

金融風險管理季刊
民95，第二卷，第三期，65-87

Merton 模型預測違約之使用限制探索*

A Research for Limitation in Use Merton Model

蘇敏賢**

Min-Hsien Su

金融聯合徵信中心風險研究組副研究員

Assistant Researcher

Joint Credit Information Center Risk Research
Team

林修葳

Hsiou-Wei Lin

國立台灣大學國際企業學系暨研究所系主任

Chairperson

Department and Graduate Institute of International
Business National Taiwan University

摘要

本研究以民國89-92年台灣上市櫃公司為研究對象，以包含信用變數與財務變數的Logit模型為比較基準，探討Merton模型是否在適用於成交量低、無形資產投入比重較高以及低價股之企業時受到股市資訊的限制，致預測力較不準確，本研究結果發現：Logit模型預測力優於Merton模型，在分別考慮上述三項潛在限制時，僅有排除無形資產比重較高之企業時預測力有較一致性地微幅提升，但仍不及於Logit模型；在同時考慮三項限制時，Merton模型預測力確能優於Logit模型。此項研究驗證某些市場因素將造成Merton模型的使用限制，使用者若能同時參考其他資訊，應可減低Merton模型使用限制所造成的潛在損失。

關鍵詞：Merton模型、Logit模型、KS檢定、ROC分析。

JEL分類代號：M00

* 感謝三位匿名審稿人寶貴的建議，使本文的內容更為充實，特此致謝。

** 作者通訊：蘇敏賢，台北市中正區重慶南路一段二號10樓，TEL：886-2-23813939#861，E-mail：miltonsu@jcic.org.tw

Abstract

This paper investigates the Merton Model has less performance in default prediction than a Logit model which is developed on credit and financial variables for benchmark due to the company with low-volume, high intangible investment or low-price by using the data of Taiwan's listed companies from 2000 to 2003. The main results of the study are as follow: (1) Logit model has superior performance to Merton Model. (2) We enhance the performance of Merton Model in discarding the sample with high intangible investment, but the revised Merton model still under performs. (3) If we exclude the sample with low-volume, high intangible investment or low-price in the same time, Merton model is superior to Logit model. We validate some limitation from market information in use Merton Model. User can decrease loss by considering other information.

Key Words: Merton model, Logit model, K-S test, ROC analysis

JEL Classification: M00

1. 研究背景

隨著資訊科技發達、產業變遷迅速及金融環境競爭日益激烈，使得評估信用風險的方式也與以往有重大的轉變，過去，金融機構大多利用銀行授信人員之主觀判斷來評估信用風險，以做為授信准駁或覆審追蹤之依據，但是這樣的專家系統分析品質往往會依人員素質與資訊蒐集完整而良窳不一。近年來，在學術界與實務界努力開發下，數量化之信用風險衡量模型發展日趨成熟且被公認效果優於原來的專家系統，加上新版巴塞爾資本協定即將於2006年正式實施，該新協定增加了信用風險資本計提的方式，允許銀行在主管機關同意下嚴謹地採用自行的評等系統計提資本，此方法比原先採行之標準法更具彈性

與競爭力，因此各金融機構多盡全力發展完整之信用風險衡量模型評估信用風險。

目前數量化之信用風險衡量模型，大致可分為歷史模型與市場模型二類，歷史模型係以過去之歷史資料，利用不同的統計模型來評估風險，主要有區別分析模型、迴歸模型（Logit模型與Probit模型）與類神經網路模型等。過去知名學術文獻中，Altman (1968) 的Z-Score與Ohlson (1980) 的O-Score主要均是利用會計報表產生之財務變數，然而，模型若能包含與違約攸關之財務與非財務變數，因涵蓋之面向較為完整而理應使預測力更加準確；市場模型則係利用市場資訊（股價或債券價格）來估計信用風險，主要代表模型有Merton選擇權評價模型與債券價格法等¹。其中市場模型因其所使用的市價資訊係代

¹ 因在台灣債券市場資訊不夠活絡，因此，在台灣，僅有Merton選擇權評價模型較能採行。

表眾多投資人對於未來市況之預期，相較於歷史模型所採用之歷史資料更具前瞻性，並且具有即時監控與較佳之反應特性，因此為實務界所稱許。然而，市場模型預測能力之良窳在於市場能否因能即刻反應各項資訊而使市場具效率性，若市場價格無法效率反映企業存在的違約風險因素，或市場價格存在與違約指標不一致之表現，則令人懷疑市場模型是否會產生偏誤而使預測力不如歷史模型。

歷史模型與Merton選擇權評價模型孰者有較優異的預測力？過去已有一些文獻針對市場模型與歷史模型之預測能力進行比較，Hillegeist, S. A. et al (2004) 發現Merton選擇權評價模型在預測美國1980至2000年間企業破產事件的表現，顯著優於Altman模型與Ohlson模型。Shumway (2001)也指出若干會計變數在預測企業破產事件上效果較差。類似的研究如吳宇哲 (2002)以美國上市公司為研究對象，以1988-1997為研究期間，比較歷史模型中著名之Altman (1968) Z-Score模型與市場模型中的KMV模型，結果發現KMV模型區別風險能力明顯優於Z-Score模型，然而陳業寧等 (2004)、許鴻英 (2004)與林世杰 (2005)曾以台灣市場為研究對象，針對歷史模型與Merton選擇權評價模型做過類似的比較研究，結果卻發現歷史模型預測力優於Merton選擇權評價模型，鄭寶琳 (2004) 甚至以個案分析的方式，以選擇權評價模型

及Z-Score Model檢視博達公司違約事件，結果發現選擇權評價模型並無出現特別警訊，反而是Z-Score模型有令人滿意的結果，因此，令人好奇的是，是否台灣股票市場資訊不若美國股市，能夠讓Merton模型比Logit模型更準確地評估信用風險？此外，市場資訊是否有一些偏誤，造成在某些特性之公司，利用Merton選擇權評價模型預測違約風險時較不準確？

Merton選擇權評價模型在台灣預測力較差的原因分析，林妙宜 (2002)、陳業寧等 (2004)、許鴻英 (2004) 等文獻指出，可能是公司護盤或人為操縱等因素造成市價無法反映風險，而敬永康與黃建隆 (2002) 引用Jarrow (2001)觀點以及陳業寧等 (2004) 認為股市泡沫可能影響信用風險之衡量，亦有其他文獻指出可能是Merton模型過於簡化所造成²，然而大多並無實證確認真實原因，陳業寧等 (2004)嘗試針對公司護盤與股市泡沫等因素進行檢定，卻未獲得統計上支持，而許鴻英 (2004)檢驗發現產業別與資產規模之不同亦不會造成選擇權評價模型所求算之違約距離有所差異。故尚未有文獻實證發現股票市場是否會有些許特性而讓Merton模型在使用時有所限制，以致於預測能力不如歷史模型。

由於了解股市資訊在適用Merton模型所受到的限制極為重要，其攸關了Merton模型的實用性，如果能確定何種條件下Merton模型預測力優於或至少與Logit模型

² 許鴻英(2004)、鄭寶琳(2004)分別認為Merton模型過於簡化及未能考量流動性不足所造成財務危機的現實情況，因而預測效力不夠好。

並駕齊驅，則由於Merton模型上具有可即時反應之優勢，或能以Merton模型替代Logit模型，相反地，若能確認模型針對某些情況的區別力較差時，或能針對此些情況修改模型，倘若屬於模型先天之限制無法修改，至少使用者可參考其它資訊(如Logit模型的評估結果)降低估計錯誤的風險。因此，本研究欲分析之重點，即是探索Merton選擇權模型在何種特定情況使用時受到限制，而有較差的預測能力。我們透過股票市場之實務觀察，發現以下情形，可能使得股價資訊無法提供良好的違約估計的資訊內涵，因而降低了Merton模型的違約預測力。

首先，成交量過低之冷門股，可能是讓Merton模型無法準確預測之原因之一，台灣股市中有一些企業之股票，平時乏人問津，成交量非常小，一旦市場有消息波動或有較特別的買賣壓出現時，即會讓股價產生急遽之變動。這樣類型企業在運用Merton模型時，平時的股價波動性過低，造成估計之資產變異數低估，違約距離被高估；反之，在特別的買賣壓產生時，又會造成股價波動性過高，造成資產變異數被高估，而低估違約距離的後果。這時的效果與Jarrow (2001)及敬永康與黃建隆(2002)的文獻提及，一些高科技、網路及電子公司在股市泡沫時，會因過度預期股價變異，而高估了違約機率的情況相當類似。因此，此類成交量過低之冷門股，在適用Merton模型時可能有較不準確之預測效果。

此外，Merton模型是利用股票市場的資訊來評估債務違約之機率，當股市投資人與債務授信者對於一項經濟事件如何影響企業之觀點產生差異時，亦可能容易產生Merton模型偏誤之情形。例如：依本研究之觀察，投資人與債權人對於公司無形資產投資的喜惡即有差異，無形資產投入比重較高之公司(如高科技、電腦網路與生物科技公司)，對於股票投資者可能著眼於其未來之成長潛力，即使現今財務狀況與目前之營業成果不佳，仍樂於投資，但這對於債權人就不算是個好消息，因為其不但無法享受到未來獲利的成長溢酬，無形資產的投資還會造成現金流出，一旦公司違約，無實體之特性也使其債權人之回收率常比一般具有許多實體資產的公司還低，而Merton模型利用股價資訊評估違約風險，容易因其投資人受到未來成長的憧憬而有較高股價造成高估違約距離，低估違約機率。

最後，由於Merton模型仰賴股價高低評估違約風險，因此對於低價股的違約風險估計可能會產生偏誤，的確，諸多違約公司在違約前股價極低，但是，絕大部分之低價股並不會發生違約，因此若金融業者欲利用Merton模型評估是否授信予低價股之企業時，可能因其股價過低，違約距離很小而有過度保守的情形，此外，上段所述因投資者與債權人觀點的差異所造成的偏差情況亦可能發生在低價股，台灣股市目前有一些股價極低的企業，財務、營運狀況可能都不盡理想，以傳統授信的觀

點，根本不具投資或借款的條件，但由於其投資價格極低，復因有限償債責任 (limited liability) 保障，會有投機者將其視做選擇權，投資金額低，但公司若有營運轉佳即有豐厚報酬，最差結果即是行使有限責任之權利賠掉全數當初極低的投資額，因而成為炒作投機的對象，股價與股價報酬波動均因此而被扭曲，而上述低價股的特性可能是Merton模型的使用限制，造成預測力不佳的原因之一。

透過上述文獻回顧及市場實務的觀察而對於研究背景有所了解後，本研究後續將於第二節介紹研究設計與樣本選取，第三節介紹實證結果，最後第四節是結論與建議。

2. 研究設計與樣本選取

2.1 研究設計

本研究擬利用聯徵中心於今年(2006)一月份向銀行業公開之Logit模型為比較基準，先比較包含信用資訊與財務資訊之Logit模型與Merton模型之預測能力，進而比較若分別或同時排除成交量低、無形資產投入比重較高及低價股之樣本後，是否能提升Merton模型的預測能力，並同時分析比較其與排除相同樣本下Logit模型預測力變化結果，以確認上述三項特性是否是Merton模型使用的限制因素。以下先依序介紹本研究之違約定義、套用Merton模型的作法、聯徵中心之Logit模型以及比較預測力的實證方法，最後討論成交量低、無

形資產投入比重較高及低價股之變數定義。

2.1.1 違約定義

本研究之違約定義為未來一年內有下列紀錄者：

- 任一銀行列為逾期、催收、呆帳者
- 票據拒往
- 重整
- 破產

因此，以下本研究無論在Merton模型或Logit模型，均是以年底之市場、財務或非財務之資料，估計未來一年是否違約。

2.1.2 Merton模型

Merton (1974) 將Black及Scholes的選擇權評價理論運用到信用風險的衡量上，認為公司舉債經營，可比擬股東向債權人買進一個標的資產為公司資產價值，履約價為負債金額之選擇權，當負債到期時，若公司資產市值大於負債金額，股東享有扣除負債後剩餘的所有價值，若公司資產價值低於負債金額，股東會主張有限責任，選擇違約，僅損失其所投入之資本。Merton即是在此概念下，透過股權價值與股權變異推估公司資產價值與資產變異，並結合負債金額逐步推導出企業違約距離，用以衡量風險之高低。簡述推導過程於下：

首先，套用Black及Scholes的選擇權評價模型於下：

$$V_E = V_A N(d_1) - De^{-r\tau} N(d_2) \quad (1)$$

其中，

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{D}\right) + \left(r + \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)\tau}{\sigma_A\sqrt{\tau}},$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_A\sqrt{\tau}$$

另Merton依據Ito's lemma而導出另一關係式：

$$\sigma_E = \frac{N(d_1)V_A\sigma_A}{V_E} \quad (2)$$

上述(1)(2)兩式中， V_A 為資產價值， V_E 為股東權益之市值， σ_A 為資產報酬標準差， σ_E 為股東權益報酬標準差， D 為公司負債金額， r 為無風險利率， τ 為到期期間，這七個變數中， V_E 與 σ_E 可由觀察股票市場求得，假定無風險利率固定不變，其與公司負債均為公開資訊，到期期間設為一年，故利用上述(1)(2)之方程式能估計未知的 V_A 與 σ_A ，並且假設資產報酬變動過程符合布朗運動 (Brownian Motion)，可進一步估計違約距離 (DD) 為：

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{D}\right) + \left(\mu - \frac{\sigma_A^2}{2}\right)\tau}{\sigma_A\sqrt{\tau}} \quad (3)$$

其中， μ 為資產成長率，違約距離代表公司資產期望市值與負債金額間的接近程度，違約距離越大，公司違約的機率越小。

聯徵中心在套用上述之Merton模型時，各項變數之定義與作法，說明於下：

● 股權市值(V_E)

股權市值是以各企業股票年底期末市值乘上期末普通股發行股數。

● 股權報酬標準差(σ_E)

股權報酬率標準差係依全年股價週報酬率直接計算標準差，再乘上 $\sqrt{52}$ 予以年化成一年之股權報酬標準差。

● 負債金額(D)

負債金額即是違約點之金額，由於企業具有再融資的能力，長期的負債亦不會馬上存在清償壓力，因此實際的違約點多不似模型理論中的負債總額，聯徵中心的違約點除參照過去文獻推估KMV的作法，將違約點定義為年底流動負債加上二分之一的長期負債，並考量企業長期銀行借款之未使用的額度將反應企業的財務彈性，亦即再融資的能力，因此再減除未動用額度之調整項³做修正，故違約點之定義於下：
違約點=流動負債+1/2長期負債-調整項³

³ 調整項定義為1/2*(長期銀行借款定約金額-長期銀行借款已動用授信金額)*長期銀行借款之額度使用率，此項設計將讓擁有未使用額度之金額越高，調減的幅度越大，目的在於考量企業再融資能力。

此外，為利用較新的資料讓模型估算更具即時性，聯徵中心以每月銀行報送之長短期借款取代財務報表之長短期銀行借款，而其他的負債項目仍採用財務報表之資料。

- 無風險利率(r)

係採用台灣銀行定期存款一年期機動利率，作為無風險利率之指標。

- 到期期間(τ)

由於模式在於估計公司一年後負債到期，公司無力償還的破產機率，故到期期間為一年。

2.1.3 Logit模型

聯徵中心於今年(2006)一月向銀行業公布其以Logit方式所建置之企業信用評分模型，供其會員銀行於自行設計內部信用評等模型可供參考之解釋變數以及模型標準化與校準之外部參考性指標。由於該Logit模型同時涵蓋信用、財務與產業資訊，且實務上將成為各行庫為因應新版巴塞爾資本協定而建立內部評等模型所需的標準化與校準之外部指標，因此，本研究亦利用該模型作為與Merton模型預測力比較之基準。然而，聯徵中心因基於其資料特性，其模型區隔為未上市公開發行公司、有財報非公開發行公司與無財報非公開發行公司三類，由於其並未針對上市櫃公司進行評分，因此，本研究僅能選取公司型態最接近之未上市櫃公開發行公司模型做為預測力比較之基準。

聯徵中心針對未上市櫃公開發行公司

信用評分所建立之Logit模型係為一兩階段之模型，第一階段係先從聯徵中心之資料庫中選取適當的財務變數、授信變數與產業變數分別建立財務變數模型、授信變數模型與產業變數模型，第二階段係將上述三個次模型綜合求出線性組合值之綜合模型，表1為綜合模型結果，三類次模型中僅信用變數模型指標及財務變數模型指標達統計顯著水準而被選入，產業變數模型則未被綜合模型選入，此外，若所屬產業為營建業或投資業、營收或淨值 ≤ 0 及無財報資訊，則無財務變數模型指標，在綜合模型中特別以虛擬變數處理之。

值得一提的是，正因聯徵中心建立此模型時未包含上市櫃公司，故依上市櫃公司財務信用等資訊計算違約指標時，所有資訊均屬樣本外(Out-sample data)資訊，不會有利用相同資訊既建立模型又驗證預測力，產生有偏袒Logit模型而對Merton模型不公平的情形。

2.1.4 比較預測力之實證方法

本研究透過K-S檢定與ROC曲線分析分別計算KS值與AUC值來檢測模型預測力的優劣，以下將說明兩種檢定之理論依據：

(一)K-S檢定法(Kolmogorov-Smirnov Test)

K-S檢定法的理論基礎為：當違約授信戶和正常授信戶兩個樣本依各評分階段下所得之累加相對次數分配的差異非常接近，且差異為隨機時，則兩樣本的母體分配應該為一致；反之，當兩母體分配並不

表1 非上市櫃公開發行之logit模型

模式	$P = \frac{e^{\alpha + \beta_1 x_1}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 x_1}}$
變數	說明
常數項	
信用變數模型指標	信用變數模型指標係透過下列變數依Logit模型建構而得： <ul style="list-style-type: none"> ➤ 常數項 ➤ 中長期放款額度使用率=0 ➤ $0 \leq \text{總授信額度使用率} \leq 0.3$ ➤ $0.3 < \text{總授信額度使用率} \leq 0.4$ ➤ 最近12個月有授信延遲還款30天以上 ➤ 三年內有逾催呆退票紀錄
財務變數模型指標	財務變數模型指標係透過下列變數依Logit模型建構而得： <ul style="list-style-type: none"> ➤ 常數項 ➤ 調整後銀行借款對淨值比率 ➤ 稅後淨值報酬率 ➤ 速動比率
所屬產業為營建業或投資業	虛擬變數，如為營建業其值為1；否則設為0
營收或淨值 ≤ 0	虛擬變數，如營收或淨值 ≤ 0 ，其值為1，否則設為0
無財報資訊	虛擬變數，如無財報資訊其值為1，否則設為0

一致時，樣本累加相對次數分配的差異會很顯著。KS值代表兩分配最大之累積機率差，KS值越高，代表兩樣本之累積分配差異越大，模型之區別力越高。(詳圖1)，利用K-S檢定，可驗證此信用評等模型預估違約與否之區別能力。

其檢定步驟為：

1.計算正常授信戶和違約授信戶在各評分階段下的累加機率。

2.計算各階段累積機率之差。

3.找出最大的累積機率之差，此即為K-S值。

(二)Receiver Operating Characteristic (ROC) 曲線分析和Area under curve (AUC)值

依據信用評分模型，設定違約與否之臨界點為C的情況之下，以區分正常授信戶和違約授信戶時，勢必會面臨到型一誤差(實際為正常公司卻被歸類為違約之公司)和型二誤差(實際為違約公司卻被歸類為正常公司)的結果。如表2所示。

我們可以自訂預期維持正常與即將違約公司的比例，作為一個臨界點之參考，分析在該臨界點下，不同模型的型一型二誤差的比率，本研究在之後的實證結果亦會採用此種方式清楚呈現兩種模型的優劣，但此方法僅能觀察某一特定臨界點的情況，不能以一統計數據呈現整體的違約預測力之優劣，而ROC曲線分析所計算的

AUC值即能解決此一缺憾：其是將所有可能的臨界點下所造成的型一誤差率 (false alarm rate) 和1-型二誤差率 (hit rate)，繪製而成的。如圖2所示。

當ROC曲線越向(0, 1)拗折，表示評分模型越能區別出正常授信戶和違約授信戶。換言之，當ROC曲線下方面積越大，表示評分模型越能做出正確的區隔。為此，我們定義ROC曲線下方的面積為AUC

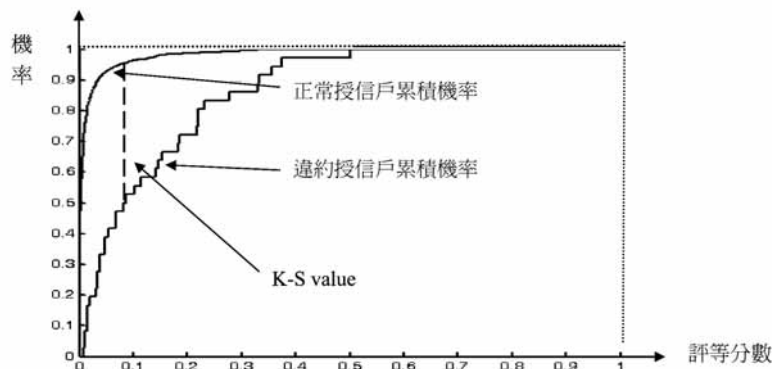


圖1 正常授信戶和違約授信戶累積機率分配

表2 給定臨界值下的決策結果

臨界值C		正常授信戶	違約授信戶
rating	優於臨界值	預測正確	型II誤差
score	劣於臨界值	型I誤差	預測正確

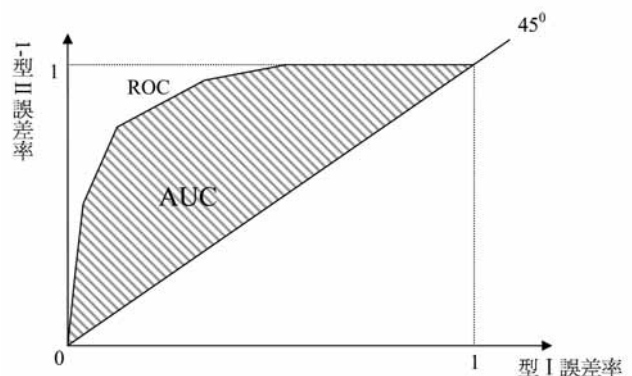


圖2 ROC曲線

(area under curve)。AUC可解釋為在所有決策之下，驗證評分模型對區別正常授信戶和違約授信戶的平均能力。當AUC值為0.5時，表示以隨機的形式區分正常授信戶和違約授信戶；當AUC值為1時，表示能完全區隔正常授信戶和違約授信戶。因此就實際而言，AUC值為介於0.5和1之間(0.5以下無意義)。

通常我們可以利用一個不偏估計統計量 \hat{U} 來明確計算AUC值：

$$\hat{U} = \frac{1}{N_D \times N_{ND}} \sum_{(D, ND)} u_{D, ND} \quad (4)$$

$$u_{D, ND} = \begin{cases} 1 & \text{if } S_D < S_{ND} \\ \frac{1}{2} & \text{if } S_D = S_{ND} \\ 0 & \text{if } S_D > S_{ND} \end{cases}$$

N_D 為總違約授信戶之數量；

N_{ND} 為總正常授信戶之數量；

S_D 為違約授信戶的信用評分；

S_{ND} 為正常授信戶的信用評分。

2.1.5 變數設計

本研究將針對成交量低、無形資產比重較高或低價股等企業是否較不適用Merton模型進行分析，比較若刪除此類公司前後及其與Logit模型預測區別力，因此我們需要對於這三類變數做明確定義：

(一) 成交量低

本研究以當年日平均成交量做為判斷成交量高低的標準，以避免某些特定時點可能所造成的偏差，例如台灣股市接近月

底容易有因投信公司作帳需求而產生成交量較大的情況，至於如何定義成交量低極為主觀，亦受觀察年度當時股市熱絡情形而影響，因此本研究分別以當年日平均成交量低於10%或25%分位數作為成交量低的標準，此外，一般券商常將每日成交量低於200-500張者認定為冷門股，為使樣本數較為足夠，本研究另以較寬鬆的標準500張作為成交量低的標準。

(二) 無形資產投入比重較高

從財務報表資訊中探究企業對於無形資產的投入程度，一般而言由兩種角度出發，一為資產負債表中無形資產的金額，一為損益表中研究發展支出的多寡，由於資產負債表中無形資產的金額僅包含外購商標專利的費用，自行研發部分僅有申請相關費用得以入帳，研發時所有的支出因未來經濟效益並不確定而需費用化，此外帳上無形資產中另一個可能的組成要素為因合併時公平價值高於帳面成本所產生的合併溢價，此部分組成因素較複雜，受合併策略影響，若作為本研究對於評估無形資產投入程度的變數，恐易造成偏差，相反地，損益表的研發支出較能反映企業對於創新開發所投入的程度，程度越高，可能企業未來的成長爆發性越佳，但未必為保守的債權人所喜愛，較符合本研究所欲探討的精神，因此本研究將採用企業投入研究發展支出之金額占營業毛利的比重做為替代變數。其中，本研究不以營業額作為考慮公司規模的因素，主要係避免企業對於營業額總額淨額認定不一致所造成的潛在偏差⁴。

本研究沿用與成交量相同的界定標準，分別認定10%與25%分位數為無形資產投入程度高低的臨界點，此外，在參酌研發費用占營業毛利率實際分配後，另以該比率是否高於15%的一個絕對數字為界定無形資產投入高低的標準。

(三) 低價股

台灣股票有面額的規定，故傳統上投資大眾常把股票價格低於面額10元的股票即認定為低價股，但由於近年來台灣股市行情不佳，跌破10元面額的企業甚多，甚至占全體上市櫃公司的40%-50%，因此，低於10元的公司未必財務營運狀況均極為不佳，無法向銀行舉借新資金並岌岌可危，似乎有違本研究認定低價股之精神，故本研究除以年底收盤價格低於10元面額作為認定低價股之標準外，亦以10%及25%分位數作為臨界標準。

上述三項變數設計之名稱、定義與臨界值之設定彙總於表3：

2.2 樣本選取

本研究研究期間為89-92年，以台灣上市櫃公司(扣除金融保險業)為研究對象，利用聯徵中心財務、授信各式資料庫，併同證基會資料庫與AREMOS經濟統計資料庫所取得之股票市場相關資料(請參閱表4)，依據聯徵中心之Logit模型與Merton模型計算，得到違約指標(\hat{Y})與違約距離(DD)。各年度樣本量與違約數量統計詳見表5。本研究除針對89-92全體樣本作研究之外，亦嘗試區分各別年度檢視結果是否有所不同，惟考量90-92年單獨年度違約樣本過少，在計算KS值與AUC值時恐有偏差，故將其合併為一組，因是本研究會再分別探究89年度與90-92年度兩組之結果，此外，另於表6彙整本研究各組測試樣本在分別排除三項變數低於臨界值之企業後的樣本量與違約數量。

表3 群組名稱、門檻定義與臨界值設定彙總表

群組名稱	門檻定義	臨界標準
成交量低	當年每日平均成交量	10%分位數
		25%分位數
		500張
無形資產投入比重高	年底損益表中研發費用/營業毛利	10%分位數
		25%分位數
		15%
低價股	當年底收盤價	10%分位數
		25%分位數
		10元

⁴ 例如實質業務為經紀商之企業，如會計處理上視為買進所有商品而後賣出，則其營業額較高；如其只將經紀費收入列為營業收入，則其帳列營收較低。

表4 資料內容與來源

資料別	資料內容	資料來源
45項財務比率	常用四十五項財務比率	聯徵中心收件整理財務報表
財報會計科目	財報會計科目與金額	聯徵中心收件整理財務報表
企業基本資訊	發行股票型態/設立狀況/產業別 /負責人ID...等	經濟部、授信餘額月報
負責人信用評分	聯徵中心K31信用評分	聯徵中心K31產品
企業授信資料(1)	授信帳戶數/訂約金額/授 信餘額/繳款紀錄...等授信 餘額月報資料	聯徵中心授信餘額月報
企業授信資料(2)	逾期/催收/呆帳紀錄	聯徵中心授信餘額月報
企業票信資料	票據退票拒往紀錄	票交所
信用查詢紀錄	每月查詢次數	聯徵中心
股價資訊	年底股價，每週股價報酬率	證基會資料庫 AREMOS經濟統計資料庫

表5 本研究樣本量與違約數量

年度	全部樣本		年度分兩組	
	觀測值	違約數	觀測值	違約數
89	665	33	665	33
90	747	8	2,535	30
91	848	9		
92	940	13		
合計	3,200	63	3,200	63

表6 排除各組變數臨界值以下之企業後樣本量與違約數量

年度	模型	刪除變數臨界值	樣本數	違約數
89-92	刪除成交量 低之樣本	10%分位數(93張)	2,880	61
		25%分位數(298張)	2,397	54
		500張	2,080	51
89	刪除無形資產 投入較高之樣本	10%分位數(30.71%)	2,880	60
		25%分位數(15.54%)	2,400	58
		15%	2,361	56
	刪除低價股之樣本	10%分位數(4.65元)	2,881	19
		25%分位數(8.00元)	2,401	11
		10.00元	2,124	9
89	刪除成交量 低之樣本	10%分位數(82張)	599	32
		25%分位數(300張)	499	28
		500張	440	25
	刪除無形資產投 入較高之樣本	10%分位數(24.32%)	599	30
		25%分位數(12.92%)	498	27
		15%	525	28
	刪除低價股之樣本	10%分位數(3.33元)	599	11
		25%分位數(6.10元)	500	6
		10.00元	369	3
90-92	刪除成交量低 之樣本	10%分位數(97張)	2,282	29
		25%分位數(297張)	1,905	26
90-92	刪除無形資產投入 較高之樣本	500張	1,640	26
		10%分位數(31.78%)	2,281	30
		25%分位數(16.35%)	1,901	29
	刪除低價股之樣本	15%	1,836	28
		10%分位數(5.20元)	2,286	12
		25%分位數(8.50元)	1,916	7
		10.00元	1,755	6

3. 實證結果

本章節首先列示基本統計量結果，其次在第二節將分析聯徵中心Logit模型與Merton模型預測力優劣之比較，第三節個別討論三項潛在影響Merton預測效力之變數是否獲得統計實證之支持，第四節嘗試比較在綜合考量各項變數影響後的Merton模型與Logit模型，判定Merton模型使用限制之影響。

3.1 基本統計量結果

表7列示聯徵中心Merton模型所求得的違約距離(DD)與Logit模型之違約指標(\hat{Y})之基本統計量，其中違約距離(DD)通常是正數，且越大信用風險越小，而違約指標(\hat{Y})通

常為負的，越小違約機率越低，我們可以發現無論是違約距離(DD)或違約指標(\hat{Y})，自89年起均逐漸好轉，違約風險降低，主要係因89年起台灣正剛經歷921地震，國際高科技網路公司泡沫化與總統大選等因素，股市與景氣環境偏差，違約案例層出不窮，而後經濟景氣逐年好轉，違約事件也顯著下降，兩種違約模型亦能反應市況。

此外，違約預測指標應該能夠顯示正常公司與違約公司的不同，因此本研究於表8列示我們針對正常公司與違約公司違約距離(DD)與違約指標(\hat{Y})的平均數檢定值，透過T統計量可以確認，無論是違約距離(DD)或違約指標(\hat{Y})，在兩類公司中均有顯著的不同，顯示具有統計程度上的區別性。

表7 基本統計量

	變數	樣本數	平均數	中位數	標準差	極大值	極小值	25%位數	75%位數
89	違約距離(DD)	665	2.8935	2.3335	3.8569	89.2602	0.2942	1.7321	3.4048
	違約指標(\hat{Y})		-6.3521	-5.5128	2.8668	-0.3743	-15.0288	-7.8848	-4.3779
90	違約距離(DD)	747	3.0844	2.6920	1.9105	27.4501	0.0966	1.9262	3.7008
	違約指標(\hat{Y})		-6.4490	-5.7751	3.1175	0.3914	-14.8797	-8.4310	-4.0797
91	違約距離(DD)	848	3.2690	2.7755	2.0926	23.8322	0.0926	2.0361	3.8447
	違約指標(\hat{Y})		-6.7820	-6.1648	3.1455	0.3914	-14.9553	-9.0208	-4.3597
92	違約距離(DD)	940	4.8423	4.1628	2.8106	32.2797	0.0729	2.9567	6.0226
	違約指標(\hat{Y})		-7.0662	-6.6095	3.0714	1.0720	-15.0392	-9.0097	-4.7687
90-92	違約距離(DD)	2,535	3.7980	3.1639	2.4726	32.2797	0.0729	2.2609	4.6939
	違約指標(\hat{Y})		-6.7894	-6.2193	3.1188	1.0720	-15.0292	-8.8501	-4.4419
89-92	違約距離(DD)	3,200	3.6100	2.9858	2.8400	89.2602	0.0729	2.1069	4.4054
	違約指標(\hat{Y})		-6.6985	-6.0591	3.0728	1.0720	-15.0292	-8.6983	-4.4142

表8 違約公司與正常公司違約距離與違約指標平均數T檢定

年度	變數	平均數		T統計量
		違約公司	正常公司	
89 (N=665)	違約距離(DD)	1.4075	3.6543	-17.60*
	違約指標(\hat{Y})	-2.5319	-6.7822	19.86*
90 (N=747)	違約距離(DD)	1.3435	2.9745	-12.29*
	違約指標(\hat{Y})	-2.8150	-6.5370	8.15*
91 (N=848)	違約距離(DD)	0.8087	3.1091	-7.38*
	違約指標(\hat{Y})	-2.1170	-6.4960	11.93*
92 (N=940)	違約距離(DD)	1.3940	3.2891	-11.77*
	違約指標(\hat{Y})	-1.5810	-6.8380	7.22*
90-92 (N=2,535)	違約距離(DD)	1.4780	3.8258	13.76*
	違約指標(\hat{Y})	-2.2210	-6.8440	-11.95*
89-92 (N=3,200)	違約距離(DD)	1.9479	4.8829	-5.20*
	違約指標(\hat{Y})	-2.7280	-7.1270	10.74*

*均達統計1%下顯著水準

3.2 Logit模型與Merton模型預測力優劣分析

本研究以上市櫃公司為研究對象，透過KS值與AUC值的計算，比較Merton模型與Logit模型在預測力上孰者較優，我們首先以89-92全部樣本為研究對象，其次分為89與90-92年兩組，以確認細分年度能否得到與全部樣本相同的結論，統計結果彙整於表9。

表9顯示，無論是哪一組樣本，或是何種檢定方式，Logit模型均有較佳的預測力⁵，由於統計值的比對無法讓我們完全感受到兩種模型預測力的優劣，我們嘗試透

過89-92年的樣本，參照AUC值的概念，藉由分析型一錯誤與型二錯誤的比率(詳圖1)來確認兩種模型預測力的優劣程度。

我們分別以10%分位數與25%分位數作為臨界值，認定違約距離(DD)與違約指標(\hat{Y})低於臨界值者為會違約的公司，其餘不預期會違約，結果兩模型在兩個臨界值下的型一型二錯誤分別分析於表10：

我們定義實際未發生違約卻預估其會發生違約的錯誤為型一錯誤，此類公司將損失未借貸之機會成本，而預期不會違約的公司結果實際發生違約的錯誤為型二錯誤，此種錯誤成本較高，將損失全部或部分本金，我們發現，無論何種臨界點，

⁵ 由於大部份公司必需等到隔年第一季以後才能看到會計資料，資料的時間落差可能造成實務上根本無會計資料可套用於Logit模型與Merton模型，感謝一位匿名評審提供此意見，為簡便的探討此項影響，本研究嘗試刪除隔年1-4月發生違約的樣本，再以相同樣本分別檢測Merton模型與Logit模型預測力，結果並無重大差異。

表9 Morton模型與Logit模型預測力比較結果

年度	模型	變數	樣本數	違約數	KS值(%)	AUC值(%)
89-92	Merton	違約距離(DD)	3,200	63	64.06	88.41
	Logit	違約指標(\hat{Y})	3,200	63	68.39	90.50
89	Merton	違約距離(DD)	664	33	64.59	87.53
	Logit	違約指標(\hat{Y})	664	33	74.00	91.67
90-92	Merton	違約距離(DD)	2,535	30	60.16	86.99
	Logit	違約指標(\hat{Y})	2,535	30	69.32	90.70

表10 不同臨界值下兩模型之型一型二錯誤率分析

	Merton模型			Logit模型		
	正常授信戶	違約授信戶	小計	正常授信戶	違約授信戶	小計
臨界值=10%分位數						
優於臨界值	2,856(89.25%)	24(0.75%)	2,880	2,895(90.47%)	24(0.75%)	2,919
劣於臨界值	281(8.78%)	39(1.22%)	320	242(7.56%)	39(1.22%)	281
合計	3,137	63	3,200	3,137	63	3,200
臨界值=25%分位數						
優於臨界值	2,388(74.63%)	12(0.38%)	2,400	2,394(74.81%)	6(0.19%)	2,400
劣於臨界值	749(23.40%)	51(1.59%)	800	743(23.22%)	57(1.78%)	800
合計	3,137	63	3,200	3,137	63	3,200

Logit模型的預測正確比率均較高，型一錯誤比率均較低，而在10%分位數為臨界點時型二錯誤比率相同⁶，在25%分位數為臨界點時，Logit模型的型二錯誤率亦較低，因此顯而易見的，Logit模型的預測力優於Merton模型。

本研究與過去以台灣市場所做的文獻得到相類似的結論，即是屬於歷史模型的Logit模型預測效力高於屬於市場模型的

Merton模型，但與過去文獻所比較的歷史模型不同，聯徵中心的Logit模型納入了信用變數，而非僅以財報等財務變數為基礎，因此，模型的效力應較只單純納入財務變數的歷史模型高。此外，我們可以從表10所呈現的結果發現，Merton模型型一錯誤較高，與本研究預期在存在低價股之企業下，Merton模型似有存在過度保守之預期相符。

⁶ 若詳細判讀表10可以發現，可發現臨界值10%之Logit模型其真實的臨界值為8.8% (281/3,200)，感謝一位匿名審查者的提醒，主要因依據該模型所求得之違約指標(\hat{Y})在臨界值附近恰有93筆樣本數值相同，累積比率介於8.8%-11.7%之間，本文以8.8%呈現結果，惟經仔細審視該93筆樣本中，發現有7筆違約，因此劣於臨界值且發生違約之家數可提高至46筆，比率上升至1.44%，可再顯示Logit模型預測力優於Merton模型。

3.3 三項變數對於Merton模型預測力之影響

本研究假說認為成交量低、無形資產投入比重較高以及低價股等三種類型的企業，因其股市表現無法顯示債權人的觀點，或因扭曲了資產變異程度，將會造成Merton模型結果偏離違約風險的估計，而影響其預測力，因此本研究將透過分別將此三類形態的樣本刪除後，重新計算KS值與AUC值，驗證三項假說是否成立：本研究從兩方面觀察預測力的變動，首先，與該年度樣本原始之Merton模型比較，如果檢定統計量有所提升，則代表變數低於臨

界值之企業或許不適用Merton模型，在刪除該類樣本後可改進模型預測力；另一方面，我們與同樣刪除該些樣本的Logit模型之預測力作比較，如果Merton模型優於Logit模型，似乎顯示在低於變數臨界值之企業Logit模型有較佳之預測力，可讓整體模型大幅提升，在評估該些企業之違約風險時應額外參考Logit模型所得之結果，才不致發生偏誤。但刪除此類樣本後，Merton模型就有與Logit模型相近或較優之預測力，間接驗證了符合該些變數條件之企業不適合採用Merton模型的假說，實證結果分別彙整於下：

表11 成交量低之企業對於Merton模型預測力之影響實證結果

成交量低之企業對於Merton模型預測力之影響					
年度	模型	Merton模型		Logit模型	
		KS值%	AUC值%	KS值%	AUC值%
89-92	原始模型	64.06	88.41	68.39	90.50
	刪除10%分位數之樣本(93張)	62.97	88.14	68.38	90.68
	刪除25%分位數之樣本(298張)	62.94	87.08	66.65	89.83
	刪除低於500張之樣本	63.63	87.86	65.56	89.87
89	原始模型	64.59	87.53	74.00	91.67
	刪除10%分位數之樣本(82張)	63.03	87.06	73.64	91.55
	刪除25%分位數之樣本(300張)	66.53*	87.70*	72.47	90.56
	刪除低於500張之樣本	69.49*	90.30*	70.55	90.66
90-92	原始模型	60.16	86.99	69.32	90.70
	刪除10%分位數之樣本(97張)	59.06	86.67	69.40	91.10
	刪除25%分位數之樣本(297張)	57.02	84.55	67.04	90.54
	刪除低於500張之樣本	56.55	84.38	66.83	90.39

*表示刪除樣本後之Merton模型預測力高於原始Merton模型

表11列示三組年度樣本在各自刪除不同定義成交量低的企業後，重新計算KS值與AUC值，此方面我們只發現在89年度的樣本分別於300張與500張作為臨界標準時有改進的情況，另一方面，無論在哪一組樣本，Logit模型預測力仍都優於Merton模型。因此，在成交量較低之企業是否影響Merton模型預測力之假說，除89年度部分樣本外，並未得到實證上的支持。

表12列示三組樣本在探討無形資產投入比重較高之企業對於Merton模型預測力之影響，結果發現各樣本均有在刪除不同臨界值之企業後分別在KS值或AUC值較原

始Merton模型有所改善，尤其是在90-92年樣本中，無論在KS值或AUC值均獲得預測力增加的驗證，主要研判是近年來高科技等產業發達，對於專利等無形資產研發金額增加，將這個債權人與投資人偏好差異之問題更加深化，因而能得到統計量的支持。惟在與Logit模型比較方面，Logit模型仍均優於Merton模型。

表13列示低價股對於Merton模型預測力的影響，在89年與90-92年之樣本中，刪除低於10元之企業後KS值均有增加，90-92年樣本在刪除最低25%分位數後，不但KS值較原始Merton模型高，亦超過刪除同

表12 無形資產投入比重較高之企業對於Merton模型預測力之影響實證結果

無形資產投入比重較高之企業對於Merton模型預測力之影響					
年度	模型	Merton模型		Logit模型	
		KS值%	AUC值%	KS值%	AUC值%
89-92	原始模型	64.06	88.41	68.39	90.50
	刪除10%分位數之樣本(30.71%)	63.55	88.43*	69.26	91.26
	刪除25%分位數之樣本(15.54%)	63.68	88.43*	67.38	90.53
	刪除高於15%之樣本	64.70*	88.61*	68.60	91.47
89	原始模型	64.59	87.53	74.00	91.67
	刪除10%分位數之樣本(24.32%)	63.81	87.50	76.07	93.65
	刪除25%分位數之樣本(12.92%)	65.44*	87.47	79.19	94.43
	刪除高於15%之樣本	62.58	87.09	76.50	93.49
90-92	原始模型	60.16	86.99	69.32	90.70
	刪除10%分位數之樣本(31.78%)	61.26*	87.42*	68.76	90.51
	刪除25%分位數之樣本(16.35%)	60.73*	87.57*	66.15	89.62
	刪除高於15%之樣本	61.89*	88.13*	68.62	91.62

*表示刪除樣本後之Merton模型預測力高於原始Merton模型

樣本之Logit模型，似乎驗證了先前之假設，惟此部份在刪除低價股後，違約樣本量過少，在計算KS值或AUC值時，或有偏誤之情事發生。

同樣我們利用型一與型二錯誤率的分析來真實感受兩者模型預測力的好壞，本研究以上述90-92年樣本，於刪除股價最低之25%分位數後，Merton模型預測力高於Logit模型之情事進行深入探討，由表14發現，無論在何種臨界值下，Merton模型的預估正確率都高於Logit模型，且型一錯誤率均較低，但型二錯誤率均較高，雖然整體而言，KS值與AUC值在孰者預測力較佳

獲得不同的結論，但其實此兩種方法均未考慮型一錯誤與型二錯誤所付出的代價有所不同，若實務上需要以實際損失之方式來衡量兩者模型孰者較佳，需要更進一步之研究。然而，有趣的分析發現，表14顯示扣除低價股之因素後，Merton模型於表10所列示過度保守造成型一錯誤比Logit模型高之情事已不復見，顯示低價股確可能是造成Merton模型過度保守之因素之一。

表13 低價股之企業對於Merton模型預測力之影響實證結果

低價股之企業對於Merton模型預測力之影響					
年度	模型	Merton模型		Logit模型	
		KS值%	AUC值%	KS值%	AUC值%
89-92	原始模型	64.06	88.41	68.39	90.50
	刪除10%分位數之樣本(4.65元)	51.15	79.26	62.21	85.06
	刪除25%分位數之樣本(8.00元)	48.86	76.17	64.42	83.73
	刪除低於10元之樣本	55.55	75.32	65.53	83.06
89	原始模型	64.59	87.53	74.00	91.67
	刪除10%分位數之樣本(3.33元)	56.39	78.12	67.36	85.16
	刪除25%分位數之樣本(6.10元)	56.07	75.30	74.49	91.73
	刪除低於10元之樣本	66.67*	79.01	79.23	91.98
90-92	原始模型	60.16	86.99	69.32	90.70
	刪除10%分位數之樣本(5.2元)	55.44	79.69	60.00	83.50
	刪除25%分位數之樣本(8.5元)	65.41**	78.31	60.41	80.67
	刪除低於10元之樣本	63.55*	79.01	65.72	79.04

*表示刪除樣本後之Merton模型預測力高於原始Merton模型。

**表示刪除樣本後之Merton模型預測力不但高於原始Merton模型，並且高於Logit刪除樣本後之模型。

表 14 90-92年並刪除股價最低之25%分位數之樣本型一型二錯誤率分析

	Merton模型			Logit模型		
	正常授信戶	違約授信戶	小計	正常授信戶	違約授信戶	小計
臨界值=10%分位數						
優於臨界值	1844(96.24%)	7(0.37%)	1851	1831(95.57%)	6(0.31%)	1837
劣於臨界值	65(3.39%)	0(0%)	65	78(4.07%)	1(0.05%)	79
合計	1909	7	1916	1909	7	1916
臨界值=25%分位數						
優於臨界值	1656(86.43%)	5(0.26%)	1661	1624(84.76%)	3(0.16%)	1627
劣於臨界值	253(13.21%)	2(0.10%)	255	285(14.87%)	4(0.21%)	289
合計	1909	7	1916	1909	7	1916

表 15 綜合考量三項限制變數後兩模型預測力比較

年度	樣本量	違約數	Merton模型		Logit模型	
			KS值	AUC值	KS值	AUC值
89-92	983	6	60.71	78.80	57.23	72.17

表 16 綜合考量三項限制變數後兩模型之型一型二錯誤率分析

	Merton模型			Logit模型		
	正常授信戶	違約授信戶	小計	正常授信戶	違約授信戶	小計
臨界值=10%分位數						
優於臨界值	941(95.73%)	6(0.61%)	947	932(94.81%)	6(0.61%)	938
劣於臨界值	36(3.66%)	0(0%)	36	45(4.58%)	0(0%)	45
合計	977	6	983	977	6	983
臨界值=25%分位數						
優於臨界值	825(83.93%)	3(0.31%)	828	812(82.60%)	4(0.41%)	816
劣於臨界值	152(15.46%)	3(0.31%)	155	165(16.79%)	2(0.20%)	167
合計	977	6	983	977	6	983

3.4 三項變數綜合分析

由於三項變數可能對於Merton模型的預測力均有不利的影響，故理論上我們應該同時考量此三種變數，在同時刪除該些樣本後，比較Merton模型是否比相同樣本之Logit模型預測力變化結果，以驗證是否實務上運用時，Merton模型的限制，在未有此三類變數時，Merton模型或能替代Logit模型，但符合此三類之其中一個條件者，應額外參考Logit模型的結果等其他資訊。

本研究同時選取上一節分別檢驗時有提升預測力的臨界值，以達到最佳的效果，表15列示本研究在89-92年的樣本中，同時刪除價格低於10元，成交量低於500張且無形資產投入比重於25%分位數之企業後，分別進行Merton模型與Logit模型預測力檢驗的結果，結果顯示Merton模型預測力的確高於Logit模型，驗證Merton模型使用限制之假設，刪除之樣本Logit模型預測力較高。惟受限於違約樣本量偏低，亦不再適合分別針對89或90-92年度進行驗證，或可能有偏誤產生。

我們同樣以型一型二錯誤率分析上述樣本結果，表16列示在臨界值為10%下，Merton模型預測正確率優於Logit模型，且型一錯誤率也較小，型二錯誤率相同，在臨界值為25%下，Merton模型不但預測正確率優於Logit模型，且型一錯誤率、型二錯誤率均較小，故Merton模型明顯優於Logit模型的預測力。

值得一提的是，在同時綜合考量此三

項變數下，樣本數由3,200個大幅降低至983個，減少約69%，樣本數大幅減少固然使本研究真確性受到挑戰，但也真實反映一項實務問題，如果Merton模型在台灣僅能在30%企業違約預測中優於Logit模型，在成本效益考量上是否具存在價值值得深思。然而，未必能很武斷就否定Merton模型，因也許其的即時反應能力與偵測出少數因財報不實讓Logit模型失效的地雷股。兩模型優勢之分析，需仰賴未來進一步之研究。

4. 結論與建議

本研究以89-92年上市櫃公司為研究對象，以包含信用變數與財務變數的Logit模型為比較基準，並嘗試測試是否成交量低、無形資產投入比重較高及低價股的公司較不適用Merton模型，導致Merton模型的預測力降低，排除該些樣本後，預測力能否有顯著改善。

本研究結果顯示：(一)無論在89-92年全部樣本，或是再區分為89年與90-92年兩組樣本，三組樣本中Logit模型預測力均比Merton模型優異，除與過去文獻獲得相近的結論外，研判係因Logit模型除了包含財務變數外，另增加了信用變數，因此預測力更佳。(二)在分別排除成交量低、無形資產投入比重較高及低價股的樣本後，無形資產投入比重較高的變數無論在89-92年全部樣本，或是再區分89年及90-92年兩組樣本，預測力均較原始的Merton模型稍有上

升，惟仍不及刪除同樣樣本的Logit模型，而其餘兩個變數僅有部分樣本有預測力提升的情形。(三)同時根據上述三個變數排除潛在不適用觀察值所組成樣本後，Merton模型預測力較Logit模型優異，間接驗證了本研究認為三項因素造成Merton模型使用限制之假設。

本研究僅由對於台灣股票市場的實務觀察，以發現Merton模型利用股價資訊評估違約風險可能遭受到的限制進行研究，後續無論在Merton模型上，或使用資訊上的其他限制均可再加以驗證，以確認是否在放寬該些限制後能讓模型預測力獲得提升，即使無法放寬限制，若能提醒使用者該項限制參酌其他資訊亦對實務使用有所貢獻。另本研究僅針對預測力進行比較，但上述各項限制可能也同時影響評等的穩定度，後續可進一步再做研究。

其次，由於Merton模型以即時反應的優點為人稱許，本研究以年底資訊研判未來一年是否違約的方式期間是否過長，因而降低了模型的預測力？雖然過去KMV的研究⁷發現：在違約前一年，Merton模型大都已能反應，然而台灣股市投資人結構與國外不同，具專業分析能力的投資法人比重較小，仰賴短期消息面投資股市的散戶較多，是否是造成台灣股市資訊無法讓Merton模型於一年前即能反應的原因有待商榷，後續研究可以針對Merton模型對於下一季的違約預測力進行研究，以確認Merton模型是否確在即時反應的課題上有優異表現。

此外，本研究係以股票月底股票價格做為衡量，嘗試採用最新最攸關的市場資訊，然而月底價格是否具代表性值得商榷，值較大的公司，倘若巧遇月底市場波動較大，造成月底價格明顯偏離，以之計算之違約距離將可能產生偏差。惟在最新股價所帶來的前瞻資訊性與代表性之權衡下，未來或可界定值較大之公司，以當月均價替代月底價格，也許有不同的研究結果。

最後，預測力的優劣評估方式仍有不同的分析方式，若能考量型一型二錯誤對於授信人的損失程度有所不同，以授信者的實際損失計算做為預測力優劣的依據，將對於模型於實務使用上具莫大的助益。另外，本研究雖提供了綜合考慮三項變數後，Merton模型能夠取代Logit模型的實證證據，然而由於違約樣本過少，刪除樣本過多，不但準確度值得商榷，Merton模型存在性之成本效益分析亦需進一步探討，未來除增加觀測樣本外，若能以諸多個案研究探討，研究是否Merton模型不適用於低價股，但可對因財報不實造成Logit模型失效之地雷股有不錯的預測力，則能讓銀行授信時是否需兩類模型並存提供實務證據。

7 參閱Bohn J. et al (2005)

參考文獻

- 吳宇哲(2002)，「以違約距離衡量美國上市公司之信用風險」，未發表論文，元智大學管理研究所。
- 林世杰(2005)，「比較會計基礎與或有權利之違約風險評價模型」，未發表論文，朝陽大學財務金融研究所。
- 林妙宜(2002)，「公司信用風險之衡量」，未發表論文，政治大學金融研究所。
- 許鴻英(2004)，「以選擇權模型衡量台灣上市公司信用風險之有效性」，未發表論文，台灣大學財務金融研究所。
- 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*，第六卷第二期，155-179頁。
- 敬永康與黃建隆(2002)，「市場價格信用風險模型之架構與實施方式」，*貨幣觀測與信用評等*，第三十七卷第一期，60-72頁。
- 鄭寶琳(2004)，「以選擇權理論法模型及 Z-Score Model 檢視博達公司違約事件」，未發表論文，政治大學經營管理研究所。
- Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy," *Journal of Finance* 23, 589-609.
- Bohn, J. et al (2005), "Power and Level Validation of the EDFTM Credit Measure in the U.S. Market," *Moody's KMV Company*.
- Hillegeist, S. A. et al (2004), "Assessing the Probability of Bankruptcy," *Review of Accounting Studies*; March 9, 1, 5-34.
- Jarrow, R.A. (2001), "Default Parameter Estimation Using Market Prices," *Financial Analysts Journal*, Vol.57, No.5, 75-92.
- Merton, R.C. (1974), "On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates," *Journal of Finance*, 29, 449-470.
- Ohlson, J. (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy," *Journal of Accounting Research* 19, 109-131.
- Shumway, T., (2001), "Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model," *Journal of Business*, Vol.74, No.1, 101-124.