

金融風險管理季刊
民95，第二卷，第二期，75-89

考慮總體經濟因素之企業危機預警模型

黃博怡

實踐大學管理學院院長

張大成

東吳大學國貿系教授

江欣怡

東吳大學國貿系碩士

摘要

企業財務危機預測，一直是廣受學術界與實務界注意的議題，本文參考國內外文獻，除了結合「會計基礎」與「市場基礎」變數外，另考慮了總體經濟因素，共選取了22項變數做為預測變數，分別以多元區別分析模型、Logit 模型、Probit 模型與倒傳遞類神經網路模型，建立企業財務危機預警模型，其中僅考慮會計及市場變數之模型稱為 α 模型，加入總體經濟變數後的稱為 β 模型，並將各模型相互比較，以評估本文所建立的財務危機預警系統之預測能力。實證結果發現 β 模型的預測結果普遍不劣於 α 模型，在訓練樣本中仍然是以Logit模型結果最好，而在預測組中同樣也是Logit模型預測能力最優異，其整體表現優於多元區別分析模型、Probit 模型與倒傳遞類神經網路模型。

關鍵詞：財務危機預警、信用風險模型、總體經濟變數

1. 前言

企業財務危機預測，不論是在學界或者是實務界都一直是廣受注意的議題。在實務上，除了銀行業者對於貸款者的信用風險管理之外，另外評等公司對於受評企業的信用等級歸類，都必須對企業危機預測有相當程度的涉入。在學術界裡，自從Altman (1968)採用多變量區別分析法(multivariate discriminant analysis, MDA)，Ohlson (1980)採用Logit迴歸分析法(logistic regression analysis)進行企業危機預測之後，相關的研究亦一直在持續中。另外由於晚近科技進步，因此許多學者亦採類神經網路模型(neural network)，透過不同演算法，考慮企業之財務變數，進行企業財務預警模式之建立，例如：Coats and Fant (1993)、Leshno and Spector (1996)及Chaveesuk, Srivaree-ratana and Smith (1999)等。上述利用財務報表資訊進行企業危機預警之分析架構，文獻上稱為會計基礎(accounting based)的企業危機預測模型，後續研究包括：Belkaoui (1980)，Ederington (1985)，Back et.al. (1996)等。

最近幾年學術界的研究重點則逐漸朝向利用Black and Scholes (1973)與Merton (1974)所提出利用選擇權評價模式，考慮股東有限責任(limited liability)類似買權(call option)下檔風險有限的觀念，引用股價資料進行企業危機預警模式建立，由於分析過程中採納了股價資訊，此一分析法文獻上稱為市場基礎(market based)企業危機預

測模型，相關文獻包括：Charitou and Trigeorgis (2000)、Vassalou and Xing (2002)、Farmen, Westgaard and Wijst (2004)以及Hillegeist et, al. (2004)等皆曾利用市場基礎法進行企業危機預警模型建立，也都獲得不錯的實證結果。

雖然既有文獻中，對於企業信用風險有不同角度的分析，然而大部分的研究多是針對企業本身經營績效或財務結構或市場資訊進行分析，對於外在環境，例如總體經濟、景氣循環或產業狀況的分析則是不多見，然而Sharma and Mahajan (1980)、Rose, Andrews and Giroux (1982)與郭敏華(1999)等學者認為：外在環境的變化對於企業信用狀況的影響亦扮演著相當重要的角色。有鑑於此，本文除了嘗試結合會計和市場基礎外，另加入總體經濟變數建立企業危機預警模式，希望金融機構能在企業危機發生前有充裕時間採取應變措施，有效達成信用風險控管之目的。類似的，Mensah (1984)認為就一般之財務危機預警模式而言，財務比率可能會因總體經濟環境改變，而造成其為不穩定(non-stationarity)的型態，因此建議應採總體經濟變數調整，結果亦發現考慮總體經濟變數有助於提升模型預測力。從另一個角度來看，雖然本國企業經營績效皆受總體經濟的改變而影響，然而我們認為不同產業別、或者是不同企業，所受的衝擊並不相同，因此本文認為納入總體經濟變數應能提升企業之信用風險預測力。

另外，Wilson (1997)曾經建議利用總

體經濟指標，例如：失業率或經濟成長率，調整企業之信用評等轉換矩陣，據以修正不同信用評等等級之違約機率，然而此一方法是根據既有的信用評等進行調整，因此僅能針對某一信用評等等級內所有企業進行違約機率之調整，無法針對所有個別企業之信用評分進行總體經濟或景氣循環之調整。本文所採用之方法則是在進行全體個別評分之前便納入總體經濟變數之考量，因此相較Wilson (1997)一文，本文模型可考慮總體經濟變動對個別企業之影響。

本文共分為四節，除本節說明研究動機外；第二節為研究設計，說明本研究樣本選取、變數定義及模型建立；第三節為實證結果，說明市場基礎變數與總體經濟變數加入後模型之表現，並對實證結果提出解釋；第四節則為結論。

2. 研究設計

本文第2.1節首先定義企業之財務危機，並詳述樣本選取與資料來源，2.2節介紹研究變數，包含財務指標變數之選取與定義，最後則介紹模型之建立。

2.1 樣本選取與資料來源

一般而言，財務危機較嚴謹的定義為『法定破產』，即當企業向法院申請破產清算或重整，則視為發生財務危機。而申請的那一天則定義為財務危機發生時點。由於此定義過於嚴苛，故本研究對公司是否

發生財務危機之界定，採台灣經濟新報對於財務危機企業之定義，認為當公司發生：(1)破產倒閉、(2)重整、(3)跳票擠兌、(4)紓困求援、(5)接管、(6)CPA意見、(7)淨值為負、(8)全額下市、(9)財務吃緊停工，上述所列9項所指之任一事件時，則定義其為財務危機公司。

根據上述定義，採用台灣經濟新報所建立之違約企業資料庫，共有68家上市櫃公司(排除金融與營建業)於民國87年至91年內發生財務危機；另外本文採1:2配對的方式，選取了136家相同期間相同產業的上市櫃正常公司作為配對樣本，共204家樣本公司為研究對象。而為避免抽樣誤差，本文正常公司採與財務危機公司同一產業類別，但隨機選取的方式挑選。本研究把樣本分為樣本內之訓練樣本(in-sample)與樣本外之測試樣本(out-sample)，前者用以建構危機預警模型；而後者則用以測試模型之有效性。

表1說明了研究樣本在產業別的分佈狀況，由於各產業皆會受到總體經濟因素的影響，故本研究樣本的產業類別包含了台灣上市櫃公司分類的16項一般產業，但排除了金融業(銀行、票券、金控、證券、投信、產壽險)與營建業，原因在於金融與營建業之經營型態及產業特性與一般產業不同，如金融業業務性質特殊，營運方式以高財務槓桿比率經營，負債比率多達九成以上，又如營建業的週轉天數與一般產業差異甚大，故本研究將金融業與營建業排除在外。就危機公司所屬的產業來

看，以電子工業的15家危機公司為最多，占危機公司總數的22%，其次為鋼鐵工業的13家與紡織纖維的10家，各占19.1%與14.7%。

樣本公司家數，以民國87年至91年之68家財務危機公司與136家正常公司(共204家公司)作為訓練樣本；以民國92財務資料完整之所有上市櫃公司作為測試樣本。由於本研究除了結合會計變數與市場變數外，另加入總體經濟變數，而經濟景氣循環通常與季節的調整有很大的關係，故本

研究分別以92年1~3月為第一季，92年4~6月為第二季，92年7~9月為第三季，作為測試樣本。

本研究所採用的『財務變數資料』主要來自台灣經濟新報社，財務報表資料採季報表與半年報為主，年報為輔，若有公司只公布年報或半年報，則仍引用最近能取得的財報資料；而『總體經濟變數資料』則採用經建會網站與主計處資料庫所公布的資料為主。

表 1 採樣公司所屬產業彙總

	樣本公司家數		
	危機公司	正常公司	合計
水泥工業	1	2	3
食品工業	8	16	24
塑膠工業	1	2	3
紡織纖維	10	20	30
電機機械	1	2	3
電器電纜	3	6	9
化學生技醫療	1	2	3
玻璃陶瓷	2	4	6
造紙工業	1	2	3
鋼鐵工業	13	26	39
橡膠工業	1	2	3
電子工業	15	30	45
航運業	1	2	3
觀光事業	2	4	6
貿易百貨	2	4	6
其他類	6	12	18
合 計	68	136	204

2.2 變數選取

本文參考國內外企業財務危機預測之文獻，其中包括：會計變數與市場變數，及總體經濟變數，進行企業危機預警模型之建立，共選取了22項變數做為預測變數，各變數所代表的意涵詳述如下。首先就被解釋變數而言，本研究之應變數為二元之虛擬變數，以0代表正常之公司，以1代表發生財務危機之公司。

其次就解釋變數，本文採用變數如下：(1)營運資金占總資產比(X_1)： $(\text{流動資產} - \text{流動負債}) / \text{總資產}$ ，該變數可做為預測企業短期內可自由運用資金的幅度，比率愈高表示短期償債能力愈佳。(2)保留盈餘占總資產比(X_2)： $\text{保留盈餘} / \text{總資產}$ ，倘若公司若獲利良好，可供作保留盈餘的部分就愈高，而保留盈餘可以幫助公司下一年度的營運，故此比率愈高表示公司獲利能力及未來的營運狀況愈好。(3)息前稅前盈餘占總資產比(X_3)： $\text{前四季累計息前稅前盈餘} / \text{總資產}$ ，其為衡量公司營運效率的指標。需說明的是， X_3 為衡量企業在過去一段期間內的盈餘表現，其為流量指標，而 X_2 則是企業過去至今的獲利表現，其為存量指標，兩者有其差異性。(4)權益市價占總負債帳面價值比(X_4)： $\text{權益市價} / \text{總負債}$ ，此一變數則是衡量公司的槓桿程度及償債能力的指標。(5)銷貨總額占總資產比(X_5)： $\text{前四季累計銷貨總額} / \text{總資產}$ ，該變數又稱總資產週轉率，旨在反應資產總額的週轉速度，週轉愈快，表示資產的利用效率愈高，銷售能力愈強，進而反映出企

業之經營能力愈好。(6)違約距離(X_6)：公司資產價值與違約點之間的差距，若以資產變異來衡量及標準化，就是公司的違約距離，亦即公司資產價值與違約點之間的標準差個數，此一變數若數值愈大則表示資產價值距離負債愈遠，即公司的違約機率即愈小，詳細的計算方式請參考前文。(7)近月營收成長率(X_7)： $(\text{近月單月營收} - \text{去年同月單月營收}) / \text{去年同月單月營收}$ ，該變數在於衡量企業之獲利能力之成長幅度。(8)董監事質押比率(X_8)： $\text{當月底質押之股數} / \text{當月底的持股數}$ ，此一變數在於衡量公司大股東資金充裕程度。(9)總資產取對數(X_9)，主要目的在於作為公司規模之控制變數。(10)營運現金流量占流動負債比(X_{10})： $\text{前四季累計營運現金流量} / \text{流動負債}$ ，其為公司償債能力指標，每一單位流動負債有多少營運現金流量支撐，若是現金流量過少，或是處於現金淨流出狀態，則公司繼續營運及償債能力都有極大的危機。

最後就總體經濟變數方面指標則包括：(11)景氣領先指標綜合指數(X_{11})：由製造業新接訂單指數變動率、製造業員工平均每月工作時數、海關出口值變動率、貨幣供給M1B變動率、躉售物價指數變動率、股價指數變動率及臺灣地區房屋建築申請面積等等七項指標構成，具領先景氣變動之性質，可用以預測未來景氣之變動。(12)景氣同時指標綜合指數(X_{12})：由工業生產指數變動率、製造業生產指數變動率、製造業銷售值、製造業員工平均每月

薪資變動率、票據交換金額變動率以及國內貨運量等六項指標構成，代表當時的景氣狀況，可以衡量當時景氣之變動。(13)景氣對策信號綜合判斷分數(X_{13})：由貨幣供給M1B變動率、直接及間接金融變動率、票據交換及跨行通匯變動率、股價指數變動率、製造業新接訂單指數變動率(以製造業產出躉售物價指數平減)、海關出口值變動率(以出口物價指數平減)、工業生產指數變動率、製造業成品存貨率(成品存貨 / 銷售)、非農業部門就業人數變動率等九項指標編製而成，以五種信號燈表示景氣狀況，「紅燈」表示景氣過熱，「黃紅燈」表示景氣活絡，「綠燈」表示景氣穩定，「黃藍燈」表示景氣欠佳，「藍燈」表示景氣衰退，不同燈號給予不同配分，例如：紅燈5分、黃紅燈4分、綠燈3分、黃藍燈2分、藍燈1分。(14)失業率(X_{14})：失業者占勞動力的比率稱為失業率，失業率的高低往往也和總體經濟環境有關，故本研究亦將失業率納入變數之一。(15)景氣領先指標綜合指數變動率(X_{15})：為(當期景氣領先指標綜合指數—前期景氣領先指標綜合指數) / 前期景氣領先指標綜合指數，此一變數可作為了解景氣領先指標綜合指數的變動程度。(16)景氣同時指標綜合指數變動率(X_{16})：(當期景氣同時指標綜合指數—前期景氣同時指標綜合指數) / 前期景氣同時指標綜合指數，據以藉以了解景氣同時指標綜合指數的變動程度。(17)景氣對策信號綜合判斷分數變動率(X_{17})：(當期景氣對策信號綜合判斷分數—前期景氣對策信號綜合

判斷分數) / 前期景氣對策信號綜合判斷分數，藉以了解景氣同時指標綜合指數的變動程度。(18)票據交換及存款不足淨退票金額(X_{18})：景氣不好時，票據交換及存款不足退票發生的情形應越是常見，且退票金額應是越大，故將此一變數納入。(19)票據交換及存款不足淨退票張數(X_{19})：景氣不好時，票據交換及存款不足退票發生的情形應越是常見，且退票張數應是越多，故將此一變數納入。(20)平均每張淨退票金額(X_{20})：票據交換及存款不足淨退票金額(X_{18}) / 票據交換及存款不足淨退票張數(X_{19})。(21)股價壓力指數(X_{21})：為一衡量股價波動幅度趨勢的指標。(當月之最低收盤價—當月之最高收盤價) / 當月之最高收盤價。(22)股價壓力指數成長率(X_{22})：(當期股價壓力指數—前期股價壓力指數) / 前期股價壓力指數。藉以了解股價壓力指數的變動程度。

2.3 模型建立

參考國內外文獻，本文共選取了22項變數，利用逐步迴歸法建構：MDA模型及Logit模型，另外Probit模型則選用顯著性變數，以及倒傳遞類神經網路共四種方法，建立企業財務危機預警模型式，並比較各模型，以評估本文所建立的財務危機預警系統模式預測能力。

依統計方法分別建立八個模型：以僅考慮會計及市場變數的 α 模型：MDA- α 、Logit- α 、Pogit- α 、Neural- α ；及加入總

體經濟變數的 β 模型：MDA- β 、Logit- β 、Pogit- β 、Neural- β 。另外本文亦採用 Kolmogorov- Smirnov Test (簡稱K-S Test)統計量做為模型估計校度之衡量指標而模型的評估本研究採正確率、型一誤差與型二誤差作為模型績效之評比標準。正確率指的是在模型估計中，估計正確的樣本數占總樣本數的比率；而型一誤差表示公司未來會發生危機，可是模型預測為不會發生危機，遭預測錯誤的樣本數占危機公司家數的比率即為型一誤差；若公司未來不會發生危機，而模型預測為會發生危機，預測錯誤的樣本數占總正常公司的比率為型二誤差。

3. 實證結果

本節首先在3.1節中對研究變數之估計係數做統計上的分析；在3.2節分析 α 及 β 兩模型之實證結果；在3.3節則比較 α 及 β 兩模型並分析結果；第3.4節則介紹倒傳遞類神經網路之學習過程。

3.1 估計結果分析

關於變數篩選部分，在 α 模型中，以 $X_1 \sim X_{10}$ 共十個變數當作預測變數，公司是否發生財務危機為被解變數，利用SPSS統計軟體，採逐步迴歸方式進行運算，將『不重要』的預測變數自迴歸模型中剔除，值得一提的是，SPSS軟體僅提供Logit與MDA兩種方法的逐步迴歸功能，因此Probit模型係取顯著性變數作為解釋變數。

首先就MDA- α 模型，如表2所示，我們可以發現，經挑選出來的變數除了 X_2 與 X_9 外，其餘皆為顯著的『重要』變數；在模型Logit- α 裡的顯著變數為 X_5 、 X_6 、 X_8 、 X_{10} ；在模型Probit- α 裡的顯著變數則與模型Logit- α 相同，皆為 X_5 、 X_6 、 X_8 、 X_{10} 。其次就 β 模型的結果，如表3所示，首先以MDA- β 模型，可以發現顯著的變數為 X_1 、 X_3 、 X_4 、 X_5 、 X_6 、 X_7 、 X_8 、 X_{10} 、 X_{21} 與 X_{22} ；在模型Logit- β 中，顯著的變數則為 X_5 、 X_6 、 X_8 、 X_{10} 、 X_{11} 與 X_{13} ；而在模型Probit- β 中，顯著的變數則為 X_5 、 X_6 、 X_8 、 X_{10} 、 X_{13} 與 X_{18} 。

表2 模型MDA- α 、Logit- α 及Probit- α 之估計係數彙整

	樣本家數		
	MDA - α	Logit- α	Probit- α
截距		1.3971158 (0.02191)**	0.6508579 (0.06136)*
X1	-0.376295 (0.00207)***
X2

表2 模型MDA- α 、Logit- α 及Probit- α 之估計係數彙整(續)

	樣本家數		
	MDA - α	Logit- α	Probit- α
X3	-0.843999
	(7.02E-05)***		
X4	0.002552
	(0.01699)**		
X5	-0.372769	-1.8718862	-0.8255891
	(1.57E-05)***	(0.00071)***	(0.00520)***
X6	-0.054298	-0.4732906	-0.2635333
	(1.32E-05)***	(0.00024)***	(0.00025)***
X7	0.001359
	(0.03328)**		
X8	0.004602	0.0196132	0.0112002
	(-1.59E-07)***	(0.00179)***	(0.00177)***
X9
X10	-0.064291	-1.8656652	-0.9466637
	(-3.98E-05)***	(0.00520)***	(0.00837)***
模型截斷點	0.44872	0.34442	0.33403

註：括號內的值為p-value，***表示 $\alpha=0.01$ 顯著水準；**表示 $\alpha=0.05$ 顯著水準；*表示 $\alpha=0.1$ 顯著水準

表3 模型MDA- β 、Logit- β 及Probit- β 之估計係數彙整

	MDA - β	Logit- β	Probit- β
截距		-22.01935	2.4095
		(0.05255)*	(0.00349)**
X1	-0.39303
	(0.00207)**		
X2

表3 模型MDA- β 、Logit- β 及Probit- β 之估計係數量整（續）

	MDA - β	Logit- β	Probit- β
X3	-0.81645
	(7.02E-05)***		
X4	0.00256
	(0.01699)**		
X5	-0.4112	-1.68057	-0.94346
	(1.57E-05)***	(0.00291)***	(0.00181)***
X6	-0.0525	-0.51195	-0.24226
	(1.32E-05)***	(0.00011)***	(0.00091)***
X7	0.00147
	(0.033285)**		
X8	0.00501	0.01909	0.01172
	(1.59E-07)***	(0.00266)***	(0.00132)***
X9
X10	-0.08332	-1.97691	-1.13758
	(3.98E-05)***	(0.00348)***	(0.00257)***
X11	...	0.26969	...
		(0.03718)**	
X12
X13	...	-0.17369	-0.001957
		(0.04277)**	-0.031982
X14
X15
X16
X17
X18	-4.80E-05
			(0.00513)***

表3 模型MDA- β 、Logit- β 及Probit- β 之估計係數彙整(續)

	MDA - β	Logit- β	Probit- β
X19
X20
X21	-0.0011
	(0.00389)***		
X22	-0.01083
	(0.00448)***		
模型截斷點	0.4224	0.34813	0.41382

註：括號內的值為p-value，***表示 $\alpha=0.01$ 顯著水準；**表示 $\alpha=0.05$ 顯著水準；*表示 $\alpha=0.1$ 顯著水準

建立財務危機預警模型的主要目的，在於提供使用者能及早預測瀕臨違約的公司，進而作出適當的對策，以期降低損失。而模型截斷點的決定將會影響整個模型的預測能力，因此，我們須先決定截斷點的建立標準。一般而言，常以樣本預測結果的中位數或平均數作為截斷點，將每一樣本的估計值和截斷點相比較，若高於截斷點則歸類為危機公司；若低於截斷點則歸類為正常公司。然而，實際上最好的截斷點並不一定在中位數或平均數，本文比較不同截斷點後，決定採極小化型一誤差與型二誤差之和為準則，作為本文截斷點。

3.2 模型之實證結果分析

本節中將分別比較四種方法在 α 模型

及 β 模型的實證結果。首先，透過樣本內之訓練樣本建構出最適的臨界準，最後再套用在樣本外之測試樣本來驗證模型的預測能力與區別的正確率。模型的效度檢定，可以從正確率、型一誤差與型二誤差三種指標來看，除了正確率代表模型整體的預測能力與區別效力外，在分析信用風險上，通常會比較重視型一誤差，因為型一誤差是指將將財務危機公司誤判為正常的公司，可能導致銀行、債權人或是投資人造成嚴重的損失。

表4說明了MDA- α 、Logit- α 、Probit- α 及Neural- α 四模型在違約前第一季、第二季與第三季的模型正確率。在訓練樣本中，以模型Neural- α 的正確率79.82%最高；而在測試樣本的預測正確率上，危機前第一季、第三季與前三季分別以模型Logit- α 的91.10%、89.77%與

82.65%為最高，而危機前第二季則是以模型Neural- α 的80.54%為最高。在測試樣本的預測正確率上，四種模型的正確率至少都有73.62%以上，除了模型MDA- α 在第二季的預測正確率只有52.49%例外。

表5為加入總體經濟變數後的模型表現能力之整理，在訓練樣本中以模型Logit- β

的表現最好。而在測試樣本的預測正確率，同樣地也是模型Logit- β 的表現最佳，在危機前第一季與第二季的正確率皆高達92%以上。就整體的正確率而言，模型MDA- β 的表現雖然不如Logit- β ，但其型一誤差卻是所有模型中最低的。

表4 α 模型正確率彙總表

		MDA - α	Logit- α	Probit - α	NN - α
訓練樣本 (87-91)	正確率	76.61%	79.36%	78.90%	79.82%
	型一誤差	19.76%	22.65%	21.18%	35.29%
	型二誤差	28.67%	22.00%	23.33%	13.33%
測試樣本 (92Q1)	正確率	52.18%	91.10%	89.48%	75.96%
	型一誤差	6.67%	40.00%	40.00%	38.00%
	型二誤差	48.10%	8.69%	10.32%	23.80%
訓練樣本 (92Q2)	正確率	75.16%	74.08%	73.62%	80.54%
	型一誤差	0.00%	20.00%	40.00%	40.00%
	型二誤差	24.90%	25.95%	26.34%	21.38%
測試樣本 (92Q3)	正確率	82.07%	89.77%	79.04%	76.65%
	型一誤差	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
	型二誤差	17.98%	10.26%	21.02%	23.50%
測試樣本 (92Q1~Q3)	正確率	78.53%	82.65%	78.50%	78.55%
	型一誤差	16.18%	13.24%	27.94%	30.88%
	型二誤差	21.52%	17.39%	21.43%	21.35%

註：1.MDA為多元區別分析模型，Logit為Logit模型，Probit為Probit模型，Neural為類神經網路模型。

2. α 模型為僅考慮會計與市場變數模型， β 模型是指加入總體經濟變數的模型。

3.表中粗體加星號的數字表示同一期間中，四個模型相比，表現較好的指標。

4. 92Q1、92Q2、92Q3、92Q1~Q3，分別代表92年第一季、92年第二季、92年第三季、92年一至三季。在本節有關於類神經網路模型的實證分析中，皆為網路學習次數500次的實證結果。詳細說明請參考後文說明。

表5 β 模型正確率彙總表

		MDA - β	Logit- β	Probit- β	NN- β
訓練樣本 (87-91)	正確率	79.82%	82.57%	80.73%	68.35%
	型一誤差	17.06%	20.00%	14.12%	32.35%
	型二誤差	19.33%	14.00%	19.33%	31.33%
測試樣本 (92Q1)	正確率	52.49%	92.36%	86.88%	78.52%
	型一誤差	0.00%	40.00%	40.00%	40.00%
	型二誤差	47.83%	7.42%	12.94%	21.36%
訓練樣本 (92Q2)	正確率	81.92%	80.75%	73.99%	92.29%
	型一誤差	0.00%	30.00%	40.00%	20.00%
	型二誤差	18.12%	19.20%	25.98%	7.47%
測試樣本 (92Q3)	正確率	89.27%	92.00%	89.02%	79.09%
	型一誤差	0.00%	0.00%	0.00%	7.69%
	型二誤差	10.76%	8.02%	11.01%	21.00%
測試樣本 (92Q1~Q3)	正確率	76.52%	87.52%	76.12%	85.01%
	型一誤差	17.65%	20.59%	29.41%	22.06%
	型二誤差	23.54%	12.04%	23.83%	14.92%

註：同表4。

評分模型最終的目的就是要能區分出正常企業與財務危機企業，若評分模型能正確地將這兩種不同的企業區分出來，則正常企業的評分分配必定會和財務危機企業的評分分配有所不同。反之，若正常企業的評分分配和財務危機企業的評分分配差異不大，則表示評分模型無法區分正常企業與財務危機企業。因此本文利用無母數檢定中的適合度檢定K-S Test，來檢定正常企業和財務危機企業的評分分配，以了解評分模型的區分能力。由表6可知模型MDA- α 、Logit- α 、Probit- α 及NN- α 的檢定統計量D皆顯著高於臨界值($D_{(\alpha/2)}$)

=0.2019)，表示正常企業的評分分配和財務危機企業的評分分配確實有所不同，此一結果除了說明信用評分模型有明顯的區別能力外，亦代表評分模型結果優於隨機評分。

表7則是說明了模型MDA- β 、Logit- β 、Probit- β 及NN- β 之K-S檢定結果。不同於 α 模型的是，除了其中NN(100)、NN(150)與NN(300)的檢定統計量D是低於臨界值外，其餘的模型皆顯著高於臨界值。

另外，根據表6及表7的結果，可以發現現在諸多模型的實證分析結果下，Logit- β

模型所求算的K-S檢定的D值(61.55%)最高，且顯著地異於零，換言之，在本文分析架構下，我們認為考慮總體經濟變化下

的Logit模型，對於財務危機企業與正常企業預測，最具區別能力。

表6 模型MDA- α 、Logit- α 、Probit- α 及NN- α 之K-S檢定結果

α 模型	MDA-	Logit	Probit	NN(100)	NN(150)	NN(300)	NN(500)	NN(1000)
檢定統計量D：	0.5861	0.6035	0.6049	0.5875	0.2533	0.5192	0.5137	0.5406
P-value	2.196E-14	3.15E-15	2.69E-15	1.89E-14	0.00493	2.21E-11	3.76E-11	2.66E-12

註： 1.本研究類神經網路模型的學習速率設為0.3，隱藏層為2層，每一個隱藏有5個節點。
2.NN為Neural Network的簡稱，括號內的值為類神經網路模型學習次數。

表7 模型MDA- β 、Logit- β 、Probit- β 及NN- β 之K-S檢定結果

β 模型	MDA-	Logit	Probit	NN(100)	NN(150)	NN(300)	NN(500)	NN(1000)
檢定統計量D：	0.5957	0.6155	0.6100	0.1753	0.1847	0.1961	0.3631	0.5790
P-value	7.588E-15	8.04E-16	1.51E-15	0.11276	0.08213	0.05477	8.75E-06	4.74E-14

3.3 α 、 β 兩模型之比較

經由前文討論可以發現在加入總體經濟變數後，模型正確率有明顯的增加，以Logit模型為例，訓練樣本的正確率最多提升約4%，而在測試樣本上最多則提高9%；對MDA模型來說，訓練樣本的正確率最多亦提升約4%，測試樣本則提升了約8%。而模型Probit- α 與Probit- β 的表現皆雖不如其他模型，但Probit- β 的正確率平均而言，亦呈現向上提升之現象。至於類神經網路模型的表現，在訓練樣本的效果不明顯，而在測試樣本的效果則最多提高14%。模型正確率的提升也反映著型一、

型二誤差的降低，以MDA模型為例，其訓練樣本在考慮總體經濟變數之後，型一誤差與型二誤差不論在訓練樣本或是測試樣本，都有明顯下降的趨勢。對於Logit模型和Probit模型而言，型一誤差則互有增減，但模型Probit- β 的型二誤差皆較模型Probit- β 低。至於類神經網路模型的型一誤差及型二誤差則互有增減，並無一定方向的效果。

根據上述結果，我們發現就 α 模型而言，訓練樣本中以類神經網路模型的79.82%表現最好，但Logit模型的正確率也有79.36%；但在測試樣本中，四個模型各有優劣，以Logit- α 的表現最佳。其次就 β

模型而言其預測結果普遍優於 α 模型，在訓練樣本中仍然是以Logit模型結果最好，而在預測組中同樣也是Logit模型預測能力最優異，正確率在80.75%以上，故在 β 模型架構下，Logit模型的預測能力優於其他模型。

整體而言，在不考慮類神經網路模型的情況下（因為相較於MDA、Logit與Probit分析法，類神經網路模型並非最適化模型），根據表6與7， β 模型之K-S統計量(D值)皆高於 α 模型，表示 β 模型對正常公司與危機公司之區別能力優於 α 模型；同樣地根據表4與5而言， β 模型之整體預測正確率、型一誤差與型二誤差，亦平均地不劣於 α 模型。因此綜合言之，我們認為在本文分析架構下，考慮總體經濟變數後的模型，對於財務危機預警模型之預測能力具有提升的效果。

4. 結論與建議

有鑒於信用資訊之需求日益增加，而台灣信用評等機制仍處於發展中的階段，無論學術界與實務界，皆投入大量的心力，希望發展一套適用於台灣企業財務危機預警模型與信用評分系統，以期提供給銀行、債權人或是投資大眾對於企業信用體質評估的一項客觀參考。

本研究參考國內外文獻，除了結合會計與市場變數外，另考慮了總體經濟因素，共選取了22項變數做為預測變數。以多元區別分析、Logit模型、Probit模型與倒傳遞類神經網路共四種統計方法，分別建立八個模型：以會計及市場變數的 α 模

型，及加入總體經濟變數的 β 模型。此外，我們亦將各模型相互比較，以評估本文所建立的財務危機預警系統模式之預測能力。

實證結果發現 β 模型的預測結果普遍優於 α 模型，在訓練樣本中仍然是以Logit模型結果最好，而在預測組中同樣也是Logit模型預測能力最優異，表現優於MDA模型、Probit模型與倒傳遞類神經網路模型。整體而言，在不考慮類神經網路模型的情況下， β 模型之K-S統計量皆高於 α 模型，表示 β 模型對正常公司與危機公司之區別能力優於 α 模型；同樣地 β 模型之預測正確率、型一誤差與型二誤差，亦平均地不劣於 α 模型。因此綜合言之，我們認為在本文分析架構下，考慮總體經濟變數後的模型，對於財務危機預警模型之預測能力具有提升的效果。

本研究建議後續之研究方向有以下幾點建議：(1)模型效力驗證：本研究僅以正確率、型一誤差與型二誤差及K-S檢定作為模型的效力驗證，建議後續研究者可以採用其他不同的效力驗證方法，如檢定力曲線(power curve)等。(2)預測變數的選取：本研究雖然考慮了會計及市場變數與總體經濟變數，但是產業變數的影響力亦不容忽視，因此，模型若能考慮產業特性因素，將使得預警模型涵蓋範圍更為廣泛，預警能力更加健全。(3)增加專家意見資料庫，對於各產業的財務資料作適當的規範，當企業中有財務指標有太大變異時，可由系統提出警訊，提昇預警系統預警能力。

參考文獻

- 郭敏華 (1999), “債信等級之決定因素(上)”, 證券暨期貨管理雜誌, 17(11), 1-16.
- Altman, E. I. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” *Journal of Finance*, 123(4), September, 589 - 609.
- Back B., T. Laitinen, K. Sere, and M. van Wezel (1996) “Choosing Bankruptcy Predictors with Discriminant Analysis, Logit Analysis and Genetic Algorithms.” In the 18th Annual Congress of the European Accounting Association, Birmingham, UK.
- Belkaoui, A. (1980), “Industrial Bond Ratings: A New Look,” *Financial Management*, Autumn, 44-51.
- Black, F. and M. Scholes (1973), “The Pricing of Options And Corporate Liabilities,” *Journal of Political Economy*, 81, 637-659.
- Coats, P. and Fant, L. (1993), “Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool,” *Financial Management*, 22, 142-155.
- Charitou, A. and L. Trigeorgis (2000), “Option-Based Bankruptcy Prediction.” *Proc. Contemporary Issues in Capital Markets, Cyprus*, 1-25.
- Chaveesuk, R., C. Srivaree-ratana and A. E. Smith (1999), “Alternative Neural Network approaches to Corporate Bond Rating,” *Journal of Engineering Valuation and Cost Analysis*, 2(2), 117-131.
- Ederington, Louis H. (1985), “Classification Models and Bond Ratings,” *Financial Review*, 20(4), 237-262.
- Farmen, T. E. S., S. Westgaard and N. van der Wijst (2004), “An Empirical test of Option Based Default Probabilities using Payment Behaviour and Auditor notes,” working paper, Norwegian University of Science and Technology.
- Hillegeist S.A., E.K. Keating, D.P. Cram and K.G. Lundstedt (2004), “Assessing the Probability of Bankruptcy,” *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5-43.
- Leshno, M., and Y. Spector (1996), “Neural Network Prediction Analysis: The Bankruptcy Case,” *Neruocomputing*, 10, 125-147.
- Mensah, Yaw M. (1984), “An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study,” *Journal of Accounting Research*, 22 Spring, 380-320.
- Merton, R. C. (1974), “On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates.” *The Journal of Finance*, 28, 449-470.
- Ohlson J.M. (1980), “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy,” *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Rose, P. S., W. T. Andrews, and G. A. Giroux (1982), “Predicting Business Failure: A Macroeconomic Perspective,” *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 6(1), 20-31.
- Sharma S. and V. Mahajan (1980), “Early Warning Indicators of Business Failure.” *Journal of Marketing*, 44, 80-89.
- Vassalou, M. and Y. Xing (2002), Default Risk in Equity Returns, Columbia University.
- Wilson, T. (1997), “Portfolio Credit Risk, Part I,” *Risk* 10(9), 111-117.