

## 考慮偏誤修正後之財務預警模式：以台灣上市電子業為例

周賢榮\*、鄭文英\*\*、菅瑞昌\*\*\*、吳千慧\*\*\*\*

### 摘要

從Beaver(1966)與Altman(1968) 提出企業財務預警模式後，便逐漸引起後續學者對此議題廣泛討論與研究。在歷經40年的研究中，雖然財務預警的分析能力有長足進步，但仍然存在些許偏誤問題尚未解決，例如在樣本選取、變數分類及財務預警模型的選擇，因此本文提出解決財務預警偏誤的方法。此外，在修正偏誤的基礎下，本文以台灣上市電子業公司為研究對象，估算發生財務危機的風險機率，並提供投資者在選股時用來判別公司財務經營狀況的參考指標。

實證結果發現，在修正偏誤下偵測台灣上市電子業公司財務經營階段之整體判別率達93%，且負債佔資產比率及每股盈餘具有最適判別能力。在估算相對風險方面，當負債佔資產比率減少1%時，發生財務危機的風險可減少33%，而每股盈餘減少1%時，則其發生財務危機的風險會增加6.98倍。此外，將負債佔資產比率及每股盈餘財務比率值代入羅吉斯迴歸模式中，若大於-0.539，則判定該公司為經營正常公司；若計算之值介於-0.539至-12.059間，則判定該公司為輕度危機公司；若計算後之值小於-12.059，則判定該公司為重度危機公司。

關鍵字：財務預警模型、偏誤修正、次序羅吉斯迴歸模型

---

\*國立高雄第一科技大學金融系教授

\*\*國立屏東科技大學企業管理系副教授

\*\*\*國立高雄第一科技大學金融系副教授

\*\*\*\*國立高雄第一科技大學管理研究所博士候選人

## 壹、緒論

自從1997年亞洲金融風暴發生後，企業界陸續爆發公司財務危機，例如東隆五金、新巨群、羅傑建設、國產汽車、國揚實業、廣三集團、海山集團、霸菱銀行(Barings Bank)及安龍(Enron)等企業。爾後如博達、衛道、訊碟、皇統等地雷股事件後，又爆發力霸集團掏空案，使得投資人虧損連連。近期因為全球的金融海嘯，引爆國內外股市動盪不安，促使銀行體系之局部資金產生流動危機。而企業一旦發生財務危機，不只企業本身可能出現破產倒閉，更使股東、債權人與員工等利害關係人的權益遭受損害。因此，若有一套良好的財務預警模型，不僅可以使資本市場更加健全，也可保障投資者權益，更重要的是，可以提升國內經營環境的品質，增加其競爭力。

利用統計方法分析公司財務經營狀況最早從Beaver[7]開始，經過40多年的努力，在財務判別能力上雖然已有長足的進步，但是至今仍然存在一些可能造成預警偏誤的問題尚未解決。對此本文提出三個問題並試著找出其修正方法。第一，樣本選取問題。在財務經營或財務危機預警方面的研究，最常面臨樣本選取的問題，過去學者(Altman[6], Odom and Sharda[25], Espahbodi[13], Musa[24])大多依據Beaver[7]所使用的配對法，此方法是先以危機公司為主，再尋找與危機公司「相近」的非危機公司，最後將兩個群體賦予「比例」進行預警。配對法雖然簡單好用，但是缺點除了定義上的困難外，最大問題是會造成財務危機判別上的偏誤。首先，何謂「相近」？不同學者對此有相異之見解，例如Beaver[7], Koh and Tan[18]認為公司資產規模須相近，Blum[8], Gentry[15], Zhang, [34], Ugurlu and Aksoy[23]則認為要相同產業，Altman[6], Gentry, Newbold and Whitford[15], Deng and Wang[12]認為相同產業且相同規模才可稱之為相近，Laitinen [20]則認為除了相同產業與規模外，還應該考慮公司的年齡及區域性。此外，在危機公司與非危機公司的「比例」該如何決定？有些學者認為應該採用1:1 (Odom and Sharda[25], Tam and Kiang[29], Ugurlu and Aksoy[23], Deng and Wang[12])，而有些學者認為1:2 (Coats and Fant[9], Zhang[34])，另外，有些學者則採用其他比例，例如Ohlson[26]以危機公司與非危機公司1:20進行財務危機預警研究；Theodossiou and Kahya[30]以美國1974至1991年間之72家失敗公司與117家正常公司進行動態化財務危機預警模型之研究。因此，哪一種定義具有較佳預測能力且能降低偏誤依然眾說紛紜。此外，由於危機公司在整體上市公司中僅佔少數，若與經營正常公司在選樣配對上有所偏誤，則會高估危機公司的正確判別率(Zmijewski [35])。學者 Platt[18]研究中也認為當樣本的設計偏離了研究樣本的原始母體時，將對財務危機的判別結果造成偏誤，唯有當樣本比率愈接近母體時，此誤差才能降低。這也說明過去學者在分析財務經營狀況時，將取樣公司採用的配對法進行預警是有偏誤存在。因此本文不以傳統配對方式進行分析，而以台灣整體上市電子業公司為研究對象，包含研究期間中所有危機公司與非危機公司，

本文目的是希望藉由整體原始資料進行分析，以避免取樣誤差的問題。

第二，樣本分類問題。承接前述問題，過去使用配對法的學者大部分將樣本依二分法劃分危機公司與非危機公司，因此在預警上只能考量兩個極端的狀況(Altman [6], Deakin [11], Ohlson [26], Odom and Sharda[25], Tam and Kiang [29], Platt and Platt [27], Laitinen [20], Deng and Wang [12], Ugurlu and Aksoy[23])，但是由於公司從經營穩定至危機破產之間是具有階段性，其中應有某些歷程存在(Lau [21], Laitinen [19])，且由鄭文英及李勝榮[4]之研究發現，考量危機歷程中的不同階段建構財務預警模型，能有更佳之判別能力。所以若僅將樣本劃分危機與非危機兩類，對於公司處於重整或違約交割的階段便無法進行分析，因此在財務經營的判別上將有許多經營狀況無法被呈現，而存在模糊地帶。因此本文修正Lau [21] 所定義之財務經營階段，將研究對象(本文研究對象為1998年到2007年之台灣上市電子業公司)劃分成經營正常階段、輕度危機階段及重度危機階段，以三個不同經營狀況來定義財務經營階段，希冀可以藉此減少二分法在樣本部分的模糊地帶，並且達到更準確的判別能力。

第三，模型選擇問題。學者在選擇財務經營預警模型時，會因為樣本分類的不同而有不同的選擇。在樣本劃分上，過去已有學者將依據經營階段劃分經營正常公司、輕度危機公司與重度危機公司三類(鄭文英及李勝榮[4])。以往學者(Altman [6], Ohlson [26], Zmijewski [35], Lau [21])面對依變數存在多個虛擬變數時，往往利用多元羅吉斯迴歸模型(Multinomial Logit Model)判別公司財務經營狀況，主要原因在於羅吉斯迴歸分析方法不必受到資料須服從常態分配之限制，且建構之財務經營預警模型較其他模型可得到較佳之預警能力(Collins and Green [10])。但是多元羅吉斯模型的使用時機在於依變數不存在次序關係或無法判斷是否存在次序關係時所使用，若將次序依變數用非次序依變數進行分析的話，則會產生偏誤(Winship and Mare [32])。然而公司從經營正常到破產是有階段性(Lau [21], Laitinen [19])，意味經營階段具有程度上差異，意即存在次序性，所以在模型的選擇上，本文使用次序羅吉斯迴歸模型進行分析，藉此方法降低多元羅吉斯迴歸模型可能產生的偏誤。因此，本文主要貢獻分兩部分，第一部分即為整理過去關於偵測公司財務經營階段之議題，提出可能出現的三項偏誤問題並進行修正。第二部分，在修正偏誤的基礎下，偵測台灣上市電子業財務經營階段，並以此提供投資者在選股時判別公司經營狀況的參考依據。

本文架構除了上述緒論外，其餘內容如下：第二部分為本文實證模型，說明使用次序羅吉斯迴歸模型以區分公司財務經營階段的模型設計，並說明本文的變數以及樣本選擇與來源。第三部分為實證分析，最後一部分為結論。

## 貳、實證模型

### 一、實證模型

過去學者或者企業界在預測公司財務狀況以及風險程度時，偏好使用歷史資

料進行估計，主要原因在於只要取得歷史資料，就不需要以簡化現實或以趨近求解的方式來估計公司風險及財務狀況(Alexander and Leigh [5], Vlaar [31])。然而所謂的歷史資料，如財務比率或資產報酬，已有許多學者實證發現為非常態分配(Ohlson [26], Zmijewski [35], Guermat and Harris [17])，而羅吉斯模型(Logistic Regression Model)的自變數與依變數之間是以指數方式變動，即  $y=e^{f(x)}$ ，表示模型不需要假設常態分配。另一方面，本文之依變數是參照公司財務經營階段之危機輕重度依次分為三類，在依變數類別之間有次序關係時，採用次序羅吉斯迴歸模型可以改善多元羅吉斯迴歸模型於預警上的偏誤。因此本文利用次序羅吉斯迴歸模型來建構財務經營階段偵測模式，以進行不同財務經營階段的比較探討。次序羅吉斯迴歸模型定義如下：(王濟川與郭志剛[1])

$$y^* = \alpha + \sum_{i=1}^K \beta_i R_i + \varepsilon \quad (1)$$

本文依變數三類財務經營階段，其中臨界點(threshold)共有兩個，以  $\mu_j$  表示 (j=1,2)，可劃分依變數的三個類別

當： $y^* \leq \mu_1$ ，則  $y$  = 重度危機階段

$\mu_1 < y^* \leq \mu_2$ ，則  $y$  = 輕度危機階段

$\mu_2 < y^*$ ，則  $y$  = 經營正常階段； $\mu_j$  = 組別臨界點，j=1,2

其中， $y^*$  = 理論值，無法由觀察得知； $y$  = 觀察值，實際可觀察得知

$\alpha$  = 常數項； $\beta_i$  = 迴歸係數， $i=1,2,\dots,K$

$R_i$  = 財務比率變數， $i=1,2,\dots,K$ ； $\varepsilon$  = 為誤差項

另外從次序羅吉斯迴歸式中(1)中，可以估計在其他變數相同情況下，當某個財務比率( $R_i$ )變動 1%時，公司發生財務危機的風險是否會增加，且可利用  $e^{\beta_i}$  估算其風險增加的倍數。

## 二、自變數偵測

由過去實證指出財務比率資料與總體經濟敏感度大部分不服從常態分配，所以若使用的研究方法或預警模型是定義在常態分配的假設前提下，則預測結果將存在偏誤現象(Ohlson [26], Zmijewski [35])，因此本文以無母數統計法進行自變

數偵測。首先以 Kruskal-Wallis(K-W)檢定法檢測財務比率變數是否能區分出經營正常公司、輕度危機公司與重度危機公司，若研究結果的 p-value 值達顯著，表示該財務比率變數可以區分出三項不同經營狀況的公司。其次，本文利用 Mann-Whitney(M-W)檢定法探討財務比率是否能區分任意兩項經營狀況(如，輕度危機與經營正常、重度危機與經營正常、輕度危機與重度危機)。由於 M-W 檢定法主要是以檢定兩群不同經營狀況是否具有相同的分配，或者是否具有相同的中位數，因此本文以此結果判別任兩種不同財務經營階段之財務比率是否具有差異存在。再者本文以皮爾森相關分析篩選具高度相關之財務比率，並分析各財務變數之間的關係。最後再將選取之財務比率依次序羅吉斯迴歸以預警公司財務狀況，並估算公司的風險程度。

此外，由於公司經營狀況與總體經濟景氣的好或壞有密切相關，因此本文將研究期間的總體經濟環境，逐年區分成景氣繁榮與景氣衰退兩種，並納入次序羅吉斯迴歸中加以分析。藉由本文的結果，提供投資者在投資時可針對當時的總體經濟景氣環境之好壞，再配合本文提供的預警模式做為投資參考之依據。

### 三、變數定義

#### (一)依變數之定義

以往研究公司財務危機議題之學者(Altman [6], Deakin [11], Ohlson [26], Odom and Sharda[25], Tam and Kiang [29], Platt and Platt [27], Laitinen [20], Deng and Wang [12], Ugurlu and Aksoy[23])，通常將依變數定義為財務正常公司及財務危機公司。然而Lau [21]認為，一般公司發生財務危機是有其歷程，公司從開始經營到破產所經歷的階段，依序分別為財務穩定階段、未支付或較前一年減少股利達40%以上階段、無法償付貸款階段、受破產法保護下階段以及破產與清算階段等五個階段。因此，本文參照Lau[21]的研究結果並考量各國法律不同，因此依照台灣公司法<sup>1</sup>與郭晉源[3]所定義之財務危機階段來修正學者Lau [21]提出公司經營歷程。本文的定義為階段0，包括無法償付貸款階段、受破產法保護下階段以及破產與清算階段，統稱重度危機階段、階段1，包括未支付或較前一年減少股利達40%以上階段，稱為輕度危機階段、階段2為財務穩定階段，稱為經營正常階段。

#### (二)自變數之定義

本文自變數有兩部分，縱向方面以公司歷年(本文以1998-2007，共10年期)公告的財務比率，橫向部分則為年度總體經濟景氣循環。

#### 1.財務比率

過去學者建立財務危機模型時所選用的財務比率，大多是藉由匯整過去文獻

---

<sup>1</sup> 本文參照台灣公司法之 24 條、211 條及 235 條

表 1 財務比率資料彙整表<sup>a</sup>

類別	變數代號	財務變數名稱	財務變數定義
財務	R1	股東權益佔資產比率(%)	(稅後淨利-股利發放數)/資產總額
	R2 <sup>b</sup>	負債佔資產比率(%)	負債總額/資產總額
結構	R3	長期資金佔固定資產比率(%)	(股東權益+長期負債)/固定資產淨額
償債	R4	流動比率(%)	流動資產/流動負債
	R5	速動比率(%)	(流動資產-存貨-預付費用-其他流動資產)/流動資產
能力	R6	利息保障倍數(倍)	稅前息前純益/本期利息支出
經營能力	R7	應收款項週轉率(次)	營業收入淨額/各期平均應收帳款及票據
	R8 <sup>b</sup>	應收款項收現日數	365/應收款項週轉率
	R9	存貨週轉率(次)	營業成本/平均存貨
	R10 <sup>b</sup>	平均銷貨日數	365/存貨週轉率
	R11	固定資產週轉率(次)	營業收入淨額/平均固定資產淨額
獲利能力	R12	總資產週轉率(次)	營業收入淨額/平均資產總額
	R13	總資產報酬率(%)	(稅前息前淨利-所得稅)/平均資產總額
	R14	股東權益報酬率(%)	本期稅後損益/平均股東權益
	R15	營業利益佔實收資本比率(%)	營業損益/本期期末實收資本額
	R16	稅前純益佔實收資本比率(%)	稅前損益/本期期末實收資本額
	R17	純益率(%)	本期稅後損益/營業收入淨額
現金流量	R18	每股盈餘(元)	(稅後淨利-特別股股利)/加權平均已發行股數
	R19	現金流量比率(%)	營業活動淨現金流量/流動負債
	R20	現金流量允當比率(%)	最近五年度營業活動淨現金流量/最近五年度(資本支出+存貨增加額+現金股利)
	R21	現金再投資比率(%)	(營業活動淨現金流量-現金股利)/(固定資產毛額+長期投資+其他資產+營運資金)

a. 資料來源為財政部證期會公開說明書之上市公司財務比率。主要依據公司之財務結構、償債能力、經營能力、獲利能力及現金流量區分五個構面，共21項財務比率。

b. 負債佔資產比率(R2)、應收帳款收現日數(R8)及平均銷貨日數(R10)之等級平均數值若愈高表示經營階段愈傾向危機。其餘18項財務比率之等級平均數值愈低表示公司經營狀況愈佳，意味公司愈傾向經營正常階段。

中判別力較佳的比率，並以這些比率當成區別公司經營狀況的依據。然而Grice and Dugan [16]研究指出，不同國家、不同產業或不同的經濟環境所著重的財務比率並非都相同，因此在沒有理論基礎為背景的情況下，其選入的財務比率也容

易造成判別力的偏誤。本文爲了防止因爲選擇變數而造成偏誤，於是選用財政部證期會公開說明書之上市公司的財務比率，其中包含五大構面21個財務比率，詳如表1。此外，選用證期會公布的財務比率除了可降低因選擇變數可能造成的偏誤外，也考慮投資人對於資料取得的便利性及可靠性，讓投資人可以在自由取得資料的前提下，自行分析公司經營狀況的優劣，而降低投資風險。

## 2.總體經濟景氣循環

公司的營運受大環境的影響甚深，如美國911事件、SARS流行、2008年的美國次貸風暴，甚至政黨輪替，均使得總體環境受到牽動，且根據Mensah[22]及Richardson, Kane and Patricia[28]等學者研究也證實總體經濟景氣因素會影響公司財務經營狀況，因此本文分析公司財務經營階段時，將納入總體經濟景氣循環因素。

## 四、資料來源與說明

### (一)樣本選擇與研究期間

本文以1998年到2007年間台灣上市公司產業之成交值與成交量最高者爲選取基礎，其中電子業之平均成交值佔總成交值七成以上，平均成交量亦接近五成，其值遠超過其他產業，因此本文以上市電子業爲研究對象。

表 2 爲上市電子公司之財務經營階段之歷年家數總表。由表 2 中可得知在 2004 年之前，電子業之總家數有逐年成長的趨勢，而 2004 年之後的總家數仍維持至少 250 家，且經營正常階段之家數明顯高於輕度危機階段之家數與重度危機階段。

表2 上市電子公司各財務經營階段之公司家數

年度	經營正常 (階段 2)	輕度危機 (階段 1)	重度危機 (階段 0)	總家數
1998	49	16	6	71
1999	63	17	4	84
2000	74	21	2	97
2001	80	53	4	137
2002	99	63	6	168
2003	155	62	5	222
2004	179	86	12	277
2005	184	73	5	262
2006	193	56	9	258
2007	215	38	1	254
總數	1291	485	54	1830

## (二)總體經濟景氣循環之區分

本文總體經濟景氣循環以行政院經濟建設委員會所公佈之景氣指標為依據，其公告之景氣循環從 1953 年開始至今已經出現 11 次，且依據其編印之《台灣景氣指標》所定義的年度擴張期(expansion phase) 為每一年度連續 6 個月以上處於復甦(recovery)與繁榮(prosperity)兩階段，而收縮期(contraction phase)為當年度連續 6 個月以上處於衰退與蕭條(depression)兩階段定義之。本文整理後如表 3 所示，其中並以虛擬變數表示，數字 1 代表景氣繁榮，亦即為擴張期；而以 0 表示景氣衰退，或是收縮期。

表 3 景氣擴張期與收縮期年度區別表

景氣環境	年度				
	1998	1999	2000	2001	2002
景氣繁榮(1) <sup>a</sup>		●	●		●
景氣衰退(0)	●			●	
	2003	2004	2005	2006	2007
景氣繁榮(1)	●				
景氣衰退(0)		●	●	●	●

<sup>a</sup> 總體經濟景氣環境分為景氣繁榮與景氣衰退，本文將此因素以虛擬變數表示之，1 代表景氣繁榮、0 代表景氣衰退。

## 參、實證分析

## 一、財務比率指標之偵測

本文透過 Kruskal-Wallis(K-W)及 Mann-Whitney(M-W)偵測具有判別財務經營階段之財務比率，實證結果如表 4 所示。由表 4 的 K-W 分析可知，21 項財務比率均達顯著，表示整體財務比率於區別財務經營階段上均有良好的判別力。再者，透過 M-W 檢定財務比率於任兩階段間的判別力，實證結果顯示，唯有固定資產週轉率 R11(0.882)及總資產週轉率 R12(0.187)在判別輕重度危機階段未達顯著外，其餘 19 項財務比率均顯著，表示此 19 項財務比率可以區別公司經營階段。此外，本文更進一步探討在不同總體經濟景氣循環因素下，於任兩財務經營階段之間具顯著差異的財務比率，茲將實證結果分析列示於表 5。首先，由 K-W 檢定得知，不論景氣繁榮或衰退，在顯著水準  $\alpha=0.05$  下，所有財務比率均顯著，表示 21 項財務比率於景氣好與景氣不好時，均能有效區別財務經營階段。其次，本文經由 M-W 檢定判別任兩項財務經營階段，第一部分先檢測經營正常與輕度危機的判別力，由表 5 可知，不論總體經濟環境的繁榮或衰退，21 項財務比率均顯著，可知經營正常的公司與輕危機公司存在顯著差異。第二部分為判別經營正常與重度危機，從表 5 得知，除了長期資金佔固定資產比率 R3(0.899)與固定



表 4 上市電子業之 K-W 分析與 M-W 分析檢測表

類別	變數 代號	上市電子 K-W 分析檢測 <sup>a</sup>	上市電子 M-W 分析檢測 <sup>b</sup>		
			經營正常/ 輕度危機	經營正常/ 重度危機	輕度危機/ 重度危機
財務	R1	0.000*** <sup>c</sup>	0.000***	0.000***	0.000***
	R2	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
結構	R3	0.000***	0.000***	0.000***	0.029*
償債	R4	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R5	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
能力	R6	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R7	0.000***	0.000***	0.000***	0.003**
經營 能力	R8	0.000***	0.000***	0.000***	0.003**
	R9	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R10	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R11	0.000***	0.000***	0.020*	0.882
	R12	0.000***	0.000***	0.000***	0.187
	R13	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
獲利 能力	R14	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R15	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R16	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R17	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R18	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
現金 流量	R19	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R20	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***
	R21	0.000***	0.000***	0.000***	0.004**

a. 此為無母數統計法之 Kruskal-Wallis(K-W)檢定法，檢測財務比率變數是否能區分出經營正常公司、輕度危機公司與重度危機公司。

b. 此為無母數統計法之 Mann-Whitney(M-W)檢定法，檢測財務比率是否能區分任意兩項經營狀況(如，輕度危機與經營正常、重度危機與經營正常、輕度危機與重度危機)。

c. p-value 值之顯著性以星號表示，\*表  $p < 0.05$  \*\*表  $p < 0.01$  \*\*\*表  $p < 0.001$

資產週轉率 R11 (0.904)於景氣繁榮期間未達顯著外，其他財務比率均顯著，由此表示，重度危機公司有機會將原有的固定資產利用總體經濟景氣繁榮時產出較多的營業收入，而在大環境情況衰退時期的機會相對而言較少。第三部分為判別輕度危機與重度危機方面，由表 5 可知，財務比率於景氣衰退時期之判別力優於景氣繁榮時期(景氣繁榮與景氣衰退達顯著的財務比率分別有 5 個與 19 個)，表示當總體經濟環境衰退的狀況下，公司彼此之間的財務危機程度存在更大差別，而於景氣繁榮時，原本存在重度危機的公司有機會透過環境的榮景而降低危機程

度，因而使得輕度危機與重度危機公司之間的差異縮小。此外，不論總體經濟景氣的繁榮或衰退，在判別輕重度危機階段中，固定資產週轉率 R11 (0.341)及總資產週轉率 R12 (0.125)都未達顯著，表示資產週轉率的高低並無法區別公司的危機程度，此結果與未考量總體經濟景氣因素所呈現的指標一致。

表 5 總體經濟景氣循環下上市電子業之 K-W 分析與 M-W 分析檢測結果表

類別	變數代號	上市電子 K-W 分析檢測		上市電子 M-W 分析檢測					
		景氣繁榮	景氣衰退	經營正常 vs. 輕度危機	經營正常 vs. 重度危機	輕度危機 vs. 重度危機	經營正常 vs. 輕度危機	經營正常 vs. 重度危機	輕度危機 vs. 重度危機
財務結構	R1	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.001**	0.000***	0.000***	0.000***
	R2	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.001**	0.000***	0.000***	0.000***
	R3	0.002**	0.000***	0.000***	0.899	0.310	0.000***	0.000***	0.002**
償債能力	R4	0.000***	0.000***	0.000***	0.002**	0.313	0.000***	0.000***	0.000***
	R5	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.337	0.000***	0.000***	0.000***
	R6	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.084	0.000***	0.000***	0.000***
經營能力	R7	0.000***	0.000***	0.000***	0.016*	0.487	0.000***	0.000***	0.001**
	R8	0.000***	0.000***	0.000***	0.016*	0.487	0.000***	0.000***	0.001**
	R9	0.000***	0.000***	0.000***	0.005**	0.137	0.000***	0.000***	0.000***
	R10	0.000***	0.000***	0.000***	0.004**	0.138	0.000***	0.000***	0.000***
	R11	0.000***	0.000***	0.000***	0.904	0.064	0.000***	0.005**	0.341
	R12	0.000***	0.000***	0.000***	0.036*	0.910	0.000***	0.000***	0.125
獲利能力	R13	0.000**** <sup>c</sup>	0.000***	0.000***	0.000***	0.159	0.000***	0.000***	0.000***
	R14	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.014*	0.000***	0.000***	0.000***
	R15	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.434	0.000***	0.000***	0.000***
	R16	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.182	0.000***	0.000***	0.000***
	R17	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.017*	0.000***	0.000***	0.000***
	R18	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***	0.003**	0.000***	0.000***	0.000***
現金流量	R19	0.000***	0.000***	0.000***	0.003**	0.134	0.000***	0.000***	0.000***
	R20	0.000***	0.000***	0.000***	0.002**	0.052	0.000***	0.000***	0.000***
	R21	0.000***	0.000***	0.002**	0.006**	0.092	0.000***	0.000***	0.024*

a.此為無母數統計法之 Kruskal-Wallis(K-W)檢定法，檢測財務比率變數是否能區分出經營正常公司、輕度危機公司與重度危機公司。  
 b.此為無母數統計法之 Mann-Whitney(M-W)檢定法，檢測財務比率是否能區分任意兩項經營狀況(如，輕度危機與經營正常、重度危機與經營正常、輕度危機與重度危機)。  
 c. p-value 值之顯著性以星號表示，\*表 p<0.05 \*\*表 p<0.01 \*\*\*表 p<0.001

## 二、實證結果分析

為了提供投資者有較完整的投資決策之依據，本文經由總體經濟景氣循環下之 K-W 分析與 M-W 分析表，評選出具判別三項財務經營狀況的財務比率進行相關分析，其分別為股東權益佔資產比率(R1)、負債佔資產比率(R2)、股東權益報酬率(R14)、純益率(R17)及每股盈餘(R18)，並將財務比率之相關係數絕對值大於 0.7 者擇一保留，此目的除為了減少財務比率間的共線性問題外，亦避免在建構次序羅吉斯迴歸模型時投入過多的變數，影響模型的自由度，而降低模型之準確度。經由相關分析篩選出之財務比率，分別為負債佔資產比率(R2)、股東權益報酬率(R14)、純益率(R17)及每股盈餘(R18)等 4 項。此外，本文結合總體經濟景氣因素之虛擬變數(0 為景氣衰退，1 為景氣繁榮)，透過次序羅吉斯迴歸模型來建構財務經營階段偵測模式，以進行不同財務經營階段的比較探討。

然而，在使用次序羅吉斯迴歸分析前，須先檢定模型是否適用，本文先檢定模型適合度，如表6所示，本模型的卡方值為1689，且P-value為0.000，因此判定模型中整體自變數對依變數之解釋能力具有統計上之顯著性，且由Nagelkerke  $R^2$  得知，迴歸模型的解釋力達81%。另外，本文進一步利用平行性檢定(Test of Parallel Lines)，結果顯示，在  $\alpha=0.05$  的檢定水準下，P-value值為0.413大於顯著水準，表示應用次序羅吉斯迴歸模型是適當的。在確定模型合適後，本文將所篩選的四個財務比率與總體經濟景氣因素納入次序羅吉斯迴歸分析中，藉由表7可知，於判別財務經營階段中，具顯著的財務比率為負債佔資產比率(R2)及每股盈餘(R18)。前者參數估計值為負值(-0.034)，表示負債佔資產比率與財務經營階段呈反向關係；而後者參數估計值為正值(1.943)，表示每股盈餘與財務經營階段呈正向關係。由這兩個指標可說明，就電子業而言，當公司的負債比率愈高，傾向財務危機階段的機率也愈高；而公司的每股盈餘愈高，代表相對於原始投入資本而言，獲利性愈高，而獲利愈高的公司其財務經營狀況愈穩定的機率也較高。另外，於總體經濟景氣循環方面，其迴歸參數估計值為-0.905，P-value為0.000，顯示加入景氣因素可提昇模型的正確率，此結果與Mensah [22]與Richardson, Kane and Patricia [28]等學者提出的總體經濟景氣因素會影響公司財務經營狀況的論點一致，再次說明總體經濟景氣對於公司財務經營具重要性。

此外，本文亦將估算公司發生財務危機的風險機率以及三項經營階段的臨界值。首先本文利用負債佔資產比率(R2)及每股盈餘(R18)的參數值估算財務危機的風險機率，若一上市電子公司所公佈之負債佔資產比率(R2)減少 1%時，則其發生財務危機的風險可減少 33%；而每股盈餘(R18)減少 1%時，則發生財務危機的風險會增加 6.98 倍。而在經營階段臨界值方面，若將某一上市電子公司之負債佔資產比率及每股盈餘財務比率值代入羅吉斯迴歸模式中，計算後之值若大於 -0.539，則判定該公司為經營正常公司；若計算之值介於-0.539 至-12.059 間，則判定該公司為輕度危機公司；若計算後之值小於-12.059，則判定該公司為重度危機公司。因此，公司可以藉由財務報表中的負債佔資產比率(R2)與每股盈餘(R18)即可得知公司目前的經營狀況，也可藉由計算風險機率以降低財務危機的發生機

會，另一方面，投資者亦利用此作為投資的參考依據。

最後本文針對公司財務經營階段之整體判別率進行分析，如表 8 所示，整體的正確判別率達 93% 以上，其中更以判別公司是否屬於經營正常階段的正確率更是高達 97%。其餘階段亦均達 80% 以上的正確判別率，其中重度危機公司之正確判別率為 82.61%、輕度危機公司之正確判別率為 84.82%。與其他文獻之判別正確率相較，Gentry, Newbold and Whitford[15] 採用 1970-1981 年間破產公司為樣本，建構區別分析、porbit 模型與 logit 模型，實證結果顯示 logit 模型最佳，預測能力至少在 70% 以上。Odom and Sharda[25] 分別以類神經網路以及區別分析判別 1972 年到 1982 年之危機與非危機公司之預警模型，其實證結果發現，區別分析可達到 81.81% 的判別正確率，而類神經網路則為 69.09% 的正確率。Deng and Wang[12] 以中國大陸上市櫃公司為研究樣本，將其樣本區分為危機公司與非危機公司，並以 logit 迴歸模型建構預警模式，研究結果顯示，正確判別率為 75% 以上。從過去研究財務危機議題的文獻中發現，本文之判別力較高，更說明在修正偏誤後更具有財務經營階段之判別力。

表6 次序羅吉斯迴歸模型適合度檢定分析表

模型	-2 Log Likelihood	卡方值	自由度	P-value <sup>a</sup>
Intercept Only	2497.111			
Final	807.881	1689.23	5	0.000***

a. P-value 值之顯著性以\*號表示，\*表  $p < 0.05$  \*\*表  $p < 0.01$  \*\*\*表  $p < 0.001$

表7 次序羅吉斯迴歸分析表

	變數名稱	參數估計值	P-value <sup>a</sup>
重度危機(階段0)	截距	-12.059	0.000***
輕度危機(階段1)	截距	-0.539	0.063
	負債佔資產比率(R2)	-0.034	0.000***
	股東權益報酬率(R14)	0.002	0.660
	純益率(R17)	-0.002	0.350
	每股盈餘(R18)	1.943	0.000***
	景氣衰退(0)	-0.905	0.000***

a. p-value 值之顯著性以星號表示，\*表  $p < 0.05$  \*\*表  $p < 0.01$  \*\*\*表  $p < 0.001$

表 8 財務經營階段之判別表

實際	判別			正確判別率
	0	1	2	
0	38	6	2	82.61%
1	0	408	73	84.82%
2	0	36	1251	97.20%
概要百分比	2.09%	24.81%	73.10%	93.55%

## 肆、結論

本文貢獻主要分兩部分，第一部分，根據過去研究財務經營階段的文獻，發現在樣本選取、變數的分類及預警模型的選擇有造成預警偏誤之問題，本文針對這些問題進行分析並提供解決方法。在樣本選取問題上，本文將研究對象(1998年至2007年間上市電子業公司)全部納入模型，藉以改善配對法取樣產生的樣本選擇偏差問題。在變數分類方面，將公司財務經營狀況區分為三個具有次序性的經營階段，以此修正二分法於資料區分時存在模糊地帶的缺點。而在預警模型選擇方面，考量本文在依變數上具有次序性，因此以次序羅吉斯迴歸模型，改善二元羅吉斯迴歸在依變數類別的不足現象，也補足多元羅吉斯迴歸模型未考量依變數類別的次序性問題。

第二部分則在修正偏誤的基礎下，經由實證結果顯示，判別公司財務經營階段方面，整體判別準確率高達93%。此外，本文除了估算發生財務危機的風險機率外，更可提供投資者在選股時用來判斷公司財務經營狀況的參考指標。在估算相對風險方面，本文透過次序羅吉斯迴歸分析，偵測出負債佔資產比率(R2)及每股盈餘(R18)對於財務經營階段偵測模型有顯著解釋能力，其相對風險為當負債佔資產比率減少1%時，發生財務危機的風險可減少33%；而每股盈餘(R18)減少1%時，則其發生財務危機的風險會增加6.98倍。此外，將負債佔資產比率及每股盈餘財務比率值代入羅吉斯迴歸模式中，若計算後之值大於-0.539，則判定該公司為經營正常公司；若計算之值介於-0.539至-12.059間，則判定該公司為輕度危機公司；若計算後之值小於-12.059，則判定該公司為重度危機公司。

參考文獻

- [1]王濟川、郭志剛 (1995)。Logistic 迴歸模型—方法及應用。台北：五南。
- [2]陳肇榮 (1983)。運用財務比率預測企業財務危機之實證研究。國立政治大學企業管理研究所博士論文，未出版，台北。
- [3]郭晉源 (2002)。整合灰色預測與鑑別分析於企業財務危機預警模式建構之研究。中國統計通訊，13 (2)，20-31。
- [4]鄭文英、李勝榮、葉憲弘 (2006)。台灣上市上櫃電子公司經營財務階段判別模式之建立。風險管理學報，8 (1)，71-96。
- [5]Alexander, C.O., & Leigh, C. T. (1997). On the Covariance Metrics Used in Value at Risk Models. *The Journal of Derivatives*, 4, 50-62.
- [6]Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminate Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- [7]Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- [8]Blum, M. (1974). Failing Company Discriminate Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12, 1-25.
- [9]Coats, P. K., & Fant, L. F. (1993). Recognizing Financial Distress Patterns Using Neural Network Tool. *Financial Management, Autumn*, 142-155.
- [10]Collins, R. A., & Green, R. D. (1982). Statistical Methods for Bankruptcy Forecasting. *Journal of Economics and Business*, 32, 349-354.
- [11]Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 9, 167-179.
- [12]Deng, X., & Wang, Z. (2006). Ownership Structure and Financial Distress: Evidence from Public-listed Companies in China. *International Journal of Management*, 23, 486-502.
- [13]Espahbodi, P. (1991). Identification of Problem Banks and Binary Choice Models. *Journal of Banking and Finance*, 15(1), 53-71。
- [14]Foster, G. (1978). *Financial Statement Analysis: Englewood cliffs*. Prentice-Hall Inc, New Jersey.
- [15]Gentry, J. A., Newbold, P., & Whitford, D. T. (1985). Predicting bankruptcy: If cash flow's not the bottom line, what is ? *Financial Analyst's Journal* , 41, 47-56.
- [16]Grice, J. S., & Dugan, M. T. (2001). The Limitations of Bankruptcy Prediction Models: Some Cautions for the Researcher. *Journal Finance and Accounting*, 117, 151-166.
- [17]Guermat, C. & Harris, R. D. F. (2002). Robust conditional variance estimation

- and Value-at-Risk. *Journal of Risk*, 4, 25-41.
- [18]Koh, H. C., & Tan, S. S. (1999). A neural network approach to the prediction of going concern status. *Accounting and Business Research*, 21, 211-216.
- [19]Laitinen, E. K. (1991). Financial Ratios and Different Failure Process. *Journal of Business Finance and Accounting*, 18, 649-673.
- [20]Laitinen, E. K. (2005). Survival Analysis and Financial Distress Prediction: Finnish Evidence. *Review of Accounting and Finance*, 4, 76-90.
- [21]Lau, A. H. L. (1987). A Five-State Financial Distress Predication Model. *Journal of Accounting Research*, 25, 127-138.
- [22]Mensah, Y. M. (1984). An Examination of The Stationary of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 22, 380-395.
- [23]Uğurluand, M., & Aksoy H. (2006). Prediction of Corporate Financial Distress in an Emerging Market: The Case of Turkey. *Cross Cultural Management: an International Journal*, 13(4), 277-96.
- [24]Musa, D., Elaube, W., & Dimitrios T. (2003). Corporate Failure for Manufacturing Industries Using Firms Specifics and Economic environment with Logit Analysis. *Managerial Finance*, 29, 23-26.
- [25]Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. *IEEE INNS International Joint Conference on Neural Networks*, 2, 163-168.
- [26]Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.
- [27]Platt, H. D., & Platt, M. B. (2002). Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias. *Journal of Economics and Finance*, 26, 184-197.
- [28]Richardson, F. M., Kane, G. D., & Patricia, L. (1998). The Impact of Recession on The Prediction of Corporate Failure. *Journal of Business Finance and Accounting*, 25, 167-186.
- [29]Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38, 926-947.
- [30]Theodossiou, P. T., & Kahya, E. (1999). Predicting corporate financial distress: A time-series CUSUM methodology. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 13, 323-345.
- [31]Vlaar, P. (2000). Value at Risk Models for Dutch Bond Portfolios. *Journal of Banking and Finance*, 24, 1131-1154.
- [32]Winship, C., & Mare, R. D. (1984). Regression models with ordinal variables. *American Sociological Review*, 49, 512-525.

- [33]Zang, S., Wang, J., & Wu, J. (1999). Grey Modeling Hospital Infection. *The Journal of Grey System, 11*, 153-158.
- [34]Zhang, G. M., Hu, Y., Patuwo, B. E., & Indro, D. C. (1999). Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-Validation Analysis. *European Journal of Operational Research, 116*, 16-32.
- [35]Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research, 22*, 59-80.



# Financial Warning Model under Bias Correction: The Taiwanese Listed Electrical Companies as Example

Shyan-Rong Chou<sup>\*</sup>, Wen-Ying Cheng<sup>\*\*</sup>, Andy Chien<sup>\*\*\*</sup>, Chien-Hui Wu<sup>\*\*\*\*</sup>

## Abstract

After the pioneering study by Beaver (1966) and Altman (1968) proposed corporate financial warning models, many scholars have completed empirical research on this topic over the last four decades. Even though the discrimination of financial warning is more accurate, existing biases, such as sample selection, variable classification and traditional model selection, still present problems. This study proposes an approach to overcome the problems listed above. In addition, we examine the financial administration states of Taiwanese listed electrical companies under the corrected biases. Further, we calculate the risk ratio and threshold value of financial administration states.

The empirical results show that on the trichotomous classification test, the indices of debt ratio and earnings per share (EPS) have significant differences between financial administration stages. The correct classified rate of all companies is 93%. This paper measures the relative risk in the financial stages and financial ratios. The debt ratio decrease to 1% lead to financial distress risk decreasing 33%, the EPS decrease of 1% lead to financial distress risk increasing 6.98 times. In addition, this paper substituted debt ratio and EPS into the ordered logistic regression model, we classify that the companies are in a normal state of operation when the threshold value is greater than -0.539. The classification of a slight level of crisis is given when the threshold value is between -0.539 and -12.059. The classification that companies are in a heavy degree of crises is given when the threshold value is less than -12.059.

Key words: Financial warning model, Bias correction, Ordered logistic regression model

---

<sup>\*</sup> Professor, Department of Money and Banking, National Kaohsiung First University of Science and Technology

<sup>\*\*</sup> Associate Professor, Department of Business Administration, National Pingtung University of Science and Technology

<sup>\*\*\*</sup> Associate Professor, Department of Money and Banking, National Kaohsiung First University of Science and Technology

<sup>\*\*\*\*</sup> Ph.D. Candidate, College of Management, National Kaohsiung First University of Science and Technology