

## KMV 模型在台灣金融機構信用風險管理機制有效性之研究

黃明祥<sup>1</sup> 許光華<sup>2</sup> 黃榮彬<sup>3</sup> 陳鈺鈴<sup>3</sup>

### 摘 要

因應 2006 年巴塞爾資本協定的實施，國內金融機構正積極尋求信用風險評估模型的建構，事實上，儘早發覺授信戶信用危機，對於金融機構的營運安全一直是重要的議題，財務理論曾推出多項檢測信用風險之理論模型，其中 KMV 最被廣泛討論，但國內鮮少檢驗其實用價值，本研究之目的在於將 KMV 模型納入金融機構關於授信戶之危機預警機制，以檢視其有效性。樣本期間取自 1996 年至 2003 年，利用 1 比 2 的配對樣本，共 222 家公司，其中有 77 家危機公司，145 家正常公司，資料分析採用危機發生前四季，實證分析過程分為兩步驟，首先採用 KMV 信用風險模型以選擇權評價模式計算樣本公司的預期違約頻率(Expected default frequencies; EDF)作為解釋變數之一，接著將 EDF 並同各項財務變數納入 Logit 模型中，以建構完善之信用風險管理系統。

實證結果發現，預期違約機率(EDF)能及早在危機發生前第三季及第四季顯著地捕捉企業違約之機率，因此結合 KMV 模型入危機預警機制中，能提高其整體的有效性。

關鍵字: Logit 模型、信用監督模型、授信風險、預警系統

### Abstract

KMV credit monitor model has been proposed as a potential approach to circumvent credit risk of banking customers. This study investigates the function of the KMV as an early warning vehicle in Taiwan's banking industry. The empirical analysis proceeds in two stages. First, we use KMV model to estimate the EDF of sample companies, and then incorporate the EDF into Logit regression model to establish an early warning system. The findings suggest that the EDF of KMV model is significantly associated with probability of default in both 3rd and 4th quarters prior to the financial crises of sample firms. Thus, an incorporation of KMV into the early warning system does enhance its overall accuracy.

Key words: Logit model, KMV model, Credit risk, Early warning system

<sup>1</sup> 彰化師範大學企業管理學系副教授；<sup>2</sup> 朝陽科技大學財金系副教授；<sup>3</sup> 逢甲大學財金所碩士。  
\* 作者非常感謝評審委員的寶貴意見。

## 壹、緒言

為促使金融機構能有效控制風險以利穩健經營，巴塞爾委員會於1989年通過第一資本協定，並由各國相繼於1992年間正式實施，實施多年來鑒於各金融機構所具有特性不盡一致，前辦法所定標準信用風險模型未能一體適用，歷經2001, 2002, 2003等年三次研究修正，新版第二新巴塞爾協定擬於2006年底實施，而其中關於信用風險管理內涵主要係鼓勵金融機構建逐漸由外部信用評等資料轉而建立內部評等基礎(internal rating-based)之較精緻方法計算應提適當資本，國內銀行企需自行建立對客戶之信用評等機制，因此在該機制下究竟應採用何種信用風險評估模型則是當前學術界及金融實務界最重要的課題之一。

關於信用風險評估方法之分類，Saunders 等(2004)將其區分為專家(Expert systems)、評分模型(Scoring models)、結構性模型(Structured Models)，前者包含銀行傳統企業授信業務實施多年的授信5P原則，也就是考量借款戶體質(People)、借款資金用途(Purpose)、還款財源(Payment)、債權確保(Protection)及授信展望(Perspective)等原則據以評估授信戶之違約機率，關於此法由於需仰賴經驗的傳承及主觀意識的判斷，在應用上都無一定的數據標準來衡量，有其極限，此類系統晚近演化為採用類神經等人工智慧基礎之信評方法(Kim and Scott 1991)；評信系統模型則包括較早期 Altman (1968)所提出之區別分析法(Discriminant Analysis)及機率模型(Probability models)，而結構性模型則包含 JP 摩根的信用矩陣法(Credit Metrics)、麥肯錫顧問公司的信用投資組合觀測法(Credit Portfolio View)、KMV 之信用監督模型(Credit monitoring model，簡稱 KMV 模型)及 Reduced form 族群中瑞士信貸銀行發展的信用風險加成法(Credit Risk Plus)等，其中在使用上各有其優缺點，何者為最佳化模型並無一致性之結論，而其中結構式模型族群中 KMV 模型固然有其使用上之限制(Jarrow and Turnbull, 2000)，然因 KMV 顧問公司之極力推廣在美國似較為廣泛被採用。

在國內前人對企業財務危機預警模型的研究已有相當多的研究，並產生豐碩之成果；惟多數採用評分模型且在信用風險解釋變數中，鑒於授信過程中授信企業戶所提供的該公司的財務報表為一量化的資料，為該授信戶的資產、負債價值及營運現況，是金融機構作為授信決策的重要資料來源多數倚賴會計基礎之財務比率，但實際上有些企業會有利用會計記帳的模糊地帶，來美化帳面數字之虞。因此輔以市場基礎之模型似為另類可供選擇之方案。

因此本研究嘗試使用實證資料探討 KMV 模型在國內信用風險評估之實用性，延續過去財務危機預警模型之研究，除了利用公司財務報表所提供的量化數據外，採用現行國內金融機構較普遍使用之評分模型 Logit 分析，並將 KMV 模

型估算出之之預期違約機率(EDF)納入危機預警模型中，以探討其是否能增進信用風險預測模型之預測能力，以利金融機構在事前對授信案件給於適當的評等，並在貸放後能繼續追蹤管理，使能在企業發生危機前能有事先預警的功能，以降低金融機構發生不良資產的機率、減少損失。

本文次節將簡略回顧使用 Logit 模型及結構式模型進行信用風險評估之相關文獻，第三章節陳述資料處理來源及研究方法，說明本研究的使用方法模型並介紹 KMV 公司 Credit Monitor Model 理論基礎、內容與實證模型，第四節探討資料處理與實証分析，第五節作成結論與建議。

## 貳、文獻探討

Beaver (1966)是最早從事財務危機預警模型之研究，其利用單變量分析法，實證結果發現，「現金流量對負債總額之比率」最能預測企業的經營失敗，尤其財務危機發生前一年的準確率最佳。Altman (1968) 首先採用多變量區別分析法，但其認為區別模式僅限於短期有效，超過二年以上，模式便不適用，且認為財務危機預測模型需要跟著環境調整決策變數，想要找到適用於任何時點、任何情境的危機預測模型十分困難。再者，多變量區別分析法有許多限制存在，例如，要求自變數服從常態分配以及兩群體之變異數與共變異數矩陣相等，且區別分析法只能區分正常公司與失敗公司，無法更進一步估算公司的違約機率，有些學者遂建議改以 Logit 模型及 Probit 模型建構財務危機預警模式，而在參數估計上兩者皆採用最大概似估計法(Maximum likelihood, ML)進行估計，但參數的估計結果卻是不相同且在比較上是不具意義的。而在實證上 Logit 模式其資料處理較為容易且成本較低。將 Logit 模型應用在企業危機預測的領域上的第一位學者首推 Ohlson (1980)，作者以 1970 到 1976 年間 105 家破產企業以及 2058 家正常企業進行配對比較並使用九項財務變數與條件 Logit(Conditional Logit Analysis)模型進行財務危機預測。主要實證發現企業規模、經營績效、流動性大小、財務結構狀況與失敗事件的發生具統計上的顯著性關係。同時模型的正確率達到 92.84%到 96.12%之間。Platt and Platt(1990)則以 1972 到 1986 年間 57 家失敗公司與 57 家成功公司為研究樣本，使用 7 項財務比率與 Logit 模型進行財務危機預測，主要發現經調整產業狀況的財務比率之預測結果高於未調整的一般財務比率。而 Martin(1977)則是第一位學者將 Logit 模型應用於金融機構倒閉的預測上，作者以 1969 到 1974 年間，選取 25 項財務比率來預測兩年後金融機構發生財務危機的機率。實證發現「淨利/資產」、「壞帳/營業淨利」、「費用/營業收入」等六項財務比率具有顯著的預測力存在。

而在國內相關研究上，陳明賢(1986)為國內首次以Logit與Probit模型進行財務危機預測相關研究的學者，作者以1984到1985年間11家經營失敗<sup>2</sup>的上市公司及按配對抽樣方式選取19個正常企業作為配對樣本，分別以Logit與Probit模型進行財務危機預測。實證發現失敗前一年到前五年中，Logit模型Probit模型的區別正確率在90.33%到83.33%間。Probit模型的區別正確率在90.33%到83.33%間，而Probit模型的區別正確率在90.33%到80%間。顯示兩模型間的區別力差異並不大。

黃小玉(1988)更以1985年到1987年間30家違約與未違約企業為樣本，利用財務比率為研究變數，並以MDA、LPM、Logit、Probit做比較，實證發現Logit為較佳的模型，同時亦得出五項關鍵的影響財務比率因素。

陳蘊如(1991)則提到總體經濟變數的觀點，作者以1981到1990年間破產的21家公司及隨機抽樣70家正常公司，利用Logit模型進行財務危機預測。實證發現預測效果並不顯著，但作者認為即使總體經濟因素<sup>3</sup>無法用來預測企業的失敗並不表示總體經濟所造成的間接影響不重要。

邱志榮(1991)則加入了現金流量變數<sup>4</sup>來進行財務危機預測。作者選取21組樣本利用線性機率模型與Logit模型進行比較，實證發現傳統的財務比率預測能力較現金流量變數來的高且兩類模型的區別力都在70%以上，同時線性機率模型的預測力較Logit模型來得差。

而到近期，邱碧芳(2002)以1998到2000年間，發生財務危機的41家上市公司作為原始樣本，以建構模型，同時以2001年之16家危機上市公司作為保留樣本，驗證模型的預測能力。採1:1配對抽樣，利用Logit迴歸分析進行財務危機預測。實證發現無充分證據顯示將現金流量變數納入模型後，其預測能力會提升。

KMV 模型由 KMV 顧問公司依 Merton(1973)選擇權基礎之負債評價法乙文發展而得，該公司於 1991 年 3 月，發表 Credit Monitor 模型，主要銷售對象為銀行及保險公司，1997 年已廣泛被大型銀行所採用如紐約銀行。結合選擇權權評價理論所發展出來的 KMV 公司信用監督模型(Credit Monitor Model)就是本文使用的信用風險模型；KMV 公司認為信用風險是公司未來經營的不確定性，運用權益市場

<sup>2</sup> 作者定義經營失敗為變更為全額交割股的公司。

<sup>3</sup> Rose(1980)認為總體經濟變數有助於提昇公司發生破產的預測能力，但 Marquette(1988)則抱持相反的看法。

<sup>4</sup> Blum(1974)、Casey and Bartczak(1985)、Centry et al.(1987)皆將現金流量概念運用到財務危機預測中，但實證結果大多無法顯著的提高模型的預測能力。而 Laitinen(1998)也加入現金流量概念的變數，以泰勒展開式的 Logit 模型做預測，實證結果並不會比財務比率的預測模式還佳，但普遍優於多元區別分析法。近期在國內，施思佳(2001)利用區別分析法同樣引進具現金流量概念的變數以多元區別分析法進行預測，實證發現以電子業而言，預測能力在前一到五年為 95%到 77%之間。

對公司評價(股價)、事後資料(財務報表)及結合了選擇權的方法發展出一套評估公司信用風險的模型; KMV 公司認為公司的資產是一種買權的標的, 公司舉債經營, 就如股東向債權人買進該買權, 而債權人賣出該買權, 執行價為公司的負債價值; 當公司的資產價值小於負債價值時(股東有權利償還公司的負債, 但沒有義務), 買權價值會降低, 沒有執行的利益, 則債權人會有風險, 其計算方式相當簡單且不費時, 且可以得到最即時的資訊, 提供研判分析。Kealhofer 與 Kurbat(2001)以 1990 到 1999 年間, 北美公開發行公司為樣本(有 94.25%為美國公司及 5.57%為加拿大公司), 該研究比較 KMV 公司模型、Mood's 評等機構的評等與使用資預期報酬率(ROA), 當做違約指標去判斷公司違約的可能性, 其結果發現以 KMV 公司的模型, 對公司違約的預測上有較佳的區別力。

林秀玫(2003)以 87 至 90 年台灣上市公司 25 家發生信用風險的公司, 以 KMV 模式計算出預期違約機率, 發現信用風險公司若為被借殼的上市公司, 其違約機率在違約事件發生前幾季皆不顯著, 僅於違約事件發生當季, 會較前幾季有明顯偏高的現象。黃建隆(2003)使用 Merton 模式並利用 2000 年國內上市公司之各項財務報表資料, 與市場股價資訊以評估我國上市公司 2000 年底之信用風險, 其研究結果發現, 對於全部產業而言, 各種負債替代變數的效力差異性不大; 而對股價報酬率標準差, 投入多因子模式標準差會使模型具有最高的效力。並且對 Merton 選擇權評價模型之理論架構進行修正, 主要是針對求取公司資產市價和標準差進行修正, 其假設公司經理人會維持一定的負債比率來使公司的價值最高, 所以當公司資產變動一定程度, 負債與業主權益也會跟著變動相同程度, 故加以修正  $E\Delta\sigma$ , 但發覺修正後與修正前差不多。綜觀前述文獻, 國內關於 KMV 實證使用上效果相關之文獻鮮少著墨, 支持本文近一步加以探討。

## 參、資料來源與研究方法

### 一、研究變數之定義

#### (一)應變數定義

本研究以上市公司發生營運困難為事件發生之定義, 並以 SURV 為危機與正常公司之虛擬變數, 其中危機公司設為 1, 正常公司設為 0。

#### (二)自變數定義

##### 1. 財務變數:

本研究引用國內外相關文獻中常使用之財務變數作為羅吉斯迴歸模型的投入變數。共五大類 26 項財務變數。

##### 2. 非財務變數:

##### A. 公司規模(SIZE):

係以該公司市價總值取 Log 後之值，籍以衡量企業失敗與規模大小之關。

B. 成立年數(AGE)：

係以企業設立之日起至觀察日為止之年數，籍以衡量企業管理技巧與應變能力是否因為經驗累積的長短而導致影響企業後續之營運情況。

C. 預期違約機率(EDF)：

運用 KMV 模型所計算出來的預期違約機率。

茲將變數彙編如表 1：

表 1 預測變數彙總表

類別	代碼	財務比率	比率計算說明
長期償債能力	R1	固定資產比率	固定資產/資產總額
	R2	淨值比率	淨值/資產總額
	R3	金融機構借款比率	金融機構借款總額/淨值
	R4	長期負債比率	長期負債/淨值
	R6	固定比率	固定資產/淨值
	R7	固定長期適合比率	固定資產/(淨值+長期負債)
	短期償債能力	R8	流動比率
R9		不計存貨之流動比率	(流動資產-存貨)/流動負債
R10		速動比率	速動資產/流動負債
R11		短期借款比率	短期借款/流動資產
經營活動能力	R12	應收帳款週轉率(次)	營業收入/平均應收帳款
	R13	存貨週轉率	營業成本/平均存貨
	RI4	固定資產週轉率(次)	營業收入/固定資產
	R15	總資產週轉率	營業收入/平均總資產
	RI6	淨值週轉率	營業收入/平均淨值
	獲利能力	R17	毛利率
R18		營業利益率	營業利益/營業收入
R19		扣除利息之營業利益毛額	(營業利益-利息費用)/營業收入
R20		純益率	稅前息前淨利/營業收入總額
R21		淨值報酬率	稅前息前淨利/平均淨值
R22		總資產報酬率	稅前息前淨利/資產總額
R23		每股盈餘(元)	本期淨利/普通股發行股數
現金流量變數	R24	現金流量比率	來自營業活動之現金流量/流動負債
	R25	現金流量/負債總額	本期產生之淨現金流量/負債總額
	R26	現金/負債總額	本期產生之淨現金流量/銷貨總額
非財務變數	SIZE	取對數之公司規模	公司規模取 Log 後之值
	age	成立年數	以企業設立之日起至觀察日止之年數
	Surv	危機公司	其中危機公司為 1, 非危機公司為 0。
	EDF	預期違約機率	以 KMV 模型所算出的預期違約機率

## 二、樣本公司定義與資料來源

本研究所選取的財務危機公司，乃是被主管機關變更交易方式為全額交割股、股票暫停交易或終止上市上櫃任何一種情形者，但排除被掏空的公司及金融保險業，因該產業其業務性質特殊，其營運方式本就以高財務槓桿比率經營與一般產業不同，除此之外，若該危機公司在危機發生前四季資料不足情況下也一律排除此樣本，而以 1 比 2 的配對樣本，正常公司的選擇方式為，依該危機公司所屬產業中，每股盈餘(EPS)最高的前兩家公司，唯若所得到的正常公司在 1998~2003 年樣本期間發生財務危機而成為危機公司，在此情況下再另取每股盈餘次佳的公司作為正常公司，另外，和選取危機公司相同方法，若正常公司前四季資料不足時，則在一次取 EPS 次佳的公司作為正常公司，最後選取的樣本數共有 222 家公司，其中危機公司有 74 家，正常公司有 148 家。

所有資料來源包括：一、臺灣證券交易所「上市公司財務報告、公開說明書、年報」資料庫。二、臺灣證券交易所「股市觀測站基本市況報導上市公司彙總報表」資料庫。三、臺灣證券交易所「股市觀測站基本市況報導上櫃公司彙總報表」資料庫。四、臺灣證券交易所「股市觀測站基本市況報導重大訊息」資料庫。五、台灣經濟新報「艱困公司財務資料庫」與「上市公司財務資料庫」。

## 三、模型介紹

本研究採二階段模式進行實證分析，首先運用 KMV 之信用監督模型，估計樣本公司之違約機率(EDF)；其次，將 EDF 並同各項財務變數納入羅吉斯迴歸(Logit Regression)模型建立危機預測系統，補捉樣本發生危機之機率。

### (一) KMV 公司 Credit Monitor Model 理論基礎與實證模型：

KMV 公司乃是運用實質選擇權的觀念，結合財務報表的資訊，與負債與權益市場價值資訊所發展出來的信用風險評量法，財務報表的資訊中，反映了該公司在過去某一期間內的財務狀況，是屬於事後分析；負債與權益市場價值的資訊中，反映了買賣雙方藉由相關資訊，經由市場機制下所決定的，因此市場價值包含了投資人對公司未來的預期，具有預測能力，所以 KMV 模型乃是結合了事後的分析及事前的預測。下圖 1 可說明整個模型的概念：



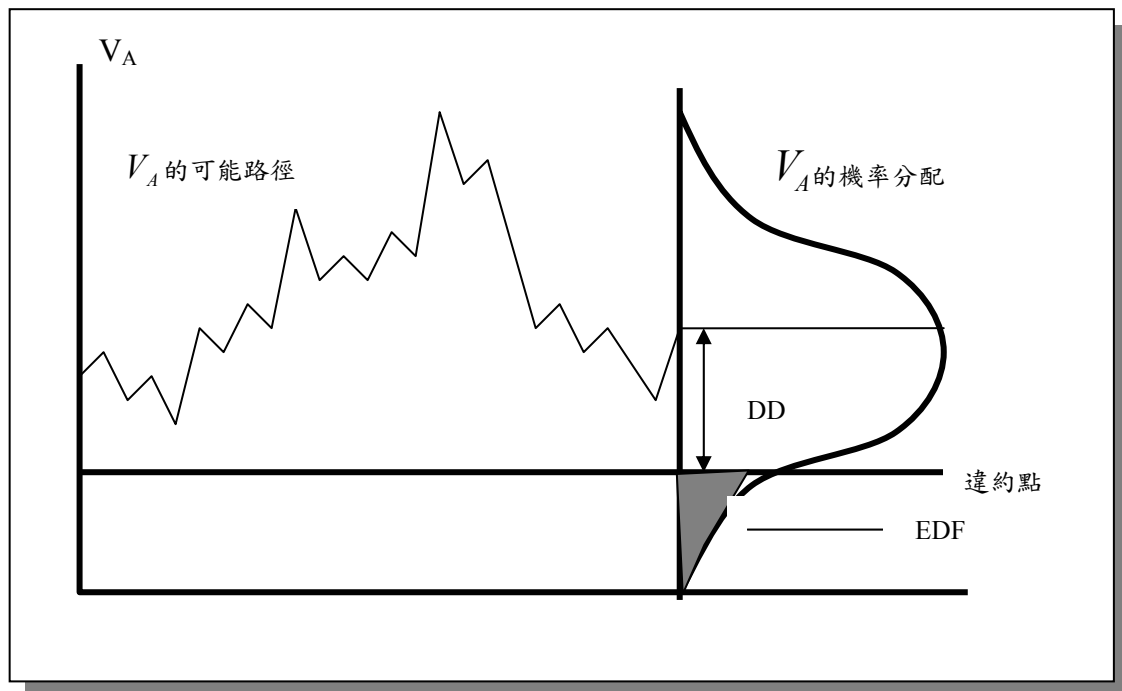


圖 1 KMV 模型圖

一般而言，一家公司之違約點即為負債總額，即當公司資產市場價值低於負債總額時，公司即會違約。所謂市場淨價值(Market Net Worth)就是公司資產市場價值( $V_A$ )與違約點的距離。

**市場淨價值(Net Worth) = 資產市場價值( $V_A$ ) - 違約點 (Default Point)**

所以，市場淨價值(Net Worth)可以衡量出一家公司之信用風險，但是事實上，因為公司的行業性質不同，經營的方式不同所產生風險的原因也會有所不同，通常選擇以高槓桿的方式來管理公司，負債比例相當大，雖然市場淨價值(Net Worth)低，並不代表公司信用風險就比較高，所以我們在考慮市場淨價值(Net Worth) 必須再將行業風險納入考量，才可以更有效衡量信用風險，因此我們將市場淨價值(Net Worth)用來衡量違約機率的方法作了一些調整，定義違約間距(Distance to Default, DD)為市場淨價值(Net Worth)除以行業風險( $\sigma_A$ )與資產市場價值( $V_A$ )，此稱為實證違約間距(Empirical DD)：

$$\text{違約間距 (DD)} = \frac{V_A - \text{違約點}}{V_A \sigma_A} \quad \text{-----(1)}$$

我們可發現，行業風險( $\sigma_A$ )與資產市場價值( $V_A$ )在市場資訊中無法直接取得，故KMV模型運用選擇權權評價法，利用財務報表的資訊與負債與權益市場

價值的資訊計算 $\sigma_A$ 與 $V_A$ ，模型如Black-Scholes model所述：

$$V_E = V_A N(d_1) - Xe^{-rt} N(d_2) \quad \text{-----}(2)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{X}\right) + (r + \sigma_A^2)t}{\sigma_A \sqrt{t}}$$

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

$$\sigma_E = \frac{V_A \sigma_A}{V_E} N(d_1) \quad \text{-----}(3)$$

其中共有7個變數，從財務報表的資訊與負債與權益市場價值的資訊我們可以找到5個變數，有 $V_E$ （權益市場價值）、 $\sigma_E$ （權益市場價值報酬率標準差）、 $X$ （負債帳面價值）、 $r$ （無風險利率）、 $t$ （時間）；接著我們再由數值方法的非線性聯立方程式解法解出 $V_A$ （資產市場價值）、 $\sigma_A$ （資產市場價值報酬率標準差），然後再代入(1)式求得實証違約間距。

但事實上，違約間距可以用更具數學理論基礎的方式推導出來，及結合風險破產模式，假設破產為資產市場價值低於負債總額，則資產市場價值低於負債的機率為：

$$P_t = P[V_A^t \leq X_t | V_A^0 = V_A]$$

藉由假設 $V_A$ 的變動服從對數常態分配及一連串的數學推導可得：

$$P_t = \Pr[V_A^t \leq X_t | V_A^0] = N\left[-\frac{\ln\left(\frac{V_A}{X_t}\right) + (\mu - \sigma_A^2)t}{\sigma_A \sqrt{t}}\right] \quad \text{-----}(4)$$

所以 $P_t$ 為公司在 $t$ 年後破產的機率，即理論的預期違約機率(EDF)，而理論違約間距則如下所示：

$$\text{理論違約間距(Theoretical DD)} = \frac{\ln \frac{V_A}{X_t} + \left( \mu - \frac{\sigma_A^2}{2} \right) t}{\sigma_A \sqrt{t}} \quad \text{-----(5)}$$

其圖形如下圖所示：

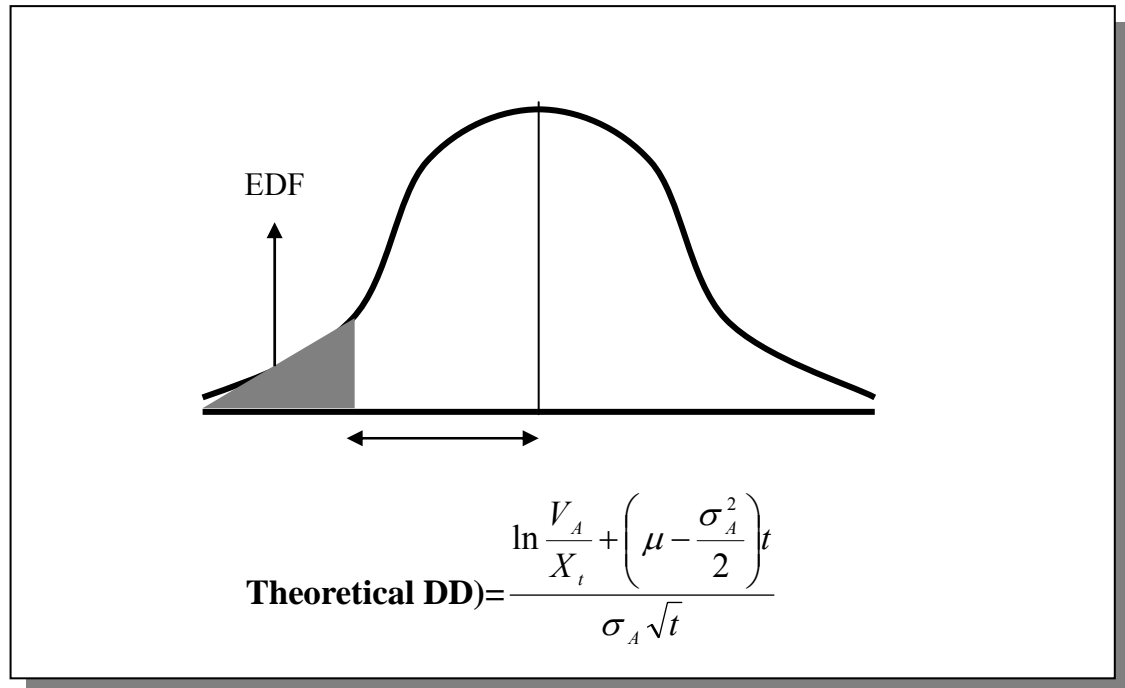


圖 2 理論違約間距圖示

因此將  $V_A$ 、 $\sigma_A$ 、 $\mu$ 、 $X$ 、 $t$  這五個變數代入模型中，則可求得理論違約間距 (Theoretical DD)，再利用常態分配表即可求得預期違約機率 (EDF)。

(二) Logit 模型：

Logit 模型屬於機率預測模型的一種，適用於應變數為屬質變數的迴歸模型。早期由於 LPM 模型無法將機率值限定在 (0,1) 之間，因此遂有其他方法的產生。Logit 模型認為事件發生的累積機率分配不再符合常態分配，反而符合 Logistic 分配，其 Logit 函數可表示如下式：

$$P_i = E(Y_i = 1 | X_1, \dots, X_n) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j X_{j,i})}} \quad \text{-----(6)}$$

為求簡化將其表示成

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} \quad Z_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j X_{j,i}$$

$$1 - P_i = \frac{1}{1 + e^{Z_i}} \quad \text{-----}(7)$$

在(6)式中  $P_i$  為事件發生之累積機率，而(7)式則為事件未發生之機率，將(6)式與(7)式進行結合，可得下式：

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{1 + e^{Z_i}}{1 + e^{-Z_i}} = e^{Z_i}$$

上式的  $P_i/(1-P_i)$  為所謂之勝算比(Odds ratio)，可用以表現事件發生機率相較於事件未發生機率的機率強度，方便解釋。接著再對(3.16)式取自然對數可得最終之 Logit 模型：

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = Z_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j X_{j,i} \quad \text{-----}(8)$$

$L$  為對勝算比取對數之意，由名為 Logit，因此該模型也稱為 Logit 模型， $\beta$  為待估計參數， $X$  為自變數，而  $Z_i$  為無法觀察到的變數，一般稱之為潛伏變數(latent variable)，我們可以利用觀察得到的虛擬變數，例如當企業違約時， $Z_i=1$  否則為 0，作為  $Z_i$  的替代變數。

## 肆、實證分析

### 一、 樣本敘述統計分析

依據國內外文獻，會發現到一般情形之下企業發生財務危機之前三年才會有較具的明顯徵兆，因此本研究以符合本文所謂營運困難定義之上市公司為研究對象，以 1998 年到 2003 年底為研究期間，採 1:2 配對抽樣方式，共計有 222 家企業為研究樣本，其中危機企業與正常企業分別為 74 家與 148 家。本研究之實証分析分二階段進行，首先使用 KMV 模型估計違約機率(EDF)，其次將之納入 Logit 迴歸模型併同其他預測變數建構危機預警系統，剖析各項預測變數與危機發生之關聯性。因此本節先就用以估計 EDF 之變數資料結構加以分析。表 2 第一欄為各項變數名稱，而其餘各欄則依序顯示各變數之統計量，包括平均數、標

準差、ANOVA 檢定之 P-VALUE。表 2 之內涵顯示危機公司之負債總額平均數為 7,632.02 百萬元，較正常公司之 7,000.78 百萬元為高，惟 ANOVA 檢定之 P-VALUE 為 0.406，因此未具有顯著性之差異，而危機公司之權益市值平均為 6,007.74 百萬元，相較於正常公之平均數為 36,730.80 百萬元為小，其 P-VALUE 為 0.000，因此本研究樣本之危機公司權益市值顯著小於正常公司之市場價值，綜合而言，本文觀察期間所採樣之危機公司相較於正常公司，平均而言為較小規模，而舉債程度較高，似與財務理論中危機公司過度使用財務槓桿之易導至財務危機發生之特性相符。

表 2 計算 EDF 變數統計性敘述

變數	平均數		標準差		ANOVA 之 P-VALUE
	危機	正常	危機	正常	
負債總額 (百萬元)	7.632.02	7.000.78	9.090.76	17.334.12	0.406
權益市值 (百萬元)	6.007.74	36.730.80	8.387.76	7.792.72	0.000
權益標準差					0.000

其餘第二階 Logit 迴歸分析所使用之變數均列於表 3。如同表 2 一般，本表第 1 欄為預測變數名稱，第 2 欄至第 5 欄則分別列出危機企業及正常企業之各該變數平均數與標準差，最後一欄為兩組樣本各項變數 t 檢定之 t-統計量。由第二列資料顯示危機企業之違約機率為(0.1613)高於正常企業之值(0.4701)反應顯著 KMV 信用監督模型所計算出之 EDF 值應屬合理，可作為次一階段迴歸分析之用途無虞。

第三列 Size 乙項變數之平均值與附表 1 以市場價值衡量公司規模之結果相同，危機企業規模在  $\alpha$  為 0.01 水準下顯著小於正常公司。各項財務比率變數除 R14(固定資產週轉率)兩組樣本無顯著差異外，其餘各項均呈顯著差異。在長期償債能力方面，危機企業在 R2(淨值比率)、R4(長期負債比率)，兩項財務比率上顯著劣於正常公司，其餘則未呈現相對弱勢。短期償債能力中危機企業之各項比率包括流動比率、速動比率及短期借款比率等均顯著較正常企業為弱。而 R12 至 R16 各經營活動能力方面(包括應收帳款週轉率、存貨週轉率、總資產週轉率、淨值週轉率)，平均而言，危機企業亦較正常企業顯著低落。R17~R23 之各項獲利能力指標(包括毛利率、營業利益率、扣除利息之營業利益毛額、純益率、淨值報酬率、每股盈餘等)均顯示危機企業平均而言顯著較正常企業為差。最後在現金流量變數

中(R24至R26)，危機企業平均而言亦顯著較正常企業為差。綜合前述各項變數之敘述性統計量所示，觀察組(危機企業)及對照組(正常企業)兩群組間均呈顯著性差異，應可作為Logit迴歸分析之用。

表3 整體危機公司與正常公司各項預變數測之差異性分析

統計量 變數	平均數		標準差		t 統計量
	危機企業	正常企業	危機企業	正常企業	
EDF	0.1613	4.701E-03	0.2690	4.251E-02	-13.831***
SIZE	7.7491	9.0633	1.2713	1.6217	12.193***
AGE	25.8277	24.1579	11.2040	10.2025	-2.224**
STD	3.4645	2.7625	0.9396	0.8053	-11.568***
R1	0.3518	0.2609	0.2203	0.1774	-6.627***
R2	0.4101	0.6149	0.1345	0.1414	20.671***
R4	0.2669	0.1501	0.2929	0.2016	-6.952***
R6	0.9052	0.4370	0.6774	0.2925	-14.357***
R7	0.6991	0.3815	0.5257	0.2604	-12.041***
R8	107.8376	198.3442	86.9750	117.4105	11.747***
R9	0.5476	1.4244	0.6158	1.1463	12.299***
R10	42.2270	130.2913	57.9812	114.2102	12.484***
R11	0.6805	0.1222	0.5048	0.1531	-24.743***
R12	1.8597	3.7114	2.6963	8.6730	3.587***
R13	1.1631	2.5667	1.4242	3.8731	6.033***
R14	1.3527	1.6298	5.8871	1.7304	1.058
R15	0.1102	0.2364	7.922E-02	0.1412	14.279***
R16	0.2926	0.4124	0.2640	0.2955	5.897***
R17	6.9715	19.4251	18.7492	8.9241	13.411***
R18	-18.3887	9.6207	78.4426	8.8062	8.585***
R19	-0.710	8.235E-02	0.8119	9.227E-02	10.460***
R20	-0.3802	0.1624	2.9288	0.1695	4.495***
R21	-10.1537	4.6496	53.1318	4.3158	6.738***
R22	-2.18E-02	3.285E-02	5.991E-02	2.537E-02	19.036***
R23	-0.7350	1.0555	2.1268	1.2762	15.621***
R24	0.7340	13.1106	8.9338	21.7496	9.400***
R25	-4.53E-03	1.417E-02	5.582E-02	0.1688	1.855*
R26	4.571E-02	0.4016	7.002E-02	1.0470	5.841***

註：\*\*\* 表示達顯著水準 1% 料表示達顯著水準 5%\* 表示達顯著水準 10%

## 二、模型實證分析

本研究採取 Logistic 迴歸做為信用評量的模式，Logistic 迴歸模式並不限制解釋變數的分配，當解釋變數同時存在有間斷型和連續型時亦可採用，而且即使滿足區別分析所要求的假設，Logistic 迴歸模式仍然具良好檢定力。此外，Logistic 迴歸模式除預測分類組別外，尚可以計算事件發生的機率。

關於 Logit 迴歸分析部份，本研究依循一般預警模型之做法，使用危機發生前第一季往前推移至前第四季資料，分別逐季剖析預測變數與危機發生機率之關連性，以便建構適當的預警模型。表 4 至表 7 為危機發生前第一季至第四季之 Logit 迴轉歸分析結果，第一欄列出各待觀察之預測變數，第二欄至第四欄分別為估計參數值，標準差，Z 值，而最後一欄則報告顯著性檢定 P 值，最後一列則列示概似比率(LR)之數值及其估計之 P 值。LR 檢定之虛無假設為  $H_0: \beta_0 = \beta_1 = \dots = \beta_i = 0$ 。

觀察前各表中最後一列概似比率檢定之 P 值均為 0.0000，均在  $\alpha$  為 0.01 之水準下拒絕虛無假設。因此前述危機發生前四季 Logit 迴歸分析之整體配適性(overall modal fit)均為適當。

各季 Logit 迴歸模型之區別能力分別列示於表 4 至 7 之最後一列，危機發生前第一季至第四季之模型區別能力依序為 99.7%、97.7%、96.4%、91%。本項資料顯示本文所使用之 Logit 迴歸模型之預測精確性均達 90%以上，顯示 Logit 迴歸模型做為預警模型之運用尚稱適當。

表 4 之實証結果顯示淨值比率(R2)，總資產報酬率(R22)及公司成立年數(Age)，均與發生危機成顯著的負相關，而速動比率(R10)，短期借款比率(R11)，毛利率(R17)則與發生危機成顯著正相關，綜上所述，較差的長期償債能力，較弱的獲利能力，及新設立的公司易成為危機公司。

表 5 之實証結果則另外指出經營活動能力中之總資產週轉率(R15)每股盈餘(R23)與淨值週轉率(R16)，分別與危機之發生成顯著的負相關與正相關。現金流量變數中之，現金流量比率(R24)則與是曾發生危機成顯著負相關。

表 6 之實証結果顯示長期負債比率(R4)，總資產週轉率(R15)，扣除利息之營業利益毛額比率(R19)，每股盈餘(R23)，公司成立年數(AGE)，均與發生危機成顯

著之負相關，而流動比率(R8)，短期借款比率(R11)，則與發生危機呈顯著之正相關。

表 7 之實証結果顯示，總資產週轉率(R15)扣除比利息之營業利益毛額(R19)，現金流量比率(R24)，公司成立年數(AGE)，均與發生危機呈顯著負相關，而短期借款比率(R11)則與發生危機呈顯著之正相關。

關於 KMV 信用監督模型所估計之違約機率(EDF)與發生危機之關連性，表 4 至表 7 之資料顯示違約機率均與發生危機成正相關，即違約機率越高越容易成為危機企業。惟危機前第一季及第二季之值未具統計顯著性，而前第三季及前第四季則分別具有 5%及 1%之統計顯著水準。綜合而言，EDF 能及早在危機發生前第三季及第四季即能協助捕捉企業發生危機之機率。

表 4 危機發生前第一季 Logit 模型分析實證結果

預測變數	係數	標準差	Z 值	P 值
EDF	6.011553	6.891928	0.872260	0.3831
R2	-56.10330	21.71102	-2.584093	0.0098***
R10	0.095919	0.044799	2.141119	0.0323**
R11	43.36804	17.88922	2.424256	0.0153**
R17	0.329233	0.154317	2.133478	0.0329**
R22	-704.5008	296.8479	-2.373272	0.0176**
AGE	-0.455242	0.218664	2.081923	0.0373**
C	19.34407	8.194005	2.360759	0.0182**
LR 檢定	P-value			0.0000
模型區別能力				99.7%

註：\*，\*\*，\*\*\*，分別表示 10%，5%，1% 之統計顯著水準

表 5 危機發生前第二季 Logit 模型分析實證結果

預測變數	係數	標準差	Z 值	P 值
EDF	329.2229	270.2125	1.218385	0.2231



R2	19.67498	8.883047	2.214890	0.0268**
R11	12.78077	4.652929	2.746822	0.0060***
R15	-111.9258	40.02798	-2.796189	0.0052**
R16	47.10377	17.56190	2.682157	0.0073***
R23	-8.355149	2.881856	-2.899225	0.0037***
R24	-0.183432	0.070209	-2.612656	0.0090***
AGE	-0.135894	0.070520	-1.927041	0.0540*
C	-7.945805	4.784965	-1.660577	0.0968*
LR 檢定	P-value			0.0000
模型區別能力				97.7%

註：\*，\*\*，\*\*\*，分別表示 10%，5%，1% 之統計顯著水準

表 6 危機發生前第三季 Logit 模型分析實證結果

預測變數	係數	標準差	Z 值	P 值
EDF	37.87914	19.51617	1.940911	0.0523*
R4	-4.303698	2.123111	-2.027071	0.0427**
R8	0.022816	0.008185	2.787416	0.0053***
R11	10.26404	2.884035	3.558918	0.0004***
R15	-76.29683	22.28832	-3.423176	0.0006***
R16	27.69061	8.456694	3.274402	0.0011***
R19	-34.34844	9.909665	-3.466156	0.0005***
R22	156.3565	63.07141	2.479039	0.0132**
R23	-8.641660	2.797280	-3.089308	0.0020***
AGE	-0.201719	0.064277	-3.138271	0.0017***
C	1.197658	2.099388	0.570480	0.5684

LR 檢定	P-value	0.0000
模型區別能力		96.4%

註：\*，\*\*，\*\*\*，分別表示 10%，5%，1% 之統計顯著水準

表 7 危機發生前第四季 Logit 模型分析實證結果

預測變數	係數	標準差	Z 值	P 值
EDF	24.66132	9.352085	2.636986	0.0084***
R11	5.615514	1.347829	4.166341	0.0000***
R15	-8.388476	2.756009	-3.043704	0.0023***
R19	-8.198260	3.276383	-2.502229	0.0123**
R24	-0.025222	0.012382	-2.037081	0.0416**
AGE	-0.062483	0.028149	-2.219699	0.0264**
C	-0.023755	0.884122	-0.026869	0.9786
LR 檢定	P-value			0.0000
模型區別能力				91%

註：\*，\*\*，\*\*\*，分別表示 10%，5%，1% 之統計顯著水準

## 伍、結論與建議

本研究之目的在於檢視用 KMV 公司信用監督模型(Credit Monitor Model)在國內信用風險評估之實用性，希望透過此一預警模型之應用，使企業在發生財務危機前，金融機構有充分時間採取應變措施，減少金融機構之損失，進一步改善金融機構之信用風險管理。在信用險預測架構上採用國內銀行評估信用風險實務上常用之 Logit 分析，並將 KMV 公司信用監督模型(Credit Monitor Model)計算出之違約機率納入預警模型中，實證檢測其是否能及早診斷出企業危機。

依據本研究實證分析結果，發現危機公司與正常公司之羅吉斯迴歸模型分析或是 KMV 信用監督模型的結果，都存在差異。而 KMV 信用監督模型所計算出之違約機率能於危機發生前之第三季及第四季捕捉樣本企業可能發生危機之跡象，因此，應將其納入危機預警模型之系統中以提昇整體模型之預測能力。本研究之

結果近一步提供證據支持部分國外前人著作之內涵，KMV 模型倘在資料取得無虞之情況下，應可協助金融機構診視企業危機，做為計算巴塞爾資本規定之應提資本之模型。本研究僅為嘗試性之分析，故而僅採用實務上通用之 Logit 模型加以檢視 KMV 模型之實用可能性，依本文實證結果似乎可近一步採用更為精緻之預警系統加以探討其實用價值，以發展出可供國內銀行選擇信用險評估內部模型。

## 參考文獻

### 中文部份

1. 沈大白、張大成、劉宛鑫(2002)，「信用評等模型之簡介」，中國商銀月刊，第 21 卷，第 11 期，pp. 1-5。
2. 林秀玫，「選擇權基礎企業信用風險評估—以臺灣地區上市公司實證研究」，淡江大學財務金融研究所碩士論文，2003 年。
3. 徐佳鈺，「企業違約風險之衡量—選擇權權評價模型之應用」，國立高雄第一科技大學金融營運所碩士論文，2004 年。
4. 林景春、陳達新、林允永、邱智偉，「銀行授信風險評估：KMV 實質選擇權理論的應用」，產業金融季刊，2000 年。
5. 林妙宜，「公司信用風險之衡量」，國立政治大學金融研究所碩士論文，2002 年。
6. 陳錦村、許通安、林蔓蓁(1996)，「銀行授信客戶違約風險之預測」，管理科學學報，第 13 卷，第 2 期，pp.173-195。
7. 周大慶、沈大白、張大成、敬永康、科瓊鳳，風險管理新標竿，智勝書局，2002 年。
8. 施淑萍，「財務危機預警模式與財務危機企業財務特性之研究」，東吳大學會計研究所碩士論文，1999 年。
9. 黃瓊華，「現金流量與傳統財務比率預測企業失敗之研究」，中華大學工業研究所碩士論文，1995 年。
10. 黃俊英、陳信宏(2002)，「羅吉迴歸在銀行業之應用」，企銀季刊第二十五卷。
11. 翁淑育，「台灣上市公司股權結構、核心代理問題及公司價值之研究」，輔仁大學金融研究所碩士論文，2000 年。
12. 財團法人金融聯合徵信中心，銀行授信與會計師查核意見，金融徵信叢書 No.48。
13. 黃建隆，「以市場模式衡量信用風險」，文化大學會計研究所碩士論文，2003 年。

14. 張大成(2003)，「違約機率與信用評分模型」，台灣金融財務季刊，第4卷，第1期，pp.。
15. 陳昱均，「類神經網路與模糊系統在企業倒閉風險預測之應用」逢甲大學財務金融學所碩士論文，2002年。
16. 饒多年，「從選擇權觀點探討我國上櫃公司違約距離與違約風險」，國立交通大學經營管理研究所碩士論文，2002年。
17. 鄭國瑞，「多項財務危機預警模式之探討」，國立高雄第一科技大學金融營運所碩士論文，2002年。
18. 李家豪，「依時共變數存活分析模型在企業信用風險之應用」，逢甲大學財務金融學所碩士論文，2002年。
19. 盧揚正、陳達新、郭哲男、駱茂榮(2001)，「新一代信用風險模型的介紹與運用」，台灣期貨市場，第2期。
20. 蕭振福(2002)，「財務報表分析」，企銀行訓講義。
21. 聶志弘，「公司債信用風險之評估－運用選擇權評價模式」，淡江大學財務金融學系碩士論文，2002年。

#### 英文部份

1. Allen, L., G. Delong and A. Saunders, "Issues in the credit risk modeling of retail markets," *Journal of Banking and Finance*, 28, 2004, pp. 727-752.
2. Altman, E. I., "Financial Ratios, Discriminate Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy," *Journal of Finance*, 23, 4, September 1968, pp. 589-609.
3. Amemiya, T., "Qualitative Response Model: A Survey," *Journal of Economic Literature*, 19, 1&2, 1981, pp. 481-536.
4. Saunders, A. and M. M. Cornett "Financial Institutions Management" 4<sup>th</sup> edition, The McGraw-Hill com. 2003 New York, N.Y.
5. Beaver, W. H., "Financial Ratios as Predictor of Failure," *Journal of Accounting Selected Studies*, 1966, pp. 44-62.
6. Bin, Z. and J. Zhang, "An Empirical Assessment of Asset Correlation Models," KMV corporation 2001.
7. Black, F. and M. Scholes, "The Pricing Of Options And Corporate Liabilities," *Journal of Political Economy*, 81, 3, 1973, pp. 637-659.
8. Chen, L. H., and T. W. Chiou, "A fuzzy credit-rating approach for commercial loans: a Taiwan case," *OMEGA International Journal of Management Science*, 27, 1999, pp. 407-419.
9. Crosbie, J. P., "Modeling Default Risk," KMV: San Francisco, California, U.S.A 1999.
10. Daily C.M. and D.R. Dalton, "Board of Directors Leadership and Structure: Control and Performance Implications" *Entrepreneurship: Theory and Practice*,

- 1993,pp65-81.
11. FitzPatrick, P. J., "A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Companies," *The Certified Public Accountant*, 1932.
  12. Gouriéroux, C. and J. Jasiak, "Financial Econometrics," Princeton University Press.2002.
  13. Jarrow, R.A., "Default Parameter Estimation using Market Prices," *Financial Analysts Journal*, 2001, 57, 5, pp.75-92.
  14. Jarrow, R.A. and S. M. Turnbull, "The intersection of market and credit risk," *Journal of Banking and Finance*, 24, 2000, pp. 271-299.
  15. Kim, K. S. and J. R. Scott, "Prediction of corporate failure: An artificial neural network approach," Southwest Missouri State University Working Paper.
  16. Laitinen, E. K. and T. Laitinen, "Financial Ratios and Different Failure Process," *Journal of Business Finance and Accounting*, 25, 7&8, 1994, pp. 893-919.
  17. Lee, S. H. and J. L. Urrutia, "Analysis and Prediction of Insolvency in The Property-Liability Insurance Industry: A Comparison of Logit and hazard Models," *The Journal of Risk and Insurance*, 63, 1996, pp. 121-130.
  18. Martin, D., "Early Warning of Banking Failure: A Logit Regression Approach," *Journal of Banking and Finance*, 1, 1977, 249-276.
  19. Nyberg, M., "Private Firm Model Introduction to the Modeling Methodology," KMV LLC, 2001.
  20. Ohlson, J. A., "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, 18, spring 1980, pp. 109-131.
  21. Opler, T., and S. Titman, "Financial Distress and Corporate Performance," *Journal of Finance*, 49, 1994, pp.1015-1040.
  22. West, R. C., "A Factor Analytic Approach to Bank Condition," *Journal of Banking and Finance*, 15, 1, 1985, pp.253-226.
  23. Winkor, A. and R. Smith, "Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations," *Bulletin No. 51, University of Illinois, Bureau of Business Research, Urbana*, 1935.
  24. Zmijewski, M. E., "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models," *Supplement to Journal of Accounting Research*, 1984, pp.59-68.