2021 年第 10 卷第 1 期第 121-132 頁
DOI: 10.6285/MIC.202103_10(1).0012
管理資訊計算
Management Information Computing
http://www.asmr-journal.com/harper.html

運用灰關聯分析與倒傳遞類神經網路建構財務危機預警模型

Applying Grey Relational Analysis and Back-Propagation Neural Network to Establish an Early Warning Model for Financial Crisis

巫沛倉[1] 廖紫柔[2]* 邱詩彥[3]
Pei-Tsang Wu Tzu-Jou Liao Shi-Yan Qiu

摘要

結合灰關聯分析與倒傳遞類神經網路兩種方法，本研究期望能以更精簡的數據資料獲得更好的財務危機預警準確度，建立一套更便捷的企業危機預警模式，以協助上市櫃公司易於使用，於財務危機發生前，有效防範公司發生危機之可能性，避免惡化損失。

本研究經由台灣經濟新報 TEJ 資料庫，實證研究顯示，經灰關聯分析共得出 6 項關鍵財務指標與 1 項關鍵公司治理指標，且經倒傳遞類神經網路的學習訓練發現，模型 I 的預警能力最佳，高達 92.6%之正確率，模型 II、III、IV 的正確率相似且理想，皆為 88.9%；6 個關鍵財務指標與 1 個關鍵公司治理指標的預測力皆佳，惟關鍵財務指標的預測力略優於關鍵公司治理指標。因此，本研究建議財務危機預警模式經由精簡的數據資料亦可獲得優異的預警準確度，並非所使用的指標數量越多或時期數跨度越長，預警準確度就越高，若能善用灰關聯選取最具關聯性的指標與倒傳遞類神經網路的學習與訓練，少量的數據資料亦能得到非常良好的預警準確度。

關鍵詞：財務危機預警、灰關聯分析、倒傳遞類神經網路。

Abstract

Based on grey relational analysis and back-propagation neutral network, this study was proposed to examine if it is possible to use less information to obtain a better early warming model for financial crisis. It will assist business corporations to effectively forecast their financial issues before causing tremendous loss.

A total of 37 corporations having crises happened during 2009 to 2012 were randomly sampled from the data base of Taiwan Economics Journal. Research results showed that 6 financial indicators and 1 corporate governance indicator are identified as the key factors and Model I, with a correctness of 92.6%, has a higher prediction level than Models II, III, and IV. This study reached a conclusion that it is not really necessary to use numerous data to build an early warning model, gray relational analysis and neural network can be applied to improve the efficiency and effectiveness of model building process.

[1]義守大學國際企業經營學系副教授 pwu@isu.edu.tw
[2]義守大學工業管理學系副教授 hyliao@isu.edu.tw *通訊作者
[3]義守大學工業管理學系碩士

收稿:12/08/2021
接受:01/25/2021

Keywords: Financial Early Warming, Gray Relational Analysis, Artificial Neural Network

1. 前言

對企業經營者而言，透過財務報表的各項數據來了解企業的營運狀況能幫助其適時調整經營策略及方向。隨著台灣金融市場之自由化與透明化，加上政府積極地輔導企業辦理股票上市上櫃，一般民營公司通常會經由直接發行或是向銀行借款這二種管道來取得資金，導致企業經營狀況和國家社會的經濟脈動緊密相依。一旦企業發生財務危機，不僅公司內部受到衝擊，包含外部上下游廠商、投資大眾、金融機構及債權人等，都會受到難以估計損失，連帶造成龐大的社會成本。

因此建立財務危機預警模型，對企業而言可改善經營策略，減少或避免財務危機的出現，同時因為提早獲悉失敗的訊息也可以減少會計、審計、律師等專門費用的支出。此外，企業經營產生的資訊或資料龐大且複雜，所使用的各式指數或指標的多寡與認定不同；此外，各個企業所歷經的經營時間長短不一，有些企業已營業數十載，甚至百年以上，資料量龐大；反之，有些公司則剛新興，資料量有限。因此，業界亟需一套指標數較精簡及資料跨度時間更短的危機預警模式來有效幫助企業進行危機預警管理。

本研究主要目的在於找出重要的指標與具代表性的時期，採用較少量的資料數據，以實證研究，結合灰關聯分析與倒傳遞類神經網路的方法建立一套更便捷精確的整合型企業財務危機預警模型，依指標類型(財務指標、公司治理指標)與資料跨度期間(危機發生前一季、危機發生前四季)兩個因子，採 2x2 因子設計(Factorial Design)選取資料，提出四種預警模型，進行驗證。

由於變數的重要程度或權重不同，先使用灰關聯分析從眾多指標中進行企業關鍵指標的篩選，由於灰關聯分析具有樣本數不需太多、需求資料數據甚少、計算方程式相對簡單易懂、樣本也不需要具備常態分佈，並且所得結果與一般常用於研究統計的典型分佈或傳統定性分析方法的結果相似(胡宜珍，1994)，灰關聯分析已漸漸取代傳統的線性回歸法、古典時間序列法等，被用於指標變數的選擇與探討。

本研究接著運用灰關聯分析篩選出的關聯度較高的關鍵指標，做為類神經網路訓練的輸入因變數，以倒傳遞類神經網路訓練與學習，進行四種財務預警模型的比對分析。因此本研究結合灰關聯分析與倒傳遞類神經網路學習模式，期望以少量的指標數與短期的資料數據，找出更便捷的財務預測模型。

2. 文獻探討

2.1 財務危機預警模式

對於企業財務危機(Financial Distress)預警模式(Early Warming Model)的研究，從早期Beaver(1966)、Altman (1968)、Ohlson (1980)等重要學者的研究開始，可發現對於財務危機預警模式的研究，可歸納出三個最主要的方向，其一為從眾多影響財務危機的指標變數中找出具影響力的重要指標，例如比較分析財務比率、公司治理、無形資產、研發投入、會計師查核、產業景氣、盈餘操縱、經營效率、總體經濟敏感度、信用評等、資訊揭露等因素是否可以做為有效之危機預警指標，常被使用的分析方法包含逐步迴歸、因素分析、Kolmogorov-Smirnov單樣本檢定、Mann-Whitney檢定、t-test檢定等。其二則是找出具有準確預測率的判別方法，以成功與失敗公司為樣本進行比較，評估判別方法的預測正確率，所使用的評估準確率的方法包含最常用羅吉斯迴歸(Logistic)、線性區別分析(Discriminant Analysis)、Probit概率模型、

資料包絡(DEA)、類神經網路(Neutral Network)等。

Beaver(1966)的單變量分析，運用14項財務比率對1954~1964年間各79家失敗與成功公司進行單一財務比率的對照比較，發現現金流量/總負債可做為預測企業財務危機之最佳指標。Altman(1968)則以多變量分析，運用22項財務比率，計算出包含流動性、獲利能力、償債能力、財務槓桿、週轉能力等五項多元指標構面的Z-score函數值，對1946~1965年間各33家破產與成功公司進行區別分析，成功公司的Z-score 函數值大於2.675的臨界值，當Z-score函數值小於1.8，發生財務危機的可能性越大，自此多變量取代單變量分析廣泛運用於財務危機的研究。

對於有關危機指標變數的研究，研究發現最常見的危機警訊指標分別為財務比率(Financial Ratios)及公司治理(Corporate Governance)，所採納之財務比率指標可高達60項(張大成等，2008)，公司治理指標可高達42項(林郁翎等，2009)；比起單一的使用財務比率或公司治理指標，結合財務比率與公司治理指標更能有效預警公司的財務危機(林郁翎等，2009；羅淑娟等，2009；尹賢瑜等，2015)，此外，經營效率(黃劭彥等，2006)、會計師查核(劉邦典等，2007)、裁決性應計項目的盈餘操縱程度(張大成等，2008)、信用評等(羅淑娟等，2009)、總體經濟敏感度(楊雪蘭等，2010)、產業景氣(徐中琦等，2010)、無形資產與研發投入(連志剛，2013)、資訊揭露(陳建宏等，2016)指標因素亦可有效偵測企業危機。

針對預測準確率的評估所進行的研究，自Ohlson(1980)以logit(Conditional Logit Model)進行準確率的評估研究後，國內學者對於危機預警模式準確率的評估也以羅吉斯迴歸為主(李建成等，2006；劉邦典等，2007；林郁翎等，2009；羅淑娟等，2009；楊雪蘭等，2010；連志剛，2013；尹賢瑜等，2015；陳建宏等，2016)。另外，少數研究曾針對各種分析方法的準確率進行比較，發現類神經網路的預測準確率良好。Odom & Sharda (1990)利用區別分析及類神經網路進行預警模式比較，以企業發生危機的前一年為樣本資料為基礎，結果顯示不論是訓練樣本或測試樣本，類神經網路的預測正確率皆高於區別分析。Tam & Kiang (1992)比較倒傳遞類神經網路、決策樹、區別分析、羅吉斯迴歸所建構的四種預警模型發現，倒傳遞類神經的預測率最佳。不論以財務比率或以公司治理變數為指標，類神經網路模型的預警能力優於羅吉斯迴歸模型(李建成等，2006；林昱成等，2006)。此外，短期的季資料與成對資料的預警能力優於長期的年資料與非成對資料(羅淑娟等，2009)。

2.2 灰關聯分析

灰關聯分析(Grey Relational Analysis)是灰色系統理論分析(Grey System Theory)的研究項目之一，灰色系統理論主張所有已知資訊為白，未知資訊為黑，灰則是介於未知與已知的模糊地帶，主要應用於在資訊不完整、不確定的情況下，可利用少量數據(只要4個)即可進行關聯分析(Relational Analysis)及模型建構(Model Construction)，以預測及決策可行方案(鄧聚龍等，1996)。有別於「大樣本不確定」的傳統統計與機率理論，灰色理論能以「少數據不確定」的相關數據進行更具彈性的運算，並能針對離散數據、不完整性的數據與多變量輸入資料做有效處理(邱玉茹，2010)。

莊豐光(2003)以12家台灣生物科技公司為研究對象，先以灰關聯分析選取具代表性之財務指標，再以熵值權重法求出指標相對權重，並再運用灰預測GM(1,1)模型建構預測模式及檢驗模型精準度，其研究實證發現，在資源有限的情況下，灰關聯分析可有系統地縮減衡量指標，選取出合適的代表性變數。王少安(2006)以國內金融控

股公司為研究對象，根據天下雜誌所採用的8項財務績效評估指標，結合傳統的灰關聯分析與TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)方法，對國內14家金融控股公司2003~2004年的整體財務績效進行排名，其排名結果與天下雜誌的排名結果相當一致。陳宗敬(2012)先使用灰關聯分析篩選可能會影響台灣股票加權指數的影響變數，再運用模糊遺傳演算法及類神經網路等方法來預測臺股的加權指數，發現經灰關聯預測篩選過後的前10名影響變數均有相當高的可信度。

2.3 倒傳遞類神經網路

類神經網路的應用與特性，類神經網路的學習模式可分為最適化、聯想式、無監督式、監督式等4大類，其中又以監督式學習應用範圍最廣最簡便，監督式學習是指從所探討的領域內獲取訓練範例的數據資料，包含輸入向量與目標輸出向量，並依據輸入向量與目標輸出向量的內在對應規則，持續不斷的修改網路神經元內的加權值，直到數據資料收斂為止 (葉怡成，2009)。

倒傳遞類神經網路以平行監督式的學習網路，由多層感知器(Multilayer Perceptron)與誤差倒傳遞(Error Back Propagation)學習演算法組合而成，多用於儀器診斷、股市指數預測、信用評等問題，也是目前學術上運用最為廣泛的類神經網路模式。Yao, Tan & Poh(1999)以倒傳遞類神經網路預測吉隆坡證券交易股票市場未來一日的收盤價，並與時間序列ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average model)自迴歸移動平均模型進行比較各自預測的準確度與投資報酬率，研究結果顯示，倒傳遞類神經網路年報酬率可達26%，且較其它網路模式或ARIMA擁有較佳的預測結果與報酬率。吳月明(2006)經由上市公司的財務比率，運用灰色理論的灰預測模型與倒傳遞類神經網路，來預測股票投資報酬率，並就倒傳遞類神經網路及灰預測模型進行比較，研究結果發現，倒傳遞類神經網路的預測結果明顯地優於灰預測模型之預測結果。陳鄢貞(2011)以台灣50指數及臺灣100中型指數成分股之普通股股票為研究對象，並以1997~2009年的歷史數據資料，運用倒傳遞類神經網路，計算包含財務指標、技術指標、RAFI指標等53個變數，探討財務指標與技術指標對股票報酬率的影響力，建構股價預測模型，結論指出倒傳遞類神經網路建構股價預測模型具有良好預測能力，且於2006~2009年間的平均預測命中率高達90.91%；財務指標與技術指標對股票報酬率亦具顯著影響力，且較單獨只考慮財務面變數或技術面變數的模型解釋力為佳。蘇偉庭(2011)分別以倒傳遞類神經網路、迴歸類神經網路和組織映射神經網路，建立公司股價預測模型，探討台灣上市公司在發佈財報後未來短期股價的變動，並以總體、個股、類股和100年度台灣50指數的角度來分析預測結果，研究結果顯示，投資人可在財報公佈後，關注預測準確度較高的公司，以減少投資失敗的風險。

3. 研究方法

3.1 抽樣與比對

本研究資料來源為台灣經濟新報 TEJ 資料庫(Taiwan Economics Journal)，隨機抽樣 37 家曾於 2009~2012 年期間發生財務危機之上市上櫃公司，此期間適逢本世紀最嚴重之金融風暴爆發後，最易分辨出企業的良莠，體質不佳或沉疴久病的企業，於此期間殊難繼續粉飾掩蓋，因此 2009~2012 年期間的資料具有其特殊性與意義。此 37 家危機公司分屬於電子、紡織纖維、建材營造、化學生技醫療、鋼鐵、電機機械、文創、貿易百貨、及其他產業，危機情形的認定以台灣經濟新報 TEJ 所定義的財務

危機或準財務危機為原則，分別為出現跳票擠兌、倒閉破產、會計師持保留意見(或繼續經營疑慮)、紓困求援、重整、接管、全額下市、財務吃緊停工、淨值為負、掏空挪用、董事長跳票、景氣不佳停工等。再根據台灣證券交易所的產業規範，且參考台灣經濟新報 TEJ 資料庫評等之產業細項分類，以 1：2 的配對比例原則，選取相同產業、相同期間(即危機公司與比對之正常公司之資料年度相同)，規模相近(資本額相近)的 74 家正常公司進行比較對照，

因此，本研究樣本包含 37 家危機公司及 74 家比對之營運正常公司，共計 111 個樣本公司家數。為評估建構模型之預測能力，並將樣本區分為訓練樣本及測試樣本，75%為訓練樣本，25%為測試樣本，以隨機亂數抽取，故而訓練樣本共選取 28 家危機公司與 56 家正常公司；測試樣本則選取其他的 9 家危機公司與 18 家正常公司。

3.2 研究變數與模型設計

研究變數參考國內外學者之研究報告使用之變數資料，依指標類型(財務指標、公司治理指標)與資料期間(危機發生前一季、危機發生前四季)兩個因子，採 2x2 因子設計(Factorial Design)提出四種預警模型，採用變數包含 19 個財務比率指標及 6 個公司治理指標，共分為六大類，包含流動性指標、獲利能力指標、經營能力指標、資本結構指標、現金流量指標、及公司治理指標等，如表 1 與表 2 所示。資料跨度期間為危機公司財務危機發生前四季~前一季之 19 個財務比率指標及 6 個公司治理指標資料，以及比對之正常公司相同期間之 19 個財務比率指標及 6 個公司治理指標資料。

本研究針對蒐集之資料，首先運用灰關聯分析從 19 個財務比率指標及 6 個公司治理指標中，篩選出關聯度較高的關鍵影響指標；再以所篩選的關鍵指標，運用倒傳遞類神經網路針對本研究所建構的四種企業財務預警模型，進行驗證比較，模型 I：以財務危機發生前一季之關鍵財務指標為預警基準；模型 II：以財務危機發生前一季之關鍵財務指標及公司治理指標為預警基準；模型 III：以財務危機發生前四季之關鍵財務指標為預警基準；模型 IV：以財務危機發生前四季之關鍵財務指標及公司治理指標為預警基準。最後產生不同資料數據量(指標數量與跨度期間皆不同)的四種模型之實證結果，進行比較四種模型對於企業財務危機預警模型之正確性。

3.3 分析方法

3.3.1 灰關聯分析

對於兩個不同系統或系統中兩個不同因素間，因不同對象或時間的發展所造成的差異或相似程度，稱之為灰關聯度。在系統發展的過程中，若是兩個因素變化的趨勢具一致性，則二者之間的灰關聯度較高；反之，則較低(沙大偉，2012)。本研究將運用灰關聯分析篩選出最適合的關鍵危機指標因子，用來預測公司的財務危機，運算步驟說明如下(鄧聚龍等，1996)：

步驟一：確定要分析數據序列，並定義出參考數列(母數列)與比較數列(子數列)。

步驟二：數據資料正規化處理

正規化處理將所有的數據資料轉換為(0,1)之間的數值，這些數據資料的前處理稱為灰生成(Grey Generating)，由於數據資料中每個變數因子所使用的單位未盡相同，為避免數據資料產生極端數據的現象(例如：極大化或極小化)，遂將原始數列做一初步處理，此過程稱為正規化(Normalization)，也就是說將所有的數據資料轉換為

相同的區間或值域為(0,1)區間的數值，可使用望大法、望小法、或望目法形成灰生成，本研究依數據資料之特性採望大法與望小法將數據資料正規劃。望大法期望目標值越大越好，因此數值愈接近 1 愈好，突顯變數因子中的最大值，計算方法如公式 3.1 所示。望小法期望目標值越小越好，突顯變數因子中的最小值，計算計算方法如公式 3.2 所示。本研究所採用之 19 個財務指標及 6 個公司治理指標之灰關聯分析正規化方法如表 1、表 2 所示。

$$X_i*(k)=\frac{X_i^{(0)}(k)-\min[X_i^{(0)}(k)]}{\max[X_i^{(0)}(k)]-\min[X_i^{(0)}(k)]} \tag{3.1}$$

$$X_i*(k)=\frac{\max[X_i^{(0)}(k)]-X_i^{(0)}(k)}{\max[X_i^{(0)}(k)]-\min[X_i^{(0)}(k)]} \tag{3.2}$$

其中 $X_i^*(k)$：灰關聯生成後正規化的數值；$\max[X_i^{(0)}(k)]$：所有數列中變數因子的最大值；$\min[X_i^{(0)}(k)]$：所有數列中變數因子的最小值。

表 1. 財務指標變數彙整

變數類別	變數名稱	變數定義	正規化
流動性指標	流動比率	流動資產／流動負債	望大
	速動比率	速動資產／流動負債	望大
	利息保障倍數	(稅前淨利＋利息支出)／利息支出	望大
獲利能力指標	總資產報酬率	(稅前淨利＋利息支出)／平均資產總額	望大
	淨值報酬率	稅前淨利／平均淨值	望大
	營業毛利率	營業毛利／營業收入	望大
	營業利益率	營業利益／營業收入	望大
	稅後淨利率	稅後淨利／營業收入	望大
經營能力指標	應收帳款週轉率	營業收入／平均應收帳款	望大
	存貨週轉率	營業成本／平均存貨	望大
	總資產週轉率	營業收入／平均資產總額	望大
	淨值週轉率	營業收入／平均淨值	望大
	固定資產週轉率	營業收入／平均固定資產	望大
資本結構指標	負債比率	負債總額／資產總額	望小
	長期資金適合率	(股東權益＋長期負債)／固定資產	望大
	負債與淨值比率	負債總額／淨值	望小
	借款依存度	長短期借款／股東權益	望小
現金流量指標	自由現金流量	稅後淨利＋折舊＋攤提－固定資產(購置)－[期末(流動資產－流動負債)－期初(流動資產－流動負債)]	望大
	現金流量比率	營運活動之現金流量／流動負債	望大

表 2. 公司治理指標變數彙整

變數類別	變數名稱	變數定義	正規化
公司治理指標	董監事持股比率	董監事持股數／總股數	望大
	董監事質押比率	董監事質押股數／董監事持股數	望小
	董監事酬勞佔稅後淨利比重	董監事酬勞／稅後淨利	望小
	會計師簽證內容	為虛擬變數，若會計師簽證內容為保留意見，或發生財務危機前一年曾更換會計師、董事長兼總經理等則為 1，反之則為 0。	望小
	更換會計師		望小
	董事長兼總經理		望小

步驟三：計算灰關聯係數

將 m 組原始數列經過正規化處理後，可將 m 組序列($Xi(k)$)轉換為一個 m 維的陣列 A，將陣列 A 中的每一列都減去參考數列($X0\ (k)$)並取其絕對值，可以將陣列 A 轉換為另一個陣列 Δ。陣列 Δ 中各個元素表示為 Δ_{0i}，其中最大的元素為 Δ_{max}，最小的元素為 Δ_{min}。並定義灰關聯分辨係數為 ρ，灰關聯分辨係數最主要的功能為背景值與待測物之間的對比，通常值域介於 0 與 1 之間，接著以公式 3.3 計算出灰關聯係數。

$$\xi_i(k) = \frac{\Delta_{\min} + \rho\Delta_{\max}}{\Delta_{oi} + \rho\Delta_{\max}}，\forall\ i=1,2,\ldots,m，k=1,2,\ldots,n. \tag{3.3}$$

$X0(k)$為參考數列，$Xi(k)$為比較數列，

$\Delta_{oi} = \left|X_o(k) - X_i(k)\right|$，代表$X0(k)$與$Xi(k)$的絕對差，

$\Delta_{\min} = \min_i \min_k \Delta_{oi}(k)$，稱為兩級最小差，

$\Delta_{\max} = \max_i \max_k \Delta_{oi}(k)$，稱為兩級最大差。

步驟四：計算灰關聯度

灰關聯度用來表達比較數列與參考數列在各變數因子之間的關聯係數值，然而如果有 n 個因子就有 n 個灰關聯係數，結果將導致數據資料分散，爾後不利於評估比較。故必須將每一比較數列的各個時刻之灰關聯度集中在一個點上，一般來說，大多取灰關聯係數的平均值，而這個點稱之為灰關聯度。灰關聯度則可依各個變數因子權重的差異，約有兩種不同的計算方法，分別為等權關聯度與加權關聯度。大多數情況下，以等權關聯度使用為主。

3.3.2 倒傳遞類神經網路分析

倒傳遞類神經網路的基本架構，主要分為資料前傳及誤差倒傳這兩部分。其中，資料前傳是將輸入的資料數值經過集成函數傳入隱藏層的神經元中，而隱藏層的神經元再透過轉換函數將由集成函數中所得的資料數值轉換成輸出值；誤差倒傳是把從輸出的數值與實際的數值作一比較，再根據彼此所得的誤差值調整各層次間的權重配比(張斐章等，2010)。

4. 實證分析

本研究以經由台灣經濟新報 TEJ 資料庫所收集之 111 家公司的資料，含 37 家危機公司及 74 家配對之營運正常公司，且依 75%與 25%的比例原則，隨機分配為訓練組樣本與測試組樣本，並建立財務危機發生前第四季~前第一季之財務指標與公司治理指標變數，再運用灰關聯分析篩選出關聯度較高的關鍵危機指標因子，作為類神經網路訓練的輸入因子，以倒傳遞類神經網路模式進行四組財務預警模型的比對分析。

4.1 關鍵危機指標

本研究首先將所設定之19個財務指標與6個公司治理指標，採公式3.1與3.2以望大法與望小法進行灰關聯分析所要求的資料數據正規化處理。再運用公式3.3計算出19個財務指標與6個公司治理指標的灰關聯係數，從各時期的灰關聯係數平均值，計算出灰關聯度，並篩選關聯度大於0.70以上，關聯度較高的因子設定為關鍵危機指標

因子，作為類神經網路訓練的輸入因子，其餘因子則刪去不用，因此本研究共篩選出7個灰關聯度大於0.70以上的關鍵危機指標因子：財務指標分別為流動比率、速動比率、應收帳款週轉率、存貨週轉率、固定資產週轉率、長期資金適合率、公司治理指標則為董監事持股比率等7個指標因子，對於財務危機之預警具有較高的預測能力，其中前6個關鍵指標為財務指標，最後一個關鍵指標則為公司治理指標，此7個因子之灰關聯度彙整如表3所示。

表 3. 關鍵危機指標因子灰關聯度彙整表

變數名稱	灰關聯度 > 0.70			
	前第四季	前第三季	前第二季	前第一季
1. 流動比率	0.7267	0.7682	0.7534	0.7228
2. 速動比率	0.7563	0.8273	0.7680	0.7751
3. 應收帳款週轉率	0.9707	0.9607	0.9378	0.9595
4. 存貨週轉率	0.9707	0.9607	0.9378	0.9595
5. 固定資產週轉率	0.9619	0.9530	0.9538	0.9624
6. 長期資金適合率	0.9526	0.9481	0.9537	0.9625
7. 董監事持股比率	0.7279	0.7292	0.7331	0.7326

4.2 預測準確率評估

本研究為了驗證類神經網路模式的預測成效，已將 37 家危機公司與 74 家營運正常公司，依 75%與 25%的比例原則，隨機分類成訓練組樣本資料與測試組樣本資料，並先以訓練樣本資料來訓練類神經網路，當訓練完畢時，再以測試樣本資料來驗證類神經網路的預測效能是否良好，最後透過預測誤差值之分析進行評估。預測誤差值是指選定時間內，實際數據與預測數據之間的差異，故數學定義上誤差(e_t)=實際值(A_t)－預測值(F_t)，本研究使用絕對平均百分比誤差值(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)進行誤差評估，當 MAPE 值<10%時，代表預測能力極佳；當 MAPE 值介於 10%~20%時，代表預測能力優良；當 MAPE 值介於 20%~50%時，代表預測能力合理；當 MAPE 值>50%時，代表預測能不正確，MAPE 值之計算方法如公式 4.1 所示(張瑤峰，2001)：

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\frac{|F_t - A_t|}{A_t} \tag{4.1}$$

其中，F_t：第t期的預測數據；A_t：第t期的實際數據；n：期數。

4.3 四種財務預警模型比較

本研究使用學者(Wu, 1995)以Microsoft Visual C++程式語言所研發撰寫的倒傳遞類神經網路模型，以訓練組樣本與測試組樣本，分別進行四組企業財務預警模型準確性的測試與比較，模型I：輸入財務危機發生前一季之6個關鍵財務指標；模型II：輸入財務危機發生前一季之6個關鍵財務指標及1個關鍵公司治理指標；模型III：輸入財務危機發生前四季之6個關鍵財務指標；模型IV：取得財務危機發生前四季之6個關鍵財務指標及1個關鍵公司治理指標。並採用「最陡坡度法」修正權重，將隱藏層設定為1，並分別對隱藏層單元數、學習速率、學習動差、疊代循環次數等項目設定不同的參數值進行演算，如表4所示，再將灰關聯分析篩選出的7個關鍵危機指標因子之資料輸入網路內開始學習。

倒傳遞類神經網路的驗證結果顯示，模型I測試組樣本範例的最佳參數為當疊代循環次數100000次、隱藏層處理單元數20、學習速率0.5、學習動差0.9時，測試範例誤差值(平均百分比誤差值，MAPE)平均值最小，約為17.15%，介於10%~20%，預測能力優良；模型II測試組樣本範例的最佳參數為當疊代循環次數100000次、隱藏層處理單元數20、學習速率0.1、學習動差0.9時，測試範例誤差值平均值最小，約為22.36%，介於20%~50%，預測能力合理；模型III測試組樣本範例的最佳參數為當疊代循環次數100000次、隱藏層處理單元數40、學習速率0.1、學習動差0.9時，測試範例誤差值平均最小，約為25.79%，介於20%~50%時，預測能力合理；模型IV測試組樣本範例的最佳參數為當疊代循環次數200000次、隱藏層處理單元數50、學習速率0.5、學習動差0.9時，測試範例誤差值平均最小，約為28.52%，介於20%~50%時，預測能力合理。四種模型之測試組樣本範例誤差值之統計資料彙整，如表5所示。

表 4. 四組模型之各項參數設定彙整表

模型 / 參數	模型 I 財務危機發生前一季	模型 II 財務危機發生前一季	模型 III 財務危機發生前四季	模型 IV 財務危機發生前四季
輸入層	6個關鍵財務指標	6個關鍵財務指標及1個關鍵公司治理指標	6個關鍵財務指標	6個關鍵財務指標及1個關鍵公司治理指標
輸出層	1為正常公司；0為危機公司			
隱藏層	1個隱藏層，分別為10、15、20個隱藏層神經元			
學習速率	分別為0.1、0.5、0.9等三個等級			
學習動差	分別為0.1、0.5、0.9等三個等級			
疊代循環次數	分別為100000次、200000次、300000次。			

表 5. 測試組樣本範例誤差值(MAPE)統計彙整表

模型類別	模型 I	模型 II	模型 III	模型 IV
最佳參數	ANN_20_5_9 (100000)	ANN_20_1_9 (100000)	ANN_40_1_9 (100000)	ANN_50_5_9 (200000)
最大值	40.74%	33.33%	51.85%	48.15%
最小值	7.41%	7.41%	11.11%	11.11%
平均值	17.15%	22.36%	25.79%	28.52%
標準差	7.28%	7.84%	9.1%	9.45%

本研究再依各模型的最佳參數值，計算比較四組財務預警模型對於27個測試組樣本(9家危機公司，18家正常公司)的預測正確率，以公式4.2計算各模型之正確率或準確率：

$$\text{正確率} = \frac{\text{正確判斷的測試範例數}}{\text{測試範例總數}} \tag{4.2}$$

結果顯示，模型I對於測試組樣本的整體預測準確率最佳，高達92.6%，誤判率僅有7.4%；反之，模型II、模型III、模型IV的整體預測準確率均為88.9%，誤判率皆為11.1%，預測準確率理想，統計結果彙整如表6所示，結果顯示加入公司治理指標

對於提昇模型的預測能力，並無明顯影響，財務指標仍然是較為重要的判斷準則；此外危機發生前一季的資料數據就足以有效判別企業的財務狀況，並不須採用太多期數的資料數據才能有效判別企業的財務狀況。

表 6. 各模型預測準確率統計彙整表

	模型 I 財務危機發生 前一季	模型 II 財務危機發生 前一季	模型 III 財務危機發生 前四季	模型 IV 財務危機發生 前四季
輸入指標	6個關鍵 財務指標	6個關鍵財務指標及1個關鍵公司治理指標	6個關鍵 財務指標	6個關鍵財務指標及1個關鍵公司治理指標
9家危機公司 預測準確數	9	8	9	8
18家正常公司 預測準確數	16	16	15	16
整體正確率	92.6%	88.9%	88.9%	88.9%

5. 結論與建議

本研究的目的為探討是否可由公司的財務性指標與非財務性指標(例如公司治理指標)，及利用灰關聯分析找出重要關鍵指標因子，並以倒傳遞類神經網路模式預測企業公司的財務情況，建立危機預警系統。本研究的研究結果顯示：

(1.) 應用灰關聯分析先刪除灰關聯度較低的影響指標，能大幅度提高倒傳遞類神經網路預測模型的準確度。

(2.) 經倒傳遞類神經網路測試出模型I的最佳參數，包含隱藏層單元數20、學習速率0.5、學習動差0.9、疊代循環次數100000次，得到測試誤差值(MAPE)最大40.74%、最小7.41%、平均17.15%、標準差7.28%，因此本研究所建立的倒傳遞類神經網路預測模型之預測能力優良，且輸入變數的選擇、參數的設定極為可靠有效。

(3.) 數據資料越接近危機發生的時間點時，危機預測正確率也越高；且單獨使用財務指標作為資料數據，而未加入公司治理指標時，危機預測正確率也較高，因此得到模型I的準確率最高，達92.6%，其他三種模型則皆為88.9%。雖然四種模型的預測準確率皆非常良好，但是模型I的效果無疑地更為突出。研究結果顯示危機發生前一季的數據資料就可有效預測危機，且財務指標的重要性高於公司治理指標，少量的關鍵財務指標，以本研究灰關聯分析所得出的最具關聯性之6個關鍵財務指標，包含流動比率、速動比率、應收帳款週轉率、存貨週轉率、固定資產週轉率、長期資金適合率等，就可高度準確地預測危機。

(4.) 危機發生前一季的數據資料即能有效預測危機，顯示以現今商業環境的劇烈變化，危機的發生快速且緊急，根本沒有所謂的緩衝或反應時間，稍有不慎，立即產生危害，所以企業的危機，無需等待長期的觀察，從當期或當季的數據資料判斷，即能初現端倪，因此企業須隨時警覺，時時監控。

(5.) 此外，財務指標顯然比公司治理指標更能反映公司的危機狀況，本研究灰關聯分析僅得出1個關鍵公司治理指標為董監事持股比率，此項關鍵公司治

理指標的輸入模型II與模型IV，並未提高危機預警能力，反而僅使用6個關鍵財務指標的預警準確率較高，本研究認為公司治理指標只是財務指標的縮影或是另一面，當公司的財務情況健全或營運順利時，公司高層董監事當然會盡量保留或增加持股比率，也比較不會窗飾財務報表，或試圖以會計手法掩蓋隱瞞問題。財務指標與公司治理指標息息相關，財務指標就能反映公司治理指標，財務指標的重要性因此高於公司治理指標。

本研究之研究限制主要來自三方面：首先，採樣範圍以 2009~2012 年台灣經濟新報 TEJ 所標示之上市櫃公司為主，於全球金融風暴發生後，資料引用的時間點具敏感性，資料本身具有一定的特殊性，非一般常態時期的數據資料可比擬；再者，使用資料數據層面並未涉及管理階層的決策能力、管理能力，或考量樣本企業在所屬產業的相對比重，或其他總體經濟層面的情況，取樣範圍與數量有限；最後，本研究僅採用灰關聯分析與倒傳遞類神經網路方法進行四種模型實證研究，但各類公司發生財務危機的範圍與原因不同且複雜，建議後續研究學者可根據資料時期、管理決策、產業別等因素進行深入研究及探討，考量不同之特性與結構，分別建立適用之預測模型，提供更多元化的研究發現；此外，後續研究也可應用近代發展的人工智慧或大數據建立更具實用性之危機預警模式。

參考文獻

1. 王少安(2006)。結合型灰關聯分析與主成份分析在國內金融控股公司財務績效評估之應用研究(未出版之碩士論文)。南台科技大學，台南市。
2. 尹賢瑜、葉立仁、游雅璇(2015)。建構企業財務危機預警模型—考慮財務與公司治理因素，德明學報，39(2)，37-58。
3. 沙大偉(2012)。應用灰關聯法探討新北市國中及高中生運動人口對運動公園使用需求分析(未出版之碩士論文)。開南大學，桃園市。
4. 李建成、陳怡君(2006)。資料採礦在財務危機預警模式之應用。資料分析期刊，1(2)，85-108。 doi: 10.6338/JDA.200604_1(2).0005
5. 邱玉茹(2010)。在金融風暴事件下BDI指數與國內散裝航運類股價連動關係之研究(未出版之碩士論文)。義守大學，高雄市。
6. 吳月明(2006)。股票報酬率預測模式績效之研究-倒傳遞類神經網路與灰預測之應用(未出版之碩士論文)。朝陽科技大學，台中市。
7. 林昱成、林金賢、陳雪如、莊家豪(2009)。類神經模糊專家系統在訴訟預警模型之應用－以公司治理觀點。會計評論，44。 doi: 10.6552/JOAR.2007.44.4
8. 林郁翎、黃建華(2009)。考慮公司治理之企業財務危機預警模型。東吳經濟商學學報，64，23-56。 doi: 10.29735/SJEB.200903.0002
9. 林淑萍、黃劭彥、蔡昆霖(2007)。企業危機預警模式之研究－DEA-DA、邏輯斯迴歸與類神經網路之應用。會計與公司治理，4(1)，35-56。 doi: 10.30139/JACG.200706.0002
10. 胡宜珍(1994)。公車系統營運與服務績效之評估研究(未出版之碩士論文)。交通大學，新竹市。
11. 徐中琦、劉皇佑(2010)。考量景氣循環與產業因素下的財務危機預警模型－邏輯斯迴歸與DEA-DA方法的應用。風險管理學報，12(2)，157-183。 doi: 10.30003/JRM.201009.0001

12. 連志剛(2013)。無形資產、研發投入與公司財務危機預警模型之研究。人文暨社會科學期刊，9(1)，21-33。
13. 莊豐光(2003)。台灣生物科技類型公司績效指標擷取與排名預測之研究-灰色系應用(未出版之碩士論文)。國防管理學院，台北市。
14. 陳宗敬(2012)。應用灰關聯分析、遺傳演算法與模糊神經網路預測臺灣股票加權指數之研究(未出版之碩士論文)。義守大學，高雄市。
15. 陳建宏、謝佩綺(2016)。企業資訊揭露、公司治理與財務危機預警之實證研究-以台灣上市上櫃電子業為例。財金論文叢刊，25，93-104。
16. 陳鄢貞(2011)。以財務指標及技術指標建構股價預測模型-類神經網路模型之應用(未出版之碩士論文)。臺北大學，台北市。
17. 張大成、林郁翎、邱雅雯(2008)。考慮盈餘管理之企業財務危機預警模型。亞太經濟管理評論，11(2)，65-85。 doi: 10.30087/APEMR.200803.0004
18. 張斐章、張麗秋(2010)。類神經網路導論-原理與應用。台北：滄海書局。
19. 張瑤峰(2001)。類神經網路在銷售預測應用之探討(未出版之碩士論文)。元智大學，桃園市。
20. 黃劭彥、李超雄、洪光宏、吳東憲(2006) 。以經營效率觀點建立台灣資訊電子業財務危機預警模型。文大商管學報，11(2)，1-20。 doi: 10.30163/BR.200612.0001
21. 楊雪蘭、唐豪駿(2010)。結合公司治理機制，財務比率與總體經濟敏感度以建置財務危機預警模型－以台灣下市公司爲例。危機管理學刊，7(2)，11-24。 doi: 10.6459/JCM.201009_7(2).0002
22. 葉怡成(2009)。類神經網路模式應用與實作。台北：儒林圖書有限公司。
23. 劉邦典、梁榮輝、粘元馨(2007)。臺灣企業財務危機預警模型建構之研究。績效與策略研究，4(3)，15-27。 doi: 10.6736/JPSR.200712_4(3).0002
24. 鄧聚龍、溫坤禮、吳漢雄(1996)。灰色分析入門。台北：高立圖書有限公司。
25. 羅淑娟、林晶璟、陳義方(2009)。應用邏吉斯迴歸技術探討財務危機預警變數與資料長度之適用性研究－以台灣上市電子產業為例。臺北科技大學學報，42(2)，83-106。 doi: 10.29768/JNTUT.200912.0006
26. 蘇偉庭(2011)。以類神經網路分析財報預測台灣上市公司股價之變動(未出版之碩士論文)。中國文化大學,台北市。
27. Altman, E. I. (1968). Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, Journal of Finance, 23(4), 589-609. doi: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x
28. Beaver, W. H. (1966). Financial ratio as predictors of predictors of failure, Journal of Accounting Research, 4, 71-111.
29. Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 12, 163-168.
30. Wu, P., Fang, S. C., Nuttle, H. L. W. & King, R. E. (1995). Decision surface modeling of apparel retail operations using neural network technology. International Journal of Operations and Quantitative Management, 1(1), 33-47.
31. Yao, J. T., Tan, C. L., & Poh, H. L. (1999). Neural networks for technical analysis: a study on KLCI, International Journal of Theoretical and Applied Finance, 2(2), 221-241. doi: 10.1142/S0219024999000145