

## 論著

### 債信等級之決定因素（上）

郭敏華（世新大學財金系系主任）

債信應如何評估、如何分級，實務界與學術界均展現高度興趣。就實務而言，債信評估是否公正客觀，直接關係到受評公司的融資成本以及投資人的投資決策，因此如何正確評估債信，不但是債信評等公司最關心的經營核心問題，也是與債券發行公司及投資大眾利益攸關的問題。就學術而言，風險性資產的評價一直是財務學的主流議題之一，而債券評價是債信的函數，欲對債券做出正確評價，自須先對債信做出適當評估；再加上債信評等實務中涉及的主觀色彩至重，評等偏誤的風險很大，如能建立較客觀的系統模型，對債信評等實務當亦卓具貢獻，因此，過去卅年來，不斷有學者投入努力，前仆後繼，設法找出哪些因素是決定債信良窳的關鍵因素，以期能較客觀地評估及預測債券發行機構或是個別債券的償債能力。

在債信評等實務上，企業償債能力的高下或是違約機率高低，是透過一個制度化的評估過程加以評定。在此一程序中，包括許多複雜的層面與因素，其範圍大自一國的政經結構，小至財業務的細項資訊，不可謂不繁瑣。其中尚牽涉到許多非公開資訊，或是抽象的質化資訊，須賴高度的專業判斷。站在此一事實基礎上，即有識者認為，欲利用單純的、公開的財務資訊來預測債信等級，無異緣木求魚，註定是徒勞無功的。

另一方面，如果在最易於取得的公開資訊或是量化資訊中，能夠找到一組變數，利用統計模型即可預測債信等級，或者即使不能全然準確，只要具有令人滿意的預測能力的話，將會是債信評等上的重大突破，因為對於債信評等機構而言，一來可以彌補現行實務上債信評等程序冗長於時效上之不足，二來可以降低評估程序中的主觀因素甚或是個人的偏見與成見，同時減少機構性因素等的干擾，大大提高債信評等的客觀程度；就投資大眾來說，亦能十分有效地自行估計發行公司的違約風險。基於此等效益，利用公開資訊尋找債信的決定因素或是實際評等結果的有效解釋變數，一直是學術界相關研究的一大核心。正反兩種看法，均有其一定的正當性與理論基礎，至於孰者較能符合實際現象，本文將就現有的研究成果，做一系統性整理。

#### 一、概述

債信是一個相當抽象的概念，很難具體衡量，因此在研究債信的決定因素之前，必須先對債信的高低做一明確定義，甚麼樣的情況可稱之為債信良好，甚麼樣的情況被視為債信不佳。要回答這樣的問題，誠屬不易，而且每個人的判斷可能都不相同。除非已有客觀事實足以證明實際的債信如何，或者有公正客觀的權威評論宣告融資機構的債信等級，否則對債信品質的判定極難取得一致共識。而所謂的客觀事實，諸如已發生週轉不良、舉債本息延宕未繳、甚或宣告倒閉等，若聲稱該等公司「債信不良」，殆無疑義。至於所謂

的權威評論，S&P's與 Moody's經過數十年的市場考驗，皆已建立起全球性的信譽基礎，應尚足引以為據。因此，所有預測債信或是探尋債信決定因素的研究，可大別為二類，一是針對已有危機客觀事實的公司（註一），一是針對 S&P's與 Moody's的債信評等結果，來尋找決定公司債信屬於哪一個等級的關鍵變數。在第一類研究中，將債信大別為好壞兩類，或者較精確地說，是分為債信不良與非債信不良二類。所謂債信不良者，就是指已經發生財務危機的公司，非危機公司即視為債信正常者。發生財務危機的公司，自然是債信不良的公司。企業一旦發生財務危機，不論對投資人、供應商、顧客，或是員工，都有重大影響，如果能事先加以有效預測，不但相關人士可預作因應，公司本身亦能防患未然。因此，若能對危機的發生找出有效的預測變數，當即具有重大意義與價值。研究者利用危機公司與正常對照公司二組樣本的財務等資料，尋找最具區別能力的區別變數，並建立區別統計模型，冀期利用區別統計模型即可判別其他公司屬於哪一個群組：正常公司或是危機公司。第二類研究則是以實際的債信評等結果（如S&P's或是Moody's所公佈者）為應變數，尋找最能夠決定公司債信屬於哪一個等級的關鍵變數，但是由於債信等級由高至低有許多不同評級，在樣本數的限制下，欲將評等細分為多個等級，則預測正確率將大幅下降，無法獲致令人滿意的區別力，因此，大多數的學者仍將債信等級分為投資級與投機級兩組來處理。

所以，不論是第一類或第二類研究，研究方法相當類似，目的也都在尋求債信的決定因素，以及各因素間的相對重要性，以建立評等模型；若能獲得滿意的效果，就可用來評估或是預測一般發行公司的債信品質了。

理論上，營運正常的公司與發生危機的公司之間，或是債信品質不同的公司間，必然存在相當程度的差異。因此，一般預測財務危機的方法是，針對債信不佳（財務危機）的公司，各自尋找產業、規模等各方面與其類似、但是沒有危機事故的正常公司，當做對照組，並設法找出二個群組的特色差異所在；而債信等級預測類的研究，也是按不同等級的公司，尋找其間有效的區別變數。通常雙方差異程度越大的變數，越能夠將彼此區別出來，也就是越具區別能力。如能界定出哪些因素是二者差異最顯著的構面，就可將這些因素當做預警變數，隨時觀察並掌握公司債信是否正在發生重大變化。以下即就現有的研究發現做一系統性、整體性的介紹。

## 二、文獻回顧與整理

在整個變數探尋的研究過程中，絕大多數是以財務資料為主，後來亦陸續加入若干非財務性變數，但是整體而言，預測的核心仍是試圖由財務資料來判斷或預測企業的債信，即使是後來加入的少數幾個非財務性變數（如總體經濟變數、債權順位等），也是能夠量化處理或是明確無疑義的變數。畢竟，能夠量化的客觀資訊，在解讀上不致引起太大爭議，而財務資訊是最容易取得的公開資訊，投資人在實際應用上交易成

本較低，因此各研究均刻意避免引入非公開資料或是太抽象的資訊，以免減低評等模式的實際應用價值。

## (一) 國外相關研究

關於債信等級或是危機預測的研究，從最簡單的單項財務變數，到多個財務變數共同組合成一個多變量模型，再到將其他類型變數也納進來（如總體經濟變數、產業變數等）；從最直覺的多元迴歸模型，到線性區別模型、線性機率模型、累積機率模型，再到突破傳統統計方法的類神經網路等等，不一而足，豐富而斐然。

### 1. 單變量分析

在Beaver（1966）之前雖已有少數針對財務危機研究的文章（註二），但是直到1966年Beaver「以財務比率預測經營失敗」的研究之後，才引起廣泛的重視，因此一般都將該篇研究視為財務困難預測的鼻祖。Beaver就1954年到1964年間的危機公司隨機抽樣，共有79家危機樣本公司，再利用配對法，為每一個樣本公司尋找一個屬於相同產業、相似規模的正常公司做為配對比較，以檢視14個財務比率於兩組公司在失敗前五年的差異程度。Beaver所謂的失敗，是指凡有鉅額銀行透支者、優先股息未支付者、公司債違約者、或是宣告破產者而言。

Beaver將79對樣本先隨機分為訓練樣本與測試樣本二組，前者用來界定每一個財務比率的分界點，再以該分界點對測試樣本歸類，以檢測各財務比率的分類正確性。研究結果發現有些財務比率在兩組公司間確有顯著不同，其中「現金流量/負債總額」是預測經營失敗的最佳指標，其次為負債佔總資產比重，以及資產報酬率。

用單一變數就要來判定受評公司的債信品質，其週延性與代表性未免令人大感疑慮。畢竟，所謂的償債能力，既要觀察其獲利性，也要關心其安全性、流動性等等，以一個簡單的財務指標來做複雜構面的分類，顯然有很大的問題。不過從另一個角度來說，觀察美國經信用評等機構評等之企業，不同等級的公司間，若干財務比率確可觀察到相當程度的差異，如下表所示。可見以單項變數來區別出公司債信的高下，雖因過程簡化而令人難以全然信服。但是債信好與不好之間，在許多財務比率上確實呈現顯著差異，則是不爭的事實。一言以蔽之，單一變量的差異是債信品質差異的必要條件，而非充分條件，更不是充要條件。

表13-1 債信評等與財務比率舉例

---

1991-1993年財務比率中位數（僅限製告業）

佔所有受評

S&P's 公司家數之 長期資本稅 稅前利息 與營業有關之 長期舉債/  
 債信評 比重\* 前報酬率 涵蓋率 營運資金/ 資本總額  
 等 舉債總額

A A A 1.2% 24.5% 19.9 136.8% 11.0%

A A 5.4 18.4 8.9 75.1 19.3

A 16.2 13.7 4.7 44.3 30.9

B B B 19.5 9.7 2.5 29.3 39.5

B B 26.1 9.6 1.6 17.9 50.5

B 28.6 6.4 0.7 8.5 58.9

C C C 1.1 5.5 0.5 1.5 75.4

\* 1994年9月之評等，以1989-1993年間有公開資料之公司為計算樣本 資料來源：郭敏華編譯，民  
 87，企業分析與評價——財務報表分析之應用，引用S&P's Global Sector Review (October  
 1994)。

## 2. 多變量分析

由於單變量無法衡量企業各種複雜多變的面相，乃有多變量的發展，兼顧 財務表現中的  
 多項層面。也就是將各層面具代表性的財務比率，各賦予一 個權重，組成一個綜合財務指標，用  
 以評估企業信用之高下。Altman (1968) 即率先將多變量分析用於預測財務困難公司，採取逐步  
 多元區別分析法 (stepwise multiple discriminant analysis) 決定樣本的區別模型。所謂多元  
 區 別分析，其基本邏輯是，由二個 (或多個) 不同的群體中分別抽樣，就抽 樣出來的樣本尋找能  
 夠區分二群樣本的一組關鍵變數，並經衡量各關鍵變 數的區別能力後，予以加權組合而得到一項  
 區別函數，當做區別二群體 (或 多群體) 的模型，就是所謂的多元區別模型。

Altman的研究設計亦仿照Beaver，就1946年至1965年中宣告破產的33 家公司作為研究樣  
 本的實驗組，再按各樣本的行業與規模尋找類似的對照 公司，以為配對比較。Altman所選用的財  
 務比率有22項，利用逐步多元 區別分析逐步選出五個最具預測能力的財務比率，結合成一個線性  
 模型， 並定名為Z值模型。其模型組成為：

$$Z_i = 0.012X_1 + 0.014 X_2 + 0.033 X_3 + 0.0064 X_4 + 0.999 X_5$$

其中

$$X_1 = (\text{流動資產} - \text{流動負債}) / \text{資產總額}$$

用以衡量企業的流動能力。

$$X_2 = \text{保留盈餘} / \text{資產總額}$$

可反映企業將利潤保留於公司，憑以發展未來的潛力。

$$X_3 = \text{息前稅前淨利} / \text{資產總額}$$

旨在評估企業在不舉債的情況下，其獲利能力如何。

$$X_4 = \text{權益（含優先股）市值} / \text{負債總額}$$

用以衡量自有資金的程度。

$$X_5 = \text{銷貨收入} / \text{資產總額}$$

評估資產創造收入的效率。

此一區別模型的臨界值為2.675。也就是說，將個別公司上列五項財務比率數值代入該模型，所算出來的分數，如大於2.675，即歸類為正常公司，否則即屬危機公司。在該研究中對破產前一年的正確區別率達95%，前二年的正確區別率為72%，二年以上的預測力就不高了。檢測正確區別率的具體做法，是在分類完成後，就測試樣本實際上是正常公司抑或破產公司，與區別模型的歸類做一對照比較，結果「猜中」的比率在破產前一年為95%，前二年為72%。

基於此一模型的變數中並未涵蓋風險觀念，亦未考慮規模效果，於是Altman等人俟後（1977）將原模型加入二項變數並稍作修正，重新建立模型，稱為Zeta模型。此一新的模型包括七項變數：資產報酬率、盈餘穩定性、利息保障率、流動比率、累積獲利情形、資本總額，與規模（有形資產），據稱預測效果良好，在實務上亦多所應用，甚至據以設立一個風險分析的專業機構Zeta Services，將受評公司的破產風險，利用多元區別分析計算各自的Zeta分數來衡量，再將評估結果售與各機構投資人。將Zeta模型用於1962年至1975年間111家企業樣本（其中53家屬破產公司）上，分類正確率在破產一年前高達93%，四年前可達80%，即使破產五年前亦可達70%。但是Altman亦指出，隨著環境的改變，財務危機預測模型亦須因應調整，沒有任何時點、任何情境都適用的危機預測模型。

類似的研究很多，例如，Horrigan（1966）、Carleton & Lerner（1969）、Pogue & Soldofsky（1969）、West（1970）、Horton（1970）、Pinches & Mingo（1973, 1975）、Altman & Katz（1976）等等。除了多元區別分析外，多元迴歸模型早期亦多所應用，如

Horrigan (1966)、Pogue & Soldofsky (1969) 和 West (1970) 等。其中 Horrigan (1966) 可能是最早針對公開債信等級提出預測模型者，在其研究中使用多元迴歸模式預測 Moody's 與 S&P's 的評等，對各個不同的等級賦與主觀數值，如 Aaa 為 9，Aa 為 8，最低為 C，數值 1，餘類推。最後的迴歸模式包括 6 個變數：資產總額、債券順位、營運資金對營收之比、淨值對負債之比、淨值週轉率，與淨利率等，其預測正確率對 Moody's 為 58%、S&P's 為 52%。其次，West (1970) 也使用多元迴歸模式，利用多元迴歸模型預測 Moody's 與 S&P's 的投資級債信評等，將 Fisher (1959) 用以估計風險溢酬的自變數，拿來建立一個多元迴歸模型，針對 Moody's 評等在 B 級以上的公司債建立等級決定模型，其變數包括九年的獲利變異性、償債期間、負債權益比率，與在外流通的債券總額等四個，正確率為 62%。相較於前面的危機預測，二者的正確率均不算高，原因之一是前面的預測只有二類，非高即低，債信等級預測卻可能多達九個等級，在其他條件固定下，預測正確率下降，事屬必然。於是 Pogue & Soldofsky (1969) 又回到高低二組的預測，即利用 0 與 1 的應變數迴歸模式（又稱為線性機率模型），針對 1961 年至 1964 年間接受 Moody's 評等之公司債，預測其屬於投資組或投機組中的哪一組；該模型之自變數包括長期負債佔總資產的比率、稅後淨利佔淨資產的比率與其變異係數、淨總資產、利息保障倍數。由於評等僅分為高低二組，故預測正確率較高，達 80%。

Pinches & Mingo (1973) 則是率先利用因素分析與區別分析以預測發行債券之債信等級者，也就是先將眾多的觀察變數利用因素分析法縮減成幾個相互獨立的重要因素，再來建立區別模型，所運用的自變數包括連續發放股利的年數、發行量、利息涵蓋率、長期負債佔資產比重，以及債權順位等等，其對 Moody's 的預測正確率為 65%。Pinches & Mingo (1975) 又改採二次式區別函數，同時針對優先順位與次級順位的債券進行預測，結果正確率提高了五個百分點。

### 3. 時間趨勢干擾之消除

財務危機大半不是一夕之間發生的，而是經過一段時間惡化的結果。而財務比率本身往往也存在一定的趨勢，或者具有均數復歸的現象（註三），也就是說，財務數字所呈現出來的趨勢型態中，可能包括了一般正常趨勢以及公司本身獨特債信變化二種成份，如果要萃取出真正屬於債信變化的部份，在利用財務比率建立區別模型之前，似應先將財務比率隨時間而變化的自發性演變排除掉，再來建立區別模型，較為合理。基於此一想法，Meyer & Pifer (1970) 以 39 家失敗銀行與同時間、同地區、開業時間相似的正常經營銀行為配對樣本，並直接採用 Altman 研究中的變數。其特色是把時間因素考慮進來，也就是先將各項財務比率對時間做迴歸，找出時間趨勢，再到線性機率模型中，建立區別模型。研究結果顯示，在危機前一至二年，約有 80% 的危機

銀行可以被成功地預測出來，但是三年以上的預測力就不盡理想了。

Altman與Meyer & Pifer都是利用財務危機前的財務資料做為多元區別分析模型的解釋變數，前者單純地利用各項財務比率的絕對數字，Meyer & Pifer則為了消除時間趨勢的干擾，對所有Altman所提出的自變數都對時間變數做迴歸，找出財務危機前的時間趨勢、變異係數、與偏離趨勢值的誤差項，再連同原有的財務比率一起進入模式篩選。二者所運用的方法都具有相當不錯的預測能力，但是一簡一繁，相去甚多。

Collins (1980) 即針對這兩種繁簡不一的方法，利用美國Credit Unions發生財務危機的財務資料，來檢視二者的預測能力，企圖瞭解Meyer & Pifer較複雜的方法所投入的成本是否值得。研究結果發現，引入趨勢干擾、變異性等考慮的實證方法，雖在理論上應更具效力，但經實際資料的檢視，卻發現其預測正確率並不如簡單的財務比率預測模式。因此在後來的研究中，已鮮見消除時間趨勢的處理。

#### 4. 統計方法的改善

眾多研究均採用多元迴歸、線性機率模型、或是多元區別分析，也都有不錯的區別力，正確區別力甚至有高達90%以上者，十分驚人。如果以幾個簡單的財務比率就能獲得如此之高的預測能力，則學術模型就達到最高應用價值了。但是事實上，這些研究在方法上存在兩個相當嚴重的統計問題：

第一，統計模型的限制：

1. 多元迴歸模型中，原始的債信等級本屬於順序尺度變數，非迴歸模型所能處理，不得不對各等級按順序給予一組連續數字（如Horrihan由1到9），但是這種處理方法等於隱含了一項等距假設：任何兩個相鄰的等級之間，其風險差異程度都是相等的。比如說，AAA與AA之間的風險差異程度，與B和CCC之間的差異程度相同。此一假設顯然有違事實（註四）。
2. 將分類變數用在迴歸分析，也就是所謂的線性機率模型，無法使預測出來的事件發生機率值座落在0與1之間，完全違反機率定義。
3. 多變量區別分析法本身存在頗為嚴格的假設，各項變數須服從多元常態分佈、失敗與未失敗公司間的樣本變異數—共變數矩陣必須相等，然而在檢驗實際資料時，絕大

多數都不符合這樣的假設要求。因此，儘管這幾種方法在財務危機的預測上相當普遍，它的適用性已引起相當的疑慮。

## 第二，過度抽樣問題：

危機公司與正常公司母體比例不對稱。自Beaver與Altman以來的研究，其危機公司與對照公司間都是1:1，但是在實際的環境中，尤其是上市公司，經營失敗公司所佔的比重遠遠低於正常公司，換言之，在1:1的研究設計中，可能產生過度抽樣或是樣本自我選擇的問題，以致高估了模型的預測能力。

基於這二個問題，Ohlson（1980）首度試圖利用假設條件較為寬鬆的logit分析來建立預測模型，並拉大實驗組與對照組間的樣本數差異。Ohlson以1970年至1976年間105家破產公司及2058家正常公司為研究對象。採取九項財務變數來估計模型，實證結果，其中有四項財務資料對評估破產機率具有統計顯著性，依序是：(1)規模（總資產除以GNP物價指數後，取對數）、(2)資本結構（總負債/總資產）、(3)資產報酬率，或來自營業的資金/總負債(4)短期流動性（營運資金/總資產、流動負債/流動資產）；而正確區別力亦高達92%以上。

自從Ohlson改用logit分析，並證實其具有良好的預測力之後，已有越來越多的財務危機預測研究，改用logit或是probit分析，或是同時採用多種不同的統計模型，只利用迴歸分析或是多元區別分析的研究已不多見了。

## 5. 加入現金流量資訊

在危機預測的多變量研究中，絕大多數是以傳統廣泛使用的損益表及資產負債表應計基礎下的相關比率為主。但是鑒於真正直接影響企業週轉能力的應是現金流量，已有越來越多的學者將部份注意力轉移到現金流量表上。Casey & Bartczak（1985）以及Gentry, Newbold and Whitford（1985, 1987）即以現金基礎的資金流量模型作為破產預測研究的基礎，前者採營運資金為基礎的現金流量表，其研究結果顯示，把營運現金流量加入一般財務比率的自變數中，並不能提升解釋或預測力。Gentry等人之研究，選取八個現金流量相關變數：來自營業活動的現金流量、營運資金、融資、固定設備成本、資本支出、股利、其他資產與負債的資金流量，以及現金及有價證券的變動等。實證結果亦發現，來自營業的現金流量無法改善整體分類準確度，但是現金股利之減少對財務危機具有十分顯著的預測能力，可能是因為陷入財務困境的公司，營運現金的週轉已發生困難，自然無暇顧及現金股利的發放。由於國情不同，台灣的投資人多半偏好股票

股利，此一實證發現可能不適用於我國。

類似的研究成果相當豐碩，但是Belkaoui（1980）指出，過去的研究所選取的財務變數都只是實驗後所選出來的，缺乏理論基礎。Belkaoui認為應以經濟理論指出關鍵要素後，再選取解釋變數，才是較束適的方法；他主張債券等級是由公司、市場、與契約（indenture）等三大變項互動決定的，也就是公司的償債能力、市場對公司的獲利期望、以及公司所能提供的其他保障。公司償債能力旨在描述公司提供債權人適當保障的能力。此一能力取決於規模與保障因素。規模因素著眼於安全性，而安全性又決定於公司所能掌控的資源，按層次的不同，可由公司的全部資源、舉債的多寡、長期資本密集度，以及短期資本密集度等角度來看，屬於一種存量觀念；保障因素則是一種流量觀念，衡量公司按時還本付息的能力，須觀察公司的財務資源流量，按層次的不同，可由公司的整體流動性、負債保障能力來觀察。而市場對公司的獲利期望，是為了衡量公司為其所發行的各種證券創造有利的市場反應的能力，因為市場反應代表著投資人對公司績效的期望。至於契約保障因素，則是希望透過債券契約條款來瞭解發行公司所能提供的其他保障（如抵押品的提供、股利發放的限制等），此一變量雖有實證操作上的困難，但仍應列入考慮。

Belkaoui該研究採取逐步線性區別分析，以S&P's所公告的前六等級（由AAA到B）的評等債券為研究對象，將上述所考慮的三大因素納入模型中，操作變數包括：資產總額（代表規模因素）、負債總額（代表舉債程度）、長期負債佔總資本來源的比重（代表長期資本密集度）、短期負債佔總資本來源的比重（代表短期資本密集度）、流動比率（代表公司的整體流動性）、固定財務支出涵蓋率（代表舉債保障程度）、權益市價對帳面價值比（代表投資人對公司的預期），以及債權順位（代表最重要的契約變數）。實證結果，變數重要性依序為流動比率、固定財務支出涵蓋率、長期負債對總資本比率。最後結果實驗組正確率為62.5%，測試組為65.9%。

一路看下來，學術研究上所採行的統計模型相當多元，雖各有不同的限制，但彼此的預測力是否高下有別，自然是令人感到興趣與好奇的問題。為了檢測不同統計模型的預測效果，Ederington（1985）將線性迴歸、區別分析、ordered probit，以及unordered logit等四種統計模型使用在同一組資料、同一組變數上。據其研究結果，ordered probit模型的預測正確率最高，為78%；其次為unordered logit，73%；區別分析再次，69%；最低的是線性迴歸，為65%。而根據Gentry, Newbold and Whitford（1987）等同時運用多元區別分析法、Probit分析，以及logit分析三種方法，以比較不同方法的預測結果，則發現logit模型的預測效果最好，正確率在77%至83%之間。

## 6. 加入總體經濟變數

以上各研究的重點，都是針對企業本身的內在條件，特別是財務狀況，來尋找財務危機的預測變數。然而，企業的經營深深受到總體環境與產業環境的影響，外在環境的變化在債信的轉變或是危機的發生上，可能也扮演了很重要的角色，在實務上債信評等的程序中，環境分析更是一切債信分析的起點，換言之，在探討危機的發生時，經濟環境似不宜略而不談。

Rose, Andrews, & Giroux (1982) 便將總體經濟變數加入預測模式中，發現多項總體經濟指標確實對公司經營的成敗呈現顯著影響，包括道瓊工業指數、失業率、AAA級公司債利率、自由準備、毛儲蓄率（毛儲蓄/GNP）、企業投資變動、企業平均每小時產出，以及耐久財新訂單對GNP之比等。

同樣地，所處景氣週期的階段不同，會不會影響到債信決定因素也有所變化，也值得進一步瞭解。Mensah (1984) 指出，過去對企業危機（債信惡化）預測的相關研究，所得到的區別模型，其內涵歧異甚大，其中一個可能的原因就是，各研究把連續數年的財務資料一起放進模式裏，完全沒有考慮到總體環境的循環變化，根本昧於衰退期破產率顯著上升的事實。事實上，Altman & McGough (1974) 就曾將Altman (1968) 以1946-65年間的樣本所建立的區別模型，用在1970-73年的資料上，結果，區別正確率由前者的95%降到82%；Moyer (1977) 同樣移用到1965-75年間的樣本上，結果正確率更是降到75%，如果不用Altman的模型，而自行利用該期間的資料來建立區別模型的話，則此一正確率可達90%。由此即可見，同一個模型不可能適用於所有期間。Mensah認為所處景氣循環階段的差異是最重要的一項影響因素；而景氣高低主要是表現在通貨膨脹率、利率與信用寬鬆程度、以及產業循環上。通貨膨脹率使廠商的產銷成本上升，當不易較嫁至消費者時，即對業者造成不利影響；利率高、資金緊時，廠商的資金成本高過獲利邊際的可能性升高；同樣地，在步入衰退初期或是即將復甦之際，那些資本薄弱、現金流量不足、存貨與應收款餘額居高不下，與銀行又無堅實往來基礎的廠商，最可能禁不起銷貨長期不振的打擊。因此，Mensah按照這些變數將1972-80年間的樣本分為四個不同的階段：階段I：穩定成長期（1972年1月至1973年1月），階段II：衰退期（1973年2月至1975年3月），階段III：復甦期（1975年4月至1977年12月），以及階段IV：停滯期（1978年1月至1980年6月）。根據Mensah的研究發現，在不同的總體經濟情況下，公司財務危機預測模型的結構確實不同，預測正確率亦有差別，因此不同的景氣階段似應採用不同的預測模式。或者說，不同的外在環境需要不同的危機預測模型。

## 7. 加入產業變數

財務比率基本上是一種相對的概念，並無絕對的數值可定論其好壞，例如，傳統習以2作為流動比率的門檻，但是過高的流動比率也許潛藏著不正常的應收款或是存貨，反而是包著糖衣的毒藥。此外，不同產業也會表現出不同的財務特性，何謂高何謂低，難以一概而論。

財務比率可以十分成功地對不同產業加以區別。不同的產業間，財務比率呈現不同特質，或者說，不同的產業特性使財務比率呈現差異。Bowen, Daley & Huber (1982) 針對九個四位數S I C產業分析，發現各產業的資本結構具顯著差異，而且經最小顯著差異法(least significant difference method)檢視，此一顯著差異並非由某一極端的行業比率所造成，Perry, Henderson, & Cronan (1984) 針對六個不同的產業，各自選取不同的財務變數來建立各個產業的區別模型。結果發現，將產業分開建立不同的區別模型，其預測力顯著高於所有樣本混合在一起的預測力。Platt & Platt (1990) 先將樣本公司的財務比率先以產業平均財務比率平減，再以logit模型建立相對財務比率的預警模型(註五)，經檢定其預測效果，顯示相對財務比率的預測效果優於未調整的財務比率。在相對財務比率方面，前三年的預測正確率分別為90%、93%、86%；而未調整財務比率所構建的模型，預測正確率只有78%、89%、67%。凡此皆支持了產業間的財務特性確有差異存在，在檢視債信等級決定因素時，不可漠視。

### (二) 國內相關研究

國內債信評等制度仍屬發展初期，尚無針對評等結果的預測研究，但是關於財務危機的預警模型，則早在民國六〇年代即已出現(何太山，民66；賴耀群，民66)。二十餘年來的研究，大致遵循美國學者的研究模式進行，但除了傳統統計模型外，近來亦見嘗試利用類神經網路進行預測者，以下分別做一介紹。

#### 1. 傳統統計模型

限於國內資料取得的困難，國內針對財務危機方面的研究對象，可大別為二類，一類是上市公司，蓋上市公司的財務資料取得比較容易，乃以上市公司中的降類或是全額交割股做為危機企業的樣本；另一類是銀行授信戶，即透過銀行聯合徵信中心或是研究者本身職場或其他管道，獲取銀行內部違約戶的資料，以之做為危機企業。第一類研究如陳肇榮(民72)、張紘炬與潘玉葉(民80)、黃美月(民86)等，以及多篇碩士論大，如陳明賢(民75)、陳蘊如(民80)、林銘琇(民81)、劉建和(民81)、黃文隆(民82)、陳鳳儀(民84)等；第二類研究在碩士論文中亦不乏作品，如何太山(民66)、賴耀群(民66)、周詩添(民67)、徐健進(民

73)、黃小玉(民77)、黃宏志(民82)等。以下即做一整體概述。

何太山(民66)仿Altman(1968)的多元區別分析,針對商業銀行放款建立信用評分模型。該研究從兩家銀行在民國64至65年間的授信戶中,選擇55家信用優良戶(按時償還本息者),以及52家信用不良戶(發生逾期不還經銀行催收者),以授信戶的財務比率建立區別模式,測試結果正確區別率為91%。賴耀群(民66)、周詩添(民67)也進行了類似的研究,但是在這兩篇研究中,引入了幾項非財務比率,前者包括客戶往來信用紀錄、產品銷售範圍、貸款性質,以及行業別;後者則包括負責人的學歷、一般往來信用、產品的未來性、產品的受歡迎程度,以及獲利趨勢。實證結果,賴文對測試樣本的正確區別率為91.7%,周文則僅有70%。黃小玉(民77)則同時利用區別分析模型、線性機率模型、probit模型,以及logit模型,針對民國74年至76年間銀行授信戶中,出現放款到期未還、或是積欠利息達三個月以上的公司計30家,作為實驗組;另依行業別、公司規模,選擇與實驗組公司類似的配對公司,是為對照組。先利用主成份分析法萃取五個財務比率為代表性變數,分別是負債總額/資產總額、固定資產/股東權益總額、營業收入/資產總額、(由營業而來之淨利-利息費用)/營業收入,以及利息費用/營業收入。並就此五項財務比率分別建立區別模型、線性機率模式、logit模式,以及probit模式。最後實證結果顯示,四項模式均具有一定的預測力,但作者建議logit是較佳的評估模式,因其轉換程序容易,成本較低,計算也較簡單;在該研究中logit模型的預測正確率為80%。

陳肇榮(民72)則跳開銀行針對授信戶評估的立場,而是針對中大型企業的財務危機建立預警模型。仍延用過去單變量分析與多元區別分析模型的統計方法,發現就單變量分析來看,營運資金比率(營運資金/總資產)是最具區別力的指標。就危機發生前一年來說,多變量區別模型對測試樣本的正確區別率為80%。

一如Ohlson(1980)率先將logit模型用於危機預測,在國內的研究中,陳明賢(民75)首先將logit模型與probit模型應用於財務危機預測。該研究以民國72至74年間11家被列為全額交割之公司為樣本,遵循一貫的研究方法——配對法,並找出九項區別力較佳的財務比率,以之構建probit與logit模型。張紘炬、潘玉葉(民79)與陳蘊如(民80)亦採同樣的危機定義,但為避免過度取樣(oversampling)之弊,在取樣上不再採1:1,前者的危機公司有18家,正常公司32家。後者更採1:4之配對法,以危機前三年的財務資料與九項總體經濟指標為預測變數,利用羅吉特逐步迴歸法建立前三年各年度的預測模式。研究結果發現,在三年度的預測模式中均呈顯著的財務比率是負債比率(負債/資產)。

另外，觀察財務危機公司的財務資料可發現，危機發生前三年年底的流動負債均較流動資產為大，顯示有部份流動負債流入非流動性資產。至於總經指標，該研究中均未達10%的統計顯著水準。另外，類似前面在討論國外文獻中所提到的，當現金流量資訊逐漸受到重視後，很自然就引入了財務危機預測的模型建立中。國內的發展亦然，邱志榮（民80）除了選取傳統財務比率做為預測變數外，亦將現金流量比率變數納入模式內。在該研究中，對危機企業的定義略有不同，是以國內上市公司於國78年7月公佈列為營運困難公司19家與被裁定下市公司4家，作為危機公司樣本。實證結果卻出乎預期，以傳統財務比率為變數的預測力較採現金流量變數的預測力還高。現金流量變數中，以現金股利/淨現金流量最為顯著。同時也發現，logit迴歸模型較線性機率迴歸模型的預測力高，準確度最高為90.5%，最低為71.1%。

陳鳳儀（民84）同時針對全額交割股與股票降類公司，利用logit模型建立預測模式。其所含括的變數包括財務類與總經類變數，總資產週轉率、以市值計算的淨值報酬率，與週轉率皆為重要的解釋變數，但是總體經濟變數的影響都不顯著。在各變數中，以總資產週轉率為最重要，但是當樣本僅限於全額交割股時，此一變數卻未出現。

該研究結果可能意味著，使上市公司股票降級或是落入全額交割股的經濟原因並不相同，或者說，對危機企業的定義不同，就有不同的預測變數。其次，市價較諸帳面值更具預測效率。至於總體經濟變數不具影響，可能是因為該研究以配對方式與分組對應取樣方式來檢視財務困難公司預測變數的實證方法，本來就無法區別總體經濟變數的影響。

同樣基於傳統的預測模式多以財務比率為模式建立基礎，而未考慮到總體經濟變數的缺失，黃美月（民86）在預測變數中將總體經濟指標加入，連同傳統的各项財務比率，試圖建立一套財務危機預警模式。其研究方法仍是利用危機企業（全額交割股）與正常企業之配對，以財務比率為素材，分別建立線性機率迴歸預測模式與logit迴歸模式，比較哪一項模式的預測能力較佳。實證結果顯示，以傳統財務比率及總體經濟指標為變數，較現金流量比率變數對企業營運危機事件發生之預測準確度較高；在預測模型方面，則以logit模型優於線性機率迴歸模型。

為觀察總體經濟與產業環境對危機預測模型的影響，黃文隆（民82）利用上市股票變更為全額交割股的危機公司，其危機發生前五年的財務資料、總體經濟變數、與產業變數，以配對方式估計廠商發生財務危機的機率。在經過對基本資料的檢定，發現各變數多違反常態性檢定假設，故捨多元區別分析而選用logit分析法。並以Bartlett球形檢定發現值得進行因素分析，故先以因素分析找出因素分數做為模式構建變數。研究結果發現，產業變數與總體經濟變數具有顯

著的預測效果，而且距離危機時間點越早，其效果越大。純財務變數所建立的模型，在短期的預測有效，長期效果較差。

鑒於產業對預測模型具有一定的影響，黃宏志（民82）亦仿Platt & Platt（1990）之研究設計，將產業相對財務比率引入模型。該研究以民國78年至81年間，單一產業電工器材業中43家銀行放款違約公司、43家履約對照公司為研究樣本，亦按是否獲准核貸分為二組。實證結果和Platt & Platt的結論一樣，相對財務比率確實優於原始比率的表現，正確區別率為93.3%。事實上，針對產業效果的研究，大多顯示產業間的財務比率存在顯著差異，例如，劉逢良（民74）探討六種製造業的財務比率是否具穩定性，結果發現在18項財務比率中，有15項都存在顯著差異。蔡景三（民75）以紡織業為研究對象，發現在22項財務比率中，紡織業有11項比率與其他產業具顯著差異。莊朝發（民80）針對行業間存貨週轉率與應收帳款週轉率進行研究，發現產業的不同對此二項重要財務比率均有影響。侯委晉（民84）針對我國上市公司財務比率是否因產業不同而具有差異性，加以實證探討，結果發現，就整體產業而言，以財務比率來區分產業，三年平均正確率為69%，顯示不同產業間的財務比率確呈不同特性。總而言之，任何一個精心建立的信用評等模型，都不可能於所用產業一體適用，不同產業有所適合之獨特模型。

## 2. 類神經網路預測

危機預測研究除了上列各項傳統的統計模型外，拜電腦科技突飛猛進之賜，晚近利用必須大量試誤運算的類神經網路也漸成為另一項新的選擇。例如，李致寬與郭祥兆（民84）利用類神經網路為銀行授信業務提供破產預測，期能以另一種不同於統計模型的方法，提高預測能力。

該研究以台灣地區股票公開發行上市公司為來源，蒐集營運困難公司（以全額交割進行股票交易之公司，計28家）全額交割開始日前三年的財務資料，同時尋找營運正常的配對公司28家。取樣年度長達18年（民國63年至80年），共159筆資料。和前面的統計模型一樣，將所有樣本以隨機抽取方式分成訓練樣本及測試樣本，前者約佔總樣本數的75%，作為訓練模型之用，測試樣本則是作為驗證該模型的正確性。測試結果發現，三年平均總錯誤率為5.95%，標準差為2.78，顯示類神經網路所建立模型的穩定性相當不錯。

謝俊宏（民85）亦以類神經網路應用在財務危機的預警上。但是該研究的重點係在尋找一個較佳的電腦化財務評級方法，而非評估準則選擇，特別是試驗類神經網路是否優於logit模式，因此在變數的選取上僅綜合過去專家的單變量分析研究，以八個業經實證具有區隔能力的財務變數作為評估財務狀況的準則變數。

該研究由銀行聯合徵信中心民國79年初至81年底不同產業中隨機抽取60家公司樣本，其中30家係違約發生呆帳的公司，另30家為財務正常公司。利用類神經網路中的監督式學習網路，輸入層包括八個節點，代表八個財務變數，隱藏層表示財務變數之間的內在關連，而輸出層即為判定等級。研究結果顯示，類神經網路正確區隔率可高達93%。至於logit模式方面，先經因素分析萃取出三個財務評估因素，再就相同樣本建立logit區隔模型。將60筆樣本資料代入，結果正確區隔率為81%，顯示類神經網路較傳統的線性機率模式更具區別能力。（待續）

## 註釋

註一：所謂危機公司，有多種不同的定義，也有稱為財務困難公司、破產公司、困難公司、失敗公司等名稱，不一而足。

註二：如Ramser & Foster (1931), "A Demonstration of Ratio Analysis," Fitzpatrick (1931), "A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with those of Failed Firms," 與Merwin (1942), "Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries: 1926-36" 等。

註三：例如ROE和其他投資報酬的指標都具有平均數復歸的特性，也就是說，高於或是低於平均數的公司，通常會在三至十年內回復到正常的平均報酬水準。

註四：按Moody's 針對1970-1995年間受評企業的統計，Aaa級年平均違約率0.00%，Aa級0.03%，Ba級1.42%，B級則高達7.62%。

註五：更早也曾出現類似的處理方式，如Horrigan (1966) 與Kaplan & Urwitz (1979) 等。

[《回目錄》](#)