止觀察。

第三節 解釋變數定義

Campbell et al.(2008)發現過去應用在一般企業顯著的解釋因子在金融業並不顯著，因此研究者在選擇解釋因子時參考了過往研究銀行業違約的文獻(Sinkey (1975),Martin (1977),Gajewski (1989), Demirguc-Kunt (1989), Whalen (1991), Thomson (1992), Cole and Gunther (1995, 1998))，建構出類似於CAMEL³信用評分指標的5大類因子：資本適足率、資產品質、獲利能力、資產流動性、銀行規模。

(一.)資本適足率(Capital Adequacy):

資本適足率(Capital Adequacy, CA)=權益資本/總資產(Total Equity Capital/Total Asset):主要衡量一家銀行自有的資本水位。當比率越高，代表銀行可藉由自有資本吸收為預期損失以及維持存款戶對於銀行的信心。因此，此變數預期與財務危機呈現負向關係。

(二.)資產品質(Asset Quality):

研究者以四項指標來衡量資產的品質:貸款比重、預期放款比率、催收款比率以及呆帳比率。貸款是銀行流動性最差的資產，若銀行的所有資產都集中於放貸，將使銀行風險提高，若此項指標愈高，代表銀行風險愈高。後三項指標代表銀行回收資金的能力，如果這三指標偏高，代表資金回收的能力很差，因此研究者預期這四項指標與財務危機呈現正相關

³ CAMEL 信用評分系統為目前美國金融管理當局對商業銀行及其他金融機構的業務經營、信用狀況等進行系統化綜合等級評定制度。該系統包含五項考核指標，即資本適足性(Capital Adequacy)、資產品質(Asset Quality)、管理水平(Management)、獲利能力(Earnings)和流動性(Liquidity)

$$\text{放貸比重(Loan to Assets, LA)} = \frac{\text{總貸款}}{\text{總資產}}$$

$$\text{逾期放款比率(Past Due Loan, PDL)} = \frac{\text{90天上逾期放款}}{\text{總資產}}$$

$$\text{催收款比率(Nonaccrual loans, NL)} = \frac{\text{催收款}}{\text{總資產}}$$

$$\text{呆帳比率(Nonperforming Loans, NPL)} = \frac{\text{90天上逾期放款} + \text{催收款}}{\text{總資產}}$$

(三.) 獲利能力(Earning):

$$\text{資產收益率(Earning Ratio, ER)} = \frac{\text{淨收入}}{\text{資產總額}}。$$

資產收益率((Earning Ratio, ER)主要衡量一間銀行的獲利能力，該指標越高，表示企業在資產利用上很有效率，代表企業在增加收入和節約資金使用等方面取得了良好的效果，研究者預期此比率和財務危機皆成負向關係。

(四.) 資產流動性(Liquidity):

持有證券占負債比率(Investment Security to Total Liabilities, IS)

$$= \frac{\text{持有金融證券市值}}{\text{總負債}}$$

銀行持有的金融證券大多為比貸款流動性高的政府公債，持公債比率較高的銀行可以避免突然的資金需求而必須折價出售(fire-sale)銀行貸款且遭受鉅額損失。再者，2008年金融海嘯發生時，政府公債因成為最穩健的投資而價格攀升。因此，預期此比率和財務危機成負向關係。

(五.) 銀行規模(Bank Size)

$$\text{銀行規模(Bank Size, BS)} = \log(\text{Assets})$$

一般情況而言，規模愈大的銀行在資金調度上愈容易，因此較能承受金融危機。因此預期此比率和財務危機呈現負向關係

第四節 模型預測評比

在衡量模型的預測能力上，研究者將樣本分為兩期：訓練期(In-sample Data)以及預測期間(Out-sample Data)。訓練期涵蓋的範圍為 2006 年第一季至 2009 年第四季，主要目的為建構模型；測試期涵蓋的範圍為 2010 年第一季至 2010 年第四季，主要目的為判斷模型的預測能力。

研究者採用 3 種方法評估模型預測能力好壞：

(一.)十等分法：

研究者參考 Shumway(2001)的檢測方法，利用 2006 年第一季至 2009 年第四季的資料所建構離散型風險模型，來預測 2010 年第一季至第四季所有銀行違約機率，再將違約機率由大到小分成 10 個等分，第 1 等分代表違約機率最大的群組，第 10 等分代表違約機率最小的群組。如果發生財務危機銀行皆集中於第 1、2 等分，代表模型預測能力越好。

(二.)錯誤分類表：

一般模型預測中，會產生兩種誤差，分別為型一誤差以及型二誤差。

型一誤差：指財務危機銀行被歸類為正常銀行

型二誤差：指正常銀行被歸類為危機銀行。

金融監管機構通常較重視型一誤差，如果此誤差過大，金融機構就錯失了提早採取預防措施的機會。

真實情況 \ 模型預測	預測正常銀行	預測財務危機事件發生
正常銀行	預測正確(1)	型二誤差(3)
財務危機事件發生	型一誤差(2)	預測正確(4)

1. 真陽性比率(The Positive Rate, TPR):表示財務危機銀行被正確歸類到財務危機銀行的比率

$$TPR = \frac{(4)}{(2)+(4)}$$

2. 真陰性比率(True Negative Rate, TNR):表示正常銀行被歸類為正常銀行的比率

$$TNR = \frac{(1)}{(1)+(3)}$$

3. 陽性預測值(Positive Predict value, PPV):又稱為精確度(Precise)，表示模型預測的財務危機銀行中，實際是財務危機銀行的比率。

$$PPV = \frac{(4)}{(3)+(4)}$$

本研究並未採用整體正確比率($\frac{(1) + (4)}{(1) + (2) + (3) + (4)}$)作為衡量模型的考量

在於銀行發生財務危機為罕見事件，如果模型將所有銀行皆歸類為正常銀行，則模型的精確性依然很高，但這對於金融監察機構並未產生任何實質上的幫助。因此本研究所並未考量整體正確比率，反而以真陽性比率和真陰性比率取而代之。

最後，在使用分類表時必須決定模型的最適切點，切點的品質好壞影響分類的品質。本研究參考 Begley, Ming,&Watt(1996)，採用真陽性比率極真陰性比率加總最大(型一誤差比率與型二誤差比率加總最小)作為模型的最適切點。

第五章 實證結果

這一章研究者將呈現離散型風險模型、單期邏輯斯迴歸模型以及多變量區別分析之實證結果。本章共分為三節：第一節為描述性統計量；第二節為離散型風險模型與邏輯斯迴歸模型訓練結果；第三節則檢視各類模型的預測能力。

第一節 資料敘述統計量

本研究自 2006 年第一季開始至 2010 年第四季為止一共觀察了 7,846 家銀行，期間內共蒐集了 147,112 筆銀行/季資料，7,846 家銀行中共有 296 家銀行爆發財務危機事件，相關資料整理如表 1

表 1: 各期銀行家數與財務危機發生數

	銀行家數	銀行財務危機數	銀行/季資料
研究期間	7,846	296	147,112
訓練期	7,846	172	119,167
預測期	7,101	124	28,069

研究者為了比較模型的預測能力，將本研究期間分拆為兩個部分。第一部分為訓練期，資料涵蓋期間為 2006 年第一季至 2009 年第四季；第二部分為預測期，資料涵蓋期間為 2010 年第一季至 2010 年第四季。預測銀行財務危機共採用 8 個解釋變數，代表意義分別落入五大類別：資本適足率、資產品質、獲利能力、資產流動性、以及銀行規模。

在檢視樣本時，研究者發現某些變數有極誇張的離群值。為了避免這些離群值對於統計結果產生顯著的影響，在選取樣本時是採用限制樣本(truncated dataset)。研究者將擁有極端值變數的前 0.5% 以及後 0.5% 捨去，只保留中間的 99% 作為檢測樣本。經過調整後，此 8 個解釋變數的敘述統計量整理如表 2。

表 2:變數敘述統計量

研究期(2006Q1~2010Q4)							
變數名稱	經濟意義	觀測值個數	平均數	標準差	最小值	最大值	預期符號
CA	資本適足率	147,408	0.112	0.058	-0.161	0.992	負
LA	資產品質	147,408	0.657	0.158	0.000	1.061	正
NL	資產品質	147,408	0.011	0.019	0.000	0.414	正
PDL	資產品質	147,408	0.002	0.005	0.000	0.196	正
NPL	資產品質	147,408	0.013	0.020	0.000	0.414	正
ER	獲利能力	147,408	0.004	0.012	-1.392	0.331	負
IS	資產流動性	147,408	0.234	0.199	0.000	21.477	負
BS	銀行規模	147,408	11.965	1.343	7.238	21.293	負
AGE		147,408	10.262	5.763	1.000	20.000	
測試期(2006Q1~2009Q4)							
CA	資本適足率	119,339	0.113	0.060	-0.135	0.988	負
LA	資產品質	119,339	0.662	0.160	0.000	1.061	正
NL	資產品質	119,339	0.009	0.017	0.000	0.414	正
PDL	資產品質	119,339	0.002	0.005	0.000	0.196	正
NPL	資產品質	119,339	0.011	0.018	0.000	0.414	正
ER	獲利能力	119,339	0.004	0.013	-1.392	0.331	負
IS	資產流動性	119,339	0.234	0.202	0.000	21.477	負
BS	銀行規模	119,339	11.944	1.347	7.714	21.293	負
AGE		119,339	8.327	4.591	1.000	16.000	
預測期(2010Q1~2010Q4)							
CA	資本適足率	28,069	0.108	0.048	-0.161	0.992	負
LA	資產品質	28,069	0.637	0.151	0.000	1.055	正
NL	資產品質	28,069	0.018	0.026	0.000	0.407	正
PDL	資產品質	28,069	0.002	0.005	0.000	0.135	正
NPL	資產品質	28,069	0.020	0.027	0.000	0.407	正
ER	獲利能力	28,069	0.002	0.012	-0.386	0.240	負
IS	資產流動性	28,069	0.234	0.182	0.000	4.808	負
BS	銀行規模	28,069	12.057	1.319	7.238	21.239	負
AGE		28,069	18.486	1.118	17.000	20.000	

註: CA=權益資本/總資產, LA=總貸款/總資產, NL=催收款/總資產, PDL=90天逾期放款/總資產, NPL=(90天逾期放款+催收款)/總資產, ER=淨收入/總資產, IS=持有金融資產/總負債, BS=Log(總資產), AGE=存活期間

表 3 以及圖 4 分別為銀行研究期間銀行存活時間表以及各年齡財務危機發生率圖。由圖可以觀測到財務危機發生率隨年齡先上升而後下降的趨勢，因此，研究者猜測二次式基期風險值或許較能捕捉上述的情形。

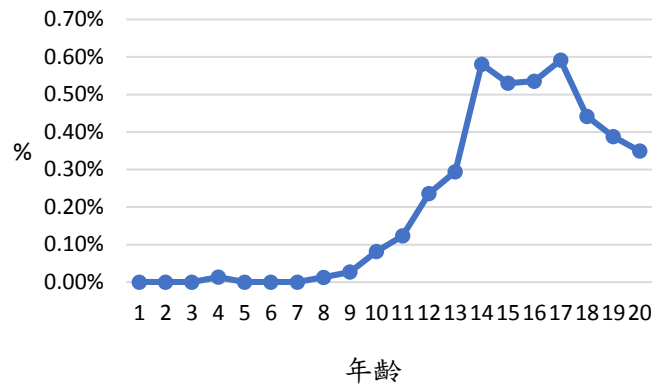


圖 4: 2006Q1 至 2010Q4 財務危機事件發生率

表 3: 銀行存活時間表

年齡	銀行家數	財務危機銀行家數	發生率(%)
1	7,846	0	0.0000%
2	7,783	0	0.0000%
3	7,703	0	0.0000%
4	7,602	1	0.0132%
5	7,765	0	0.0000%
6	7,731	0	0.0000%
7	7,685	0	0.0000%
8	7,660	1	0.0131%
9	7,441	2	0.0269%
10	7,374	6	0.0814%
11	7,293	9	0.1234%
12	7,193	17	0.2363%
13	7,139	21	0.2942%
14	7,061	41	0.5807%
15	6,982	37	0.5299%
16	6,909	37	0.5355%
17	7,101	42	0.5915%
18	7,014	31	0.4420%
19	6,962	27	0.3878%
20	6,868	24	0.3494%

第二節 樣本內模型訓練

本節研究者將呈現以 Quadratic 和 Log 基期風險值之離散風險模型以及單期邏輯斯迴歸之模型訓練結果⁴。模型訓練所需的解釋變數資料採用期間為 2006 年第一季至 2009 年第四季的 FFIEC 金融檢查資料;單期邏輯斯迴歸因不具時間性，所以採用的樣本為 2009 年第四季資料(預測期間的前一季)。

Shumway(2001)所提出的離散型風險模型是以 Log 來描述基期風險，即

$$\text{Log: } \alpha(t) = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Log}t$$

，表示基期風險的 logit 值與時間呈現指數關係，呈現 $\alpha(t)$ 會隨年齡緩慢遞增，如圖 5 所示

然而，Singer & Willett(2003)建議以多項式方式描述基期風險，因此研究者嘗試將基期風險是改為 Quadratic，原因為研究者觀察樣本的財務危機發生率(圖)有隨年齡先升後降的趨勢，即

$$\text{Quadratic: } \alpha(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 t^2$$

，表示基期風險的 logit 值與時間成二次函數的關係，期望能抓住財務危機隨時間先升後降的趨勢如圖 5 所示。

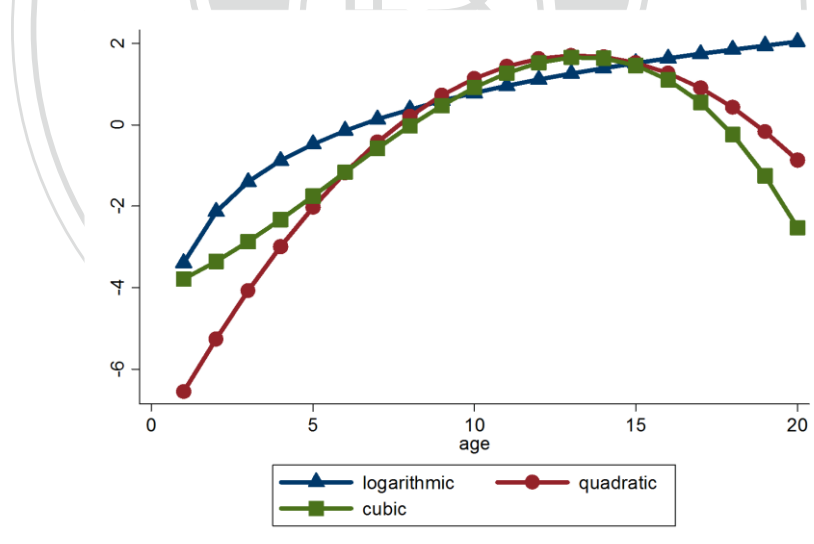


圖 5 Log、Quadratic、Cubic 基期風險示意圖

為了避免視覺上的誤差，研究者以統計檢定的方式來檢測多組多項式基期

⁴ 研究者並未在此呈現多變量區別分析的訓練結果，主因為多變量區別分析估計係數的方法為設法找到一組使組內差異最小，組間差異最大的係數，因此無法做統計檢定，所以結果並未呈現於這節做比較。

風險模型，研究者所考慮的型式有：

Constant : $\alpha(t) = \alpha_0$ ，表示基期風險的 logit 值不隨時間改變

Linear : $\alpha(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t$ ，表示基期風險的 logit 值隨時間線性成長

Quadratic : $\alpha(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 t^2$ ，表示基期風險的 logit 值與時間成二次函數的關係

Cubic : $\alpha(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 t^2 + \alpha_3 t^3$ ，表示基期風險的 logit 值與時間成三次函數的關係

其中 α_i 為參數， t 為存活時間。此四種模型的 LR test 如表 4 所示

表 4: 不同基期風險式 LR test

基期風險值	log-likelihood	LR test(與前一模型)	p-value
Constant	-588.56746		
Linear	-573.63932	29.85628***	0.00
Quadratic	-561.46324	24.35216***	0.00
Cubic	-561.02458	0.87732	0.35

註: ***表在 0.01 顯著水準下統計顯著，LR test 檢定統計量為 $2(LR_1 - LR_0)$

由表 5 所示，Linear 基期風險式模型 LR test 為顯著，代表 Linear 基期風險式比 Constant 基期風險式佳；Quadratic 基期風險式模型 LR test 也為顯著，代表 Quadratic 基期風險式比 Linear 基期風險式更好。Cubic 基期風險式模型 LR test 不顯著，統計檢定顯示 Cubic 和 Quadratic 基期風險式模型並沒有顯著的不同的，因此基於模型精簡原則，研究者採用 Quadratic 作為離散風險模型的基期式。

接下來，研究者分別對 Log、Quadratic 離散風險模型以及單期邏輯斯回歸模型建模，其結果如表所示。從表觀測得知，以 Quadratic 為基期風險式之離散風險模型解釋測試期樣本能力為 57%，並且在資本適足率(CA)、貸款比重(LA)、呆帳比率(NPL)、持有證券占負債比率(IS)等比率在 0.01 的顯著水準下是顯著的，其中資本適足率(CA)以及持有證券占負債比率(IS)係數皆為負號，與預期相同，顯示這些比率愈高，銀行發生財務危機的機會就愈低。比較值得注意的是貸款比重(LA)雖然顯著，但係數卻為正，與預期的不同，也和 Wheelock and Wilson (2000)實證不同。研究者猜想其中因素在於訓練期取樣期

間橫跨 2006 年至 2009 年，涵蓋金融海嘯階段，當時所有銀行都受到次貸風暴的波及，持有高槓桿的房屋抵押證券(MBS)與表外金融資產(CDS)的銀行(如雷曼兄弟)比較容易陷入財務危機，反而是保守從事放貸的銀行(如富國銀行)體質較穩健。資產收益率(ER)以及銀行規模(BS)在 Quadratic 模型都是不顯著的，其中資產收益率(ER)不顯著與 Wheelock and Wilson (2000)實證結果相同，可能的原因為當銀行的財務危機發生可能性大幅提高時，銀行短暫的提高資產報酬率並不會對降低財務危機有顯著的效果，反之當銀行財務危機發生性大幅價低時，短暫的虧損也不會顯著提高銀行的違約機率；銀行規模(BS)不顯著和 Ohlson (1980)所做的實證結果不相同，時代不同可能為主要原因。Ohlson 研究取樣期間為美國 1970 年代，金融機構與金融商品複雜程度不若今日。規模愈大銀行在當時代表在資金調度上愈容易，較能承受金融危機，然而在 2008 年金融海嘯期間，我們可以發現規模愈大的金融機構如 AIG 反而更容易遭受金融危機的衝擊。

以 Log 為基期風險式之離散風險模型在解釋測試期樣本能力為 56%，較 Quadratic 模型少 1%，除此之外，Quadratic 與 Log 模型在係數顯著上、係數的正負號都是相同的，研究者在此就不多描述。反觀，單期邏輯斯迴歸只有在資本適足率(CA)顯著，以及呆帳比率(NPL)邊際顯著，其他係數皆不顯著。Shumway (2001)對此提出解釋並證明單期邏輯斯迴歸所得的參數估計量為偏誤估計量(Biased Estimator)，所以本該顯著的係數並未顯著。Shumway 研究指出單期邏輯斯迴歸模型在解釋及推論上可能會遭遇到一些困難：第一，單期邏輯斯迴歸模型未考量財務危機的發生事件為一動態過程，僅選取單期資料恐無法充分描述財務危機事件發生經過，並且可能會忽略研究期間外倒閉的銀行；第二，一般單邏輯斯迴歸所選取解釋變數為違約前一期資料，樣本選取可能產生選取上的偏誤，Shumway 稱此偏誤為選擇性偏誤(Selection Bias)。此外，單期邏輯斯迴歸模型僅使用一期資料，以本研究來說，只包含 6,923 個樣本，相較於離散型風險模型有 119,339 個樣本，著實有點少，因此解釋能力也不若離散型風險模型只有 48%。

表 5:模型訓練結果

Variable	Dependent Variable: Default		
	Log	Quadratic	Single Logit
Const.	-3.39** (1.41)	-7.97** (3.24)	2.45 (2.90)
log(age)	1.81*** (0.31)		
Age		1.47*** (0.48)	
Agesquare		-0.06*** (0.02)	
CA	-66.17*** (4.99)	-65.72*** (4.96)	-69.10*** (9.31)
LA	-4.39*** (0.87)	-4.54*** (0.88)	-2.89 (2.47)
NPL ⁵	10.58*** (1.88)	10.59*** (1.83)	6.48* (3.53)
ER	-1.24 (2.90)	-2.95 (2.92)	0.26 (4.97)
IS	-5.89*** (1.10)	-6.19*** (1.13)	-2.73 (2.83)
BS	0.10 (0.07)	0.10 (0.07)	-0.07 (0.17)
Obs.	119339	119339	6923
Pseudo R2	0.56	0.57	0.48

註:括號類數字估計係數之標準差，***表在 0.01 顯著水準下顯著，**表在 0.05 顯著水準下顯著，CA=權益資本/總資產，LA=總貸款/總資產，NPL=(90 天逾期放款+催收款)/總資產，ER=淨收入/總資產，IS=持有金融資產/總負債，BS=Log(總資產)，age=存活期間

⁵ NPL 為 NL 以及 PDL 的線性組合，為了避免共線性影響模型訓練結果，以下實證分析模型皆只考量 NPL

考慮總體經濟變數與市場變數的離散型風險模型

建構在近期的實證研究⁶下，研究者透過考量總體變數因子與市場變數，來提升離散型風險模型的預測力。

首先，研究者先定義納入考量的總體變數因子與市場變數

1. 銀行投資組合超額報酬(Bank portfolio excess return, BES):

由於不是每家銀行都公開發行上市，所以研究者藉由代理變數「銀行投資組合報酬」來代表整體銀行產業的狀況，銀行投資組合報酬的權重為個別銀行市值佔整體上市銀行市值的比率。為了區別銀行產業的成長與整體經濟的成長，因此研究者採用的變數為「銀行投資組合超額報酬」而非「銀行投資組合報酬」，即

銀行投資組合超額報酬=每季銀行投資組合報酬-91天期的國庫券利率
當整體銀行產業超額報酬降低甚至為負的時候，顯示銀行前景不看好或是獲利不佳，銀行發生財務危機的機率就提升了，因此預期此指標和財務危機為負相關。

2. GDP 成長指標(Dgrowth):

此變數為一虛擬變數，當 GDP 成長率低於前一年的成長率時，其值為 1，否則為 0。一國經濟成長開始衰退時，呆帳比率過高將更加惡化銀行的財務狀況，因此研究者將此指標與呆帳比率(NPL)相乘，預期此交互作用項和財務危機呈現正相關。

3. 利率成長指標(DI):

此變數為一虛擬變數，當該季的 91 天期國庫券殖利率高於前一季的殖利率時，其值為 1，否則為 0。研究者將此指標與變數「持有證券占負債比率(IS)」相乘，形成交互作用項。因銀行所持有的金融資產大多為債券，利率上升時，將對銀行產生負面的影響，但同時也降低了銀行的融資成本，因此此交互作用項和財務危機的關係不是很明確。

研究者將加入此三項總體經濟與市場變數的離散型風險模型的樣本內訓

⁶ Pesaran et al. (2006), Carling, et al. (2007), Bonfim (2009)

練結果呈現在表，並將之前未加入總體與經濟變數的模型也併入表一起討論⁷。

考量總體經濟變數與市場變數的 Quadratic 離散型風險模型在 0.01 顯著水準下顯著的因子有資本適足率(CA)、貸款比重(LA)、呆帳比率(NPL)、持有證券占負債比率(IS)以及 GDP 成長指標與呆帳比率(Dgrowth*NPL)的交互作用項，相較之下，與之前模型比較只多顯著了交互作用項，顯示銀行投資組合超額報酬(BES)與利率成長指標交互作用項(DI*IS)與財務危機是沒有直接的相關。GDP 成長指標與呆帳比率(Dgrowth*NPL)的交互作用項非常顯著並且和財務危機呈現正相關，顯示總體經濟的衝擊或是衰退將更惡化銀行貸款的品質，並且增強呆帳比率對於財務危機的影響力，而銀行投資組合超額報酬(BES)的不顯著研究者認為可能的原因在於銀行投資組合超額報酬(BES)描述的是整體銀行產業狀況，而財務危機事件的發生則是跟銀行自身財務狀況比較相關。

考量總體經濟變數與市場變數的 Log 為基期的離散型風險模型在樣本內訓練顯著的因子和 Quadratic 為基期的離散型風險模型相似，因此研究者在此不多描述。

⁷這裡並未考量單期邏輯斯迴歸主因為這三個市場與總體指標為時間數列資料，在同一個期間下，此三變數不會因為不同的銀行而有不同的數值，因此建構模型時會遭遇到多重共線性的問題，變數會被統計軟體自動忽略。這也是沒考慮時間因素的單期邏輯斯迴歸的一大缺點。

表 6:考慮總體經濟變數與市場變數模型訓練結果。

Variable	Dependent Variable: Default			
	Log with Macro	Quadratic with Macro	Log	Quadratic
Const.	-5.19*** (1.72)	-6.18*** (2.89)	-3.39** (1.41)	-7.97** (3.24)
log(age)	2.51*** (0.47)		1.81*** (0.31)	
age		1.07** (0.43)		1.47*** (0.48)
agesquare		-0.04** (0.02)		-0.06*** (0.02)
CA	-66.67*** (5.00)	-66.50*** (4.97)	-66.17*** (4.99)	-65.72*** (4.96)
LA	-4.46*** (0.89)	-4.53*** (0.89)	-4.39*** (0.87)	-4.54*** (0.88)
NPL	4.53** (2.16)	5.83*** (2.26)	10.58*** (1.88)	10.59*** (1.83)
ER	-2.18 (2.96)	-2.39 (2.91)	-1.24 (2.90)	-2.95 (2.92)
IS	-6.04*** (1.15)	-6.09*** (1.16)	-5.89*** (1.10)	-6.19*** (1.13)
BS	0.11 (0.07)	0.10 (0.07)	0.10 (0.07)	0.10 (0.07)
Dgrowth*NPL	9.55*** (2.49)	7.44*** (2.84)		
DI*IS	0.09 (1.65)	-0.23 (1.68)		
BES	0.51 (0.42)	0.55 (0.39)		
Obs.	119339	119339	119339	119339
Pseudo R2	0.5697	0.5708	0.56	0.57

註:括號類數字估計係數之標準差,***表在 0.01 顯著水準下顯著,**表在 0.05 顯著水準下顯著,Log with Macro 代表考量總體與市場變數的 Log 基期離散型風險模型,Quadratic with Macro 代表考量總體與市場變數的 Quadratic 基期離散型風險模型,CA=權益資本/總資產,LA=總貸款/總資產,NPL=(90 天逾期放款+催收款)/總資產,ER=淨收入/總資產,IS=持有金融資產/總負債,BS=Log(總資產),age=存活期間,Dgrowth(DI)為虛擬變數,若經濟成長率(利率)較前一年大,則為 1,否則為 0,BES=每季銀行投資組合報酬-91 天期的國庫券利率

第三節 樣本外的模型預測

本節將呈現以 Quadratic 和 Log 基期風險值之離散風險模型、單期邏輯斯迴歸之模型以及多變量區別分析模型預測能力。研究者在前一節已經透過 2006 年第一季至 2009 年第四季樣本建構模型，接下來則是呈現 2010 年銀行發生財務危機機率的預測結果。

1. 十等分法

表 7:2010 第一季預測結果

2010Q1									
分位數	Quadratic 基期風險 離散型風險模型			Log 基期風險 離散型風險模型			單期 邏輯斯迴歸		
	個數	%	累計	個數	%	累計	個數	%	累計
1	39	93%	93%	38	90%	90%	38	90%	90%
2	0	0%	93%	1	2%	93%	0	0%	90%
3	0	0%	93%	0	0%	93%	1	2%	93%
4	0	0%	93%	0	0%	93%	0	0%	93%
5	0	0%	93%	0	0%	93%	0	0%	93%
6-10	3	7%	100%	3	7%	100%	3	7%	100%
Total	42			42			42		

由表 7 顯示，Quadratic 基期風險離散型風險模型有 93% 財務危機銀行被分到第一分位；Log 基期風險離散型風險模型與單期邏輯斯迴歸卻只有 90% 財務危機銀行被分到第一分位。Log 基期風險離散型風險模型第 1 十分位和第 2 十分位合計包含了 93% 財務危機銀行，而單期邏輯斯迴歸依然只有 90% 財務危機銀行被分到第 1 十分位和第 2 十分位。由此觀之，Quadratic 基期風險離散型風險模型在 2010 第一季預測能力表現得比 Log 基期風險離散型風險模型與單期邏輯斯迴歸模型好。

表 8: 2010 第二季預測結果

2010Q2									
	Quadratic 基期風險 離散型風險模型			Log 基期風險 離散型風險模型			單期 邏輯斯迴歸		
分位數	個數	%	累計	個數	%	累計	個數	%	累計
1	30	97%	97%	30	97%	97%	30	97%	97%
2	0	0%	97%	0	0%	97%	0	0%	97%
3	0	0%	97%	0	0%	97%	0	0%	97%
4	1	3%	100%	1	3%	100%	0	0%	97%
5	0	0%	100%	0	0%	100%	0	0%	97%
6-10	0	0%	100%	0	0%	100%	1	3%	100%
Total	31			31			31		

由表 8 顯示，Quadratic 基期風險離散型風險模型、Log 基期風險離散型風險模型與單期邏輯斯迴歸在第 1 到第 3 十分位預測能力相同，都包含了 97% 的財務危機銀行。到了第四分位，Quadratic 基期風險離散型風險模型與 Log 基期風險離散型風險預測財務危機銀行能力為 100%，反觀單期邏輯斯迴歸卻依然只有 97%。因此，Quadratic 基期風險離散型風險模型與 Log 基期風險離散型風險模型在 2010 第二季預測能力相當，而單期邏輯斯迴歸相較之下表現比較差。

表 9:2010 第三季預測結果⁸

2010Q3									
	Quadratic 基期風險 離散型風險模型			Log 基期風險 離散型風險模型			單期 邏輯斯迴歸		
分位數	個數	%	累計	個數	%	累計	個數	%	累計
1	25	93%	93%	25	93%	93%	25	93%	93%
2	0	0%	93%	0	0%	93%	0	0%	93%
3	0	0%	93%	0	0%	93%	0	0%	93%
4	0	0%	93%	0	0%	93%	0	0%	93%
5	0	0%	93%	0	0%	93%	0	0%	93%
6	1	4%	96%	0	0%	93%	1	4%	96%
7-10	1	4%	100%	2	7%	100%	1	4%	100%
Total	27			27			27		

由表 9 顯示，Quadratic 基期風險離散型風險模型、Log 基期風險離散型風險模型與單期邏輯斯迴歸在第 1 到第 5 十分位預測能力相同，皆包含了 93% 的財務危機銀行。但是到了第 6 十分位，Quadratic 基期風險離散型風險模型與單期邏輯斯迴歸預測財務危機銀行能力提升至 96%，而 Log 基期風險離散型風險模型預測財務危機銀行能力卻依然停留在 93%，顯示相較於 Quadratic 基期風險離散型風險模型與單期邏輯斯迴歸模型的預測能力，Log 基期風險離散型風險模型在 2010 第三季預測能力是比較差。

⁸ 由於 Quadratic 基期風險離散型風險模型與 Log 基期風險離散型風險模型相較於單期邏輯斯迴歸在 2010 年第四季預測能力較差，因此本研究並未呈現 2010 第四季的預測結果。

表 10:2010 年整年度預測結果

2010									
分位數	Quadratic 基期風險 離散型風險模型			Log 基期風險 離散型風險模型			單期 邏輯斯迴歸		
	個數	%	累積	個數	%	累積	個數	%	累積
1	112	90%	90%	112	90%	90%	113	91%	91%
2	1	1%	91%	2	2%	92%	1	1%	92%
3	2	2%	93%	2	2%	94%	3	2%	94%
4	2	2%	94%	2	2%	95%	0	0%	94%
5	1	1%	95%	0	0%	95%	0	0%	94%
6-10	6	5%	100%	6	5%	100%	7	6%	100%
Total	124			124			124		

觀察表 10，預測結果顯示 Quadratic 基期風險離散型風險模型與 Log 基期風險離散型風險模型都分別有 90% 的財務危機銀行被模型分到第 1 十分位，相較於單期邏輯斯迴歸有 91% 的財務危機銀行被分到第 1 十分位，前兩個模型是比較差。不過如果我們觀察累計至第 5 十分位，Quadratic 基期風險離散型風險模型與 Log 基期風險離散型風險模型有 95% 財務危機銀行被包含於其中，而單期邏輯斯迴歸卻只有 94%。

綜觀上述的發現，整體而言，離散型風險模型預測能力優於單期邏輯斯迴歸模型，其中又以 Quadratic 基期風險式離散型風險模型表現為佳。從研究者的實證資料顯示，Quadratic 基期風險式離散型風險模型能補足 Log 基期風險式離散型風險模型的缺失，使 Quadratic 基期風險式離散型風險模型預測能力至少表現得與單期羅輯斯迴歸模型一樣好。

2. 錯誤分類表

表 11:2010 年模型預測錯誤分類表
2010

Model	Quadratic	Log	Single Logit	DA
真陽性比率(TPR)	0.903	0.903	0.903	0.871
真陰性比率(TNR)	0.983	0.980	0.977	0.965
Total	1.887	1.883	1.880	1.836
陽性預測值(PPV)	0.195	0.166	0.147	0.101

註: 該年度財務危機發生為 0.44%，DA 表多變量區別分析。

在此研究者採用另一種衡量財務預警模型好壞的指標:錯誤分類表。該表有 3 個重要的比率: 真陽性比率、真陰性比率以及陽性預測值。真陽性比率(The Positive Rate, TPR):表示財務危機銀行被正確歸類到財務危機銀行的比率;真陰性比率(True Negative Rate, TNR):表示正常銀行被歸類為正常銀行的比率;陽性預測值(Positive Predict value, PPV):又稱為精確度(Precise)，表示模型預測的財務危機銀行中，實際是財務危機銀行的比率。

由表 11 所示，以真陽性比率來看，Quadratic 基期風險離散型風險模型、Log 基期風險離散型風險模與單期邏輯斯迴歸模型真陽性比率都相同，皆為 0.903;多變量區別分析模型真陽性比率則較差，為 0.871。以真陰性比率來看，Quadratic 基期風險離散型風險模型表現最佳，Log 基期風險離散型風險模型表現其次，單期邏輯斯迴歸與多變量區別分析模型最差。陽性預測值的排序與真陰性比率相同。

本研究考量模型好壞的依據為真陽性比率和真陰性比率總和為最大，因此在四個模型中，Quadratic 基期風險離散型風險模型的區別能力優於 Log 基期風險離散型風險模型，Log 基期風險離散型風險模型區別能力又優於單期邏輯斯迴歸模型與多變量區別分析模型。

第六章 結論與建議

第一節 結論

本研究延續 Shumway(2001)所提出的離散型風險模型，從存活分析的觀點來闡述離散行風險模型與多期邏輯斯迴歸模型關係。研究目的為發展出針對美國銀行於實際違約情況之 Quadratic 基期風險離散型風險模型。

研究者蒐集 2006 年至 2010 年間在美國存款保險機構下 7,846 家銀行，期間內共包含 147,112 筆銀行/季資料。有別於 Shumway 提出的 Log 基期風險式，研究者根據美國銀行於 2006 年至 2009 年實際違約情況建構出符合情勢的 Quadratic 基期風險離散型風險模型，並搭配類似於美國存款保險機構 (FDIC) 的 CAMEL 的信用評分因子，來建立離散風險模型與單期邏輯斯迴歸以及多變量區別分析的實證分析。

實證結果顯示，離散型風險模型在多項財務比率皆呈現顯著，且迴歸係數正負號皆符合預期；反觀，單期邏輯斯迴歸模型僅少數財務比率呈現顯著，迴歸係數正負號有些也不符合預期，這應與 Shumway 所提及的單期邏輯斯迴歸偏誤估計量以及未考量財務比率會隨時間變動的結果。

研究者發現，考量總體經濟變數與市場變數的離散型風險性模型在模型訓練上只提升了些許的解釋力，並且係數大多不顯著，可能原因為財務危機事件的發生是跟銀行自身財務狀況比較相關。

在模型預測能力方面，實證結果顯示離散型風險模型預測能力大多優於單期邏輯斯迴歸模型與多變量區別分析模型，而 Quadratic 基期風險離散型風險模型又優於 Log 基期風險離散型風險模型。

第二節 建議與未來研究方向

在研究方法上，本研究是假設各銀行發生財務危機事件是互相獨立，然而近年來，有許多學者發現信用風險傳染在金融海嘯時期與銀行的違約有重大相關，因此後續研究可以加入信用風險傳染因子或是脆弱因子(frailty)來解決不獨立的問題;此外，在變數選取方面，本研究並未考量資產負債表外交易項目，主要原因為過去金融當局過度放任金融業，衍生性商品交易僅以附註形式呈現，並未以公允價值衡量，因此資料殘缺不全。金融海嘯過後，金融當局開始重視表外資產揭露，因此後續研究可考量在模型中加入資產負債表外交易項目，以提升模型預測能力。最後過去學者也建議可用指數平滑法估計基期風險。



參考文獻

- 林妙宜.(2002). 公司信用風險之衡量, 政治大學金融研究所碩士論文.
- 徐美珍.(2004). 企業財務危機之預測, 政治大學統計學系碩士論文.
- 卜志豪.(2009). 多期邏輯斯迴歸模型應用在企業財務危機預測之研究, 政治大學統計系碩士論文.
- 陳業寧, 王衍智, & 許鴻英.(2004). 台灣企業財務危機之預測: 信用評分法與選擇權評價法孰優?. 風險管理學報.
- 李君屏, 陳宏輝.(2007). 存款保險之評價: 信用風險模型之應用, 風險管理學報.
- 黃瑞卿, 吳中書, 林金龍, & 蕭兆祥.(2012). 台灣企業財務危機因子的實證研究, 台灣金融財務季刊
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt (Vol. 289)
- Altman, E. I., & Saunders, A. (1997). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance*, 21(11), 1721-1742.
- Arena, M. (2008). Bank failures and bank fundamentals: A comparative analysis of Latin America and East Asia during the nineties using bank-level data. *Journal of Banking & Finance*, 32(2), 299-310.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71.
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., & Rhie, J.-W. (2005). Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10(1), 93-122.
- Bedendo, M., & Bruno, B. (2012). Credit risk transfer in US commercial banks: What changed during the 2007–2009 crisis? *Journal of Banking & Finance*.
- Begley, J., Ming, J., & Watts, S. (1996). Bankruptcy classification errors in the

- 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models. *Review of Accounting Studies*, 1(4), 267-284.
- Bharath, S., & Shumway, T. (2004). Forecasting default with the KMV-Merton model. Paper presented at the AFA 2006 Boston Meetings Paper.
- Bharath, S. T., & Shumway, T. (2008). Forecasting default with the Merton distance to default model. *Review of Financial Studies*, 21(3), 1339-1369.
- Bonfim, D. (2009). Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking & Finance*, 33(2), 281-299.
- Brown, C. C. (1975). On the use of indicator variables for studying the time-dependence of parameters in a response-time model. *Biometrics*, 31(4), 863-872.
- Campbell, J. Y., Hilscher, J., & Szilagyi, J. (2008). In search of distress risk. *The Journal of Finance*, 63(6), 2899-2939.
- Carling, K., Jacobson, T., Lindé, J., & Roszbach, K. (2007). Corporate credit risk modeling and the macroeconomy. *Journal of Banking & Finance*, 31(3), 845-868.
- Cole, R., Gunther, J., & Cornyn, B. (1995). FIMS: A New Financial Institutions Monitoring System for Banking Organizations. *Federal Reserve Bulletin*, 81, 1-15.
- Cole, R. A., & Gunther, J. W. (1998). Predicting bank failures: A comparison of on- and off-site monitoring systems. *Journal of Financial Services Research*, 13(2), 103-117.
- Cox, D. R. (1972). Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 187-220.
- Crouhy, M., Galai, D., & Mark, R. (2000). A comparative analysis of current credit risk models. *Journal of Banking & Finance*, 24(1), 59-117.
- Demirgüç-Kunt, A. (1989). Modeling large commercial-bank failures: a simultaneous-equation analysis: Federal Reserve Bank of Cleveland, Research Department.

- Duffie, D., Saita, L., & Wang, K. (2007). Multi-period corporate default prediction with stochastic covariates. *Journal of Financial Economics*, 83(3), 635-665.
- Espahbodi, P. (1991). Identification of problem banks and binary choice models. *Journal of Banking & Finance*, 15(1), 53-71.
- Gajewski, G. R. (1989). Assessing the risk of bank failure. Paper presented at the Federal Reserve Bank of Chicago Proceedings.
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., & Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5-34.
- Hoggarth, G., Reis, R., & Saporta, V. (2002). Costs of banking system instability: some empirical evidence. *Journal of Banking & Finance*, 26(5), 825-855.
- Hull, J. (1989). Assessing credit risk in a financial institution's off-balance sheet commitments. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 24(4), 489-501.
- Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2001). Market discipline prior to bank failure. *Journal of Economics and Business*, 53(2), 313-324.
- Lane, W. R., Looney, S. W., & Wansley, J. W. (1986). An application of the Cox proportional hazards model to bank failure. *Journal of Banking & Finance*, 10(4), 511-531.
- Lawless, J. F. (2003). *Statistical models and methods for lifetime data* (Vol. 362): John Wiley & Sons.
- Lee, S. H., & Urrutia, J. L. (1996). Analysis and prediction of insolvency in the property-liability insurance industry: a comparison of logit and hazard models. *Journal of Risk and Insurance*, 121-130.
- Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: a re-evaluation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4), 347-364.
- Levine, R. (2005). Finance and growth: theory and evidence. *Handbook of economic growth*, 1, 865-934.

- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249-276.
- Meyer, P. A., & Pifer, H. W. (1970). Prediction of bank failures. *The Journal of Finance*, 25(4), 853-868.
- Nam, C. W., Kim, T. S., Park, N. J., & Lee, H. K. (2008). Bankruptcy prediction using a discrete-time duration model incorporating temporal and macroeconomic dependencies. *Journal of Forecasting*, 27(6), 493-506.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 18(1), 109-131.
- Pettway, R. H., & Sinkey, J. F. (1980). Establishing On-Site Bank Examination Priorities: An Early-Warning System Using Accounting and Market Information. *The Journal of Finance*, 35(1), 137-150.
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model*. *The Journal of Business*, 74(1), 101-124.
- Singer, J. D., & Willett, J. B. (1993). It's about time: Using discrete-time survival analysis to study duration and the timing of events. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 18(2), 155-195.
- Singer, J. D., & Willett, J. B. (2003). *Applied longitudinal data analysis: Modeling change and event occurrence*: Oxford university press.
- Sinkey, J. F. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *The Journal of Finance*, 30(1), 21-36.
- Thomson, J. B. (1992). Modeling the bank regulator's closure option: a two-step logit regression approach. *Journal of Financial Services Research*, 6(1), 5-23.
- Tutz, G., & Pritscher, L. (1996). Nonparametric estimation of discrete hazard functions. *Lifetime Data Analysis*, 2(3), 291-308.
- West, R. C. (1985). A factor-analytic approach to bank condition. *Journal of Banking & Finance*, 9(2), 253-266.
- Whalen, G. (1991). A proportional hazards model of bank failure: an examination of its usefulness as an early warning tool. *Federal Reserve Bank of Cleveland Economic Review*, 27(1), 21-31.

Wheelock, D. C., & Wilson, P. W. (2000). Why do banks disappear? The determinants of US bank failures and acquisitions. *Review of Economics and Statistics*, 82(1), 127-138.

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

