

貳 文獻探討

一、 檢測方法

1.統計分析方法

(1)單變量分析

過去研究財務預警制度的文獻不勝枚舉，最早研究財務困難進而建立一套歸類模式的學者首推Beaver (1966)，他以1954-1964 年間79 家危機公司為研究對象，根據相同產業且規模相似的標準，採取配對的樣本設計(paired-sample design)的方式選擇另外79 家正常公司，利用單變量分析法，個別分析兩組公司的30 項財務比率，計算群體各比率的平均數，採用二分類檢定法(dichotomous classification test)來尋求最佳的分界點，使錯誤分類的百分比為最低，其所選出來的變數為：現金流量/總負債、淨利/總資產、總負債/總資產、營運資金/總資產、流動比率、信用期間。結果發現(現金流量/總負債)是預測營運失敗最佳指標。

而國內學者方面，陳肇榮(1983)為首先以民國67年至71年間發生財務危機的48 家企業為研究對象，其中財務危機定義是由專業人士認定短期無法改善的顯著清償困難公司為主，並依其行業類別、規模大小、涵蓋年度搭配相同家數之營運正常公司，選取32個財務指標為變數，經由因素分析後，歸納出九個財務因素，分別以單一指標與多重指標進行模型的建立。其中單一指標模型中，發現「營運資金淨額比資產總額」最具預測能力，且其原始樣本在發生危機前一年之正確率高達87.5%。在多變量模式下則是以速動比率、營運資金百分比、固定資產與資本淨值比、應收帳款週轉日數、現金流入量與現金流出量比這五項指標所建立的預測模式最具代表。

(2)多變量分析

區別分析

以單一財務比率來評估企業是否會發生財務危機可能有所偏差，因此

Altman (1968)認為企業的成敗應綜合多項財務指標來衡量才具有客觀性。

Altman 是第一位運用多變量分析技術於財務危機預測的學者，他將多項財務指標納入模型中，企圖找出一條最佳的區別函數(discriminant function)來區別正常及危機企業。Altman選擇1946-1965年間33家破產製造業作為研究對象，並利用配對的方式，選擇同產業和資產規模相似的33家正常公司作為配對。根據以往的研究而選取22項攸關的比率變數，分為五大類比率包括：流動性、獲利性、財務槓桿、償債能力、週轉能力。每一類選取一比率，經由區別分析所得的區別函數，稱之為Z值模型。

$$Z=0.012X1+0.014X2+0.033X3+0.006X4+0.999X5 \quad (\text{式 1})$$

其中五個變數為：

X1：營運資金/總資產

X2：保留盈餘/總資產

X3：營運所得/總資產

X4：股本市價/總負債

X5：總銷售/總資產

Z值的臨界點為2.675，一家公司的Z值大於該值可以視為正常公司，小於該值可以視為危機公司。該Z值模式的短期預期能力相當好，在破產前一年，預測的正確率高達95%，危機前二年有85%的正確率。最後，其研究指出區別模式只限於短期有效，超過兩年便不適用。

而Blum (1974)以現金流量的觀點，提出了視企業為流動資產的貯水槽之理論架構。以1954-1968年間經營失敗的115家公司為研究對象，並以行業別、銷售量、員工數、及會計年度配對115家非失敗公司，以流動性、獲利性和變異性等三大類指標共選擇了12個變數以建立模型，運用多變量區別分析的結果，第一年的正確率為94%，第二年為80%，第三至第五年為70%。

李立行(1989)以現金流量模型來做財務預測，該研究選取民72至74年間紡織業上市公司失敗6家(於該期間曾遭退票、拒絕往來之企業)，與正常公司18

家為研究對象，透過T 檢定、皮爾森相關係數和羅吉斯迴歸模型，使用六個現金流量變數來建立模型。研究結果發現，由營運而來的現金流量在失敗前一年之模型中，屬於重要之預測變數故該資訊具有揭露之必要性。但以單一產業為研究對象時，現金流量模型並未比傳統財務比率模型為佳。

Logit分析

不同於以往的區別分析法，Ohlson (1980)採用最大概似估計法的羅吉斯(logit)分析方法來建構財務預警制度，他以1970-1976年的製造業資料，選擇105家破產公司為對象，在選擇正常公司上是以隨機選樣的方式，選出2058家正常公司為樣本，利用9個變數建立三個模式，以進行企業危機的研究。結果發現公司規模、財務結構、經營績效和流動性等四項因素和企業危機有重要的關係。

黃小玉(1988)則利用民國73至75年間65家銀行授信客戶之財務報表，針對中小型非上市公司的製造加工業，配合民74年以前之40家公司為原始樣本。最初選取26種財務比率，透過因素分析之後，最後選出五個變數分別以區別分析模式、線性機率模式、常態機率模型及羅吉斯模式建立模型，之後再以民75以後20家公司來評估各種模式之預測能力，實證結果發現羅吉斯模式較其他三者為佳。

許家豪、李岱育和蘇逸瑋(1999)則以民國85到88年六月間為選取樣本的範圍，以全額交割股、暫停交易和終止上市公司為財務危機公司，選取同產業中總資產規模相當的公司為財務正常公司，利用逐步迴歸分析挑選出適當變數，再進行羅吉斯分析，結果以財務結構比率最能區分正常公司和危機公司。

2. 資料探勘方法

(1) 類神經分析

Odom & Sharda(1990)的研究對象包含1975年至1982年間的65家財務危機公司與64家正常公司，並將樣本區分為訓練樣本與保留樣本兩組，比較類神經網路法與區別分析法的不同，作者以Altman(1968)研究中的5個財務比較，

選取企業財務危機的前一年分別建構兩種預警模型，研究指出在訓練樣本方面類神經網路模型的正確率高達100%，而區別分析模型的正確率為86.84%，在保留樣本方面，則正確率分別為81.18%及74.28%；此外為使正常、失敗樣本的比率更接近實際狀況，再以8：2 及9：1 的正常失敗比率當做保留樣本，結果正確率分別為78.14%、74.04%及81.75%及81.75%、68.92%，因此結果顯示類神經網路的預警效果較佳。

Tam & Kiang(1992)

分別利用類神經網路、區別分析、Logit 模型、最鄰近距離及決策樹等方法建構財務危機預警模型，以1985 年至1987 年美國德州59 家財務危機銀行配對59 家正常銀行為研究對象，以失敗前二年的19 個財務指標為輸入要素與自變數分別建立財務危機預警模型，實證結果顯示，失敗前一年以類神經網路的正確率最高，為85.2%，而失敗前二年以Logit 模型的正確率最高，為92.5%。但如果以jackknife法將錯誤分類的機率作不偏估計，則在破產前一年與前二年，皆以類神經網路模型的正確率最高，分別為85.8%與84.6%。

Coats & Fant(1993)該研究以比較區別分析與類神經網路法模型的優劣為主，研究樣本以1970年至1989年94家財務危機公司配對188 家正常公司，並將樣本分成訓練樣本與測試樣本二組，再以Altman(1968)年區別分析法的5 個財務指標為輸入變數，建立類神經網路模型，最後再比較Altman 在1968 年的模型與類神經網路模型的預測能力；實證結果顯示，財務危機公司與正常公司在失敗當年的財務比率確有很大差異，且財務危機公司的財務比率明顯地逐年惡化，在模型的比較方面，區別分析將正常公司歸類為正常公司的能力較高(型二誤差較小)，但類神經網路將財務危機公司歸類為財務危機公司的能力較高(型一誤差較小)，由於型一誤差的成本遠高於型二誤差的成本，因此該研究結論類神經網路模型較區別分析模型為佳。

Koh and Tan(1999)挑選自Koh 在1991 年所使用的樣本，資料為1978-1985 年間出現的165家破產公司，另選擇165家配對公司。對同樣一筆資料，以類神經網路模型重複計算，以瞭解是否比原來所使用的Probit模型為佳。在此研究中，採取三層式倒傳遞類神經網路，共以六個財務指標為輸入點，分別為破產

公司狀態、速動比率、股東市價對總資產比率、負債比率、稅及息前利益、資產報酬率及保留盈餘對總資產比率。輸出層則以0或1來表示破產與非破產結果。而研究結果顯示類神經網路預測結果確實優於Probit 模型，加權預測率可以達到100%，超過Probit模型的99%

郭瓊宜以民國70至82年間曾發生全額交割股之23家公司為研究對象，選取相同產業、資產總額相近之第一類股或第二類股44家上市公司進行比較，依財務結構、經營績效、獲利能力、變現性，以及成長性五大財務構面，採用20個財務比率為自變數，分別以類神經網路與羅吉斯建立危機預測模式。實證結果發現，在類神經網路模式中，以財務危機發生前第二年的正確率最高，原始樣本與預測樣本正確率皆相當高。

蔡秋田選取民72至74年間曾發生全額交割股之19家公司為對象，以及29家正常公司為配對樣本，以逐步迴歸方式將最初之14個財務比率篩選為6個顯著之財務變數，分別是總負債/總資產、速動資產/流動負債、營業毛利/營業收入、稅後純益/股本、每股帳面價值，以及每股現金股利。作者分別以類神經網路與羅吉斯模式來測試其分類能力，研究發現，運用類神經網路預測公司營運困難，結果令人滿意，但這並非表示此方法對於相關問題研究較羅吉斯或其他統計方法為佳，重點在於，對於相關問題，除了一般常用的統計方法之外，倒傳遞類神經網路是可行的替代方案之一。

(2) 乏析理論研究

乏析理論原理

乏析理論是從人類的認識在其本質上是模糊的這一前提下出發的。以往人們都樂觀地相信，事物存在的模糊性是可以被排除的。模糊性一旦被排除，事物的存在就變得清晰起來了。而乏析理論卻是假定事務存在的模糊性是無法徹底排除的，或者是說事物的存在部分清晰的過程是有一定限度的。

“大約的數”稱為乏析數，使用圖1所示的簡單三角形來表示。圖1中的”大約10”這個乏析數表示如下，這個模糊數之間在多大程度上是一致的。這是一

個主觀性很強的問題。

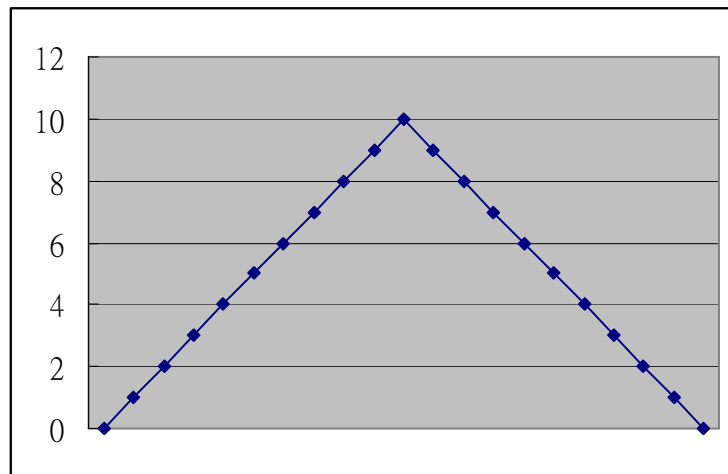


圖 1 三角模糊數

而乏析推論中切頭法概念則為任意找出一高度 α ，然後以 α 高度截斷原先圖形，去其頭部，就得到所要的結論，如圖2所示。

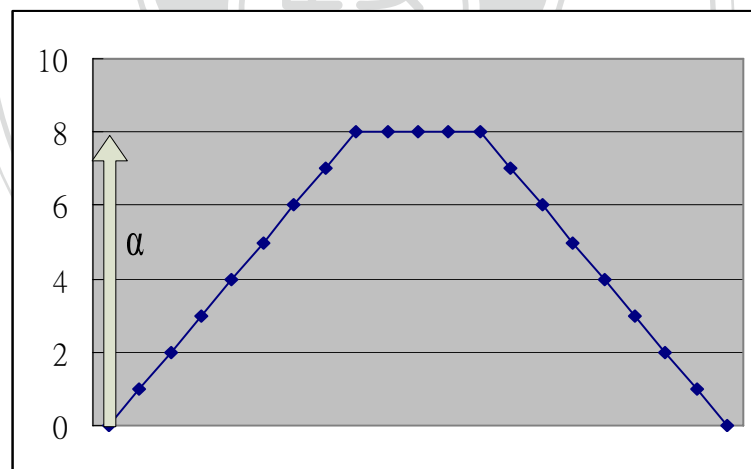


圖 2 梯形模糊數

乏析的應用

黃焜煌&卓統佑(2000)以營業利益率、應收帳款收現天數、存貨平均銷售天數、稅後淨值報酬率、負債比率、速動比率等為評等標準，建立模糊邏輯信用評等系統，將各項評分加總和得之分數分出等級，再以分數與等級的趨勢預

測公司發生財務危機的可能性。如果連續年度都出現警訊且具財務惡化的趨勢，則出現財務危機的可能性很大。其所建立評等系統的模糊推論規則的前件部都是單一財務比率指標輸入即得相對評分輸出，是否充分運用到輸入財務比率指標之間相互影響的模糊特性，值得更深入探討。

陳麗芳(2000)以國內股票上市上櫃且一年以上負盈餘之電子公司為研究對象，針對證券相關領域的專業人員挑選出專家群體進行問卷調查。問卷調查以二階段方式進行，第一階段根據模糊德菲法(乏析 Delphi)，獲得專家們共同認為重要之評選準則，成為建立對財務艱困電子公司選股之主要評選準則。第二階段將統計結果回饋予專家，並進行準則重要性兩兩比較，以模糊分析層級程序法(乏析 Analytic Hierarchy Process)求得各構面及準則之權重，以建立評選財務艱困電子公司之模糊多準則模式。研究結果發現，當在評選財務艱困電子公司時，可區分為非財務因素、財務因素、總體經濟因素三個構面，而在三構面下最被重視之準則共有二十項。在構面層級中，以「非財務因素」最受到重視。在準則層級中，非財務因素以「股權結構」最受到重視；財務因素中以「現金流量對負債比率」最受到重視；總體經濟因素中則以「景氣循環」最受到重視，而全部二十項評選準則以「股權結構」受到極高度重視。

施麗玉(2002)採用模糊類神經推論網路系統於農會信用部財務危機與測模型。輸入變數參考CAMELS評估指標，自金融機構財務危機相關理論及農會信用部經營特性挑選24項指標，輸出變數以因素分析法區分成不同評等等級，針對1998-2000年268個農會信用部。研究結果發現在農會信用部財務資料無誤條件之下，22家於2001年9月被政府強制合併農會信用部，其中18家於整頓前3年已有財務危機，餘4家亦在前2年出現危機跡象。

林金賢等(2004)將模糊專家系統的推論規則後件部輸出值乘以一權重，並融入類神經網路以學習決定此權重，類神經網路在此架構下是用來進行模糊推論規則的篩選，如此建立具有學習性的模糊專家系統架構。雖然其在財務金融領域研究中運用IT技術，價值上有所貢獻，但是其僅選取三個財務比(現金流量比率、負債比率、資產報酬率)作為財務危機預警模式的指標變數是否足以

解釋分析公司發生財務危機的可能性，有所保留。

3. Panel Data

固定效果模型(Fixed Effect Model)

固定效果模型又稱為最小平方虛擬變數模型 (Least Squares Dummy Variable Model—LSDV)，同時考慮橫斷面與時間序列並存的資料進行估計。當在時間序列資料無差異性存在的情形下容許橫斷面資料有差異性存在。此可由迴歸式中每個國家未觀察到的效果部份(截距項)不相等來代表，其模型如下：

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_{it1} + \beta_2 X_{it2} + \dots + \beta_k X_{itk} + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad (\text{式 2})$$

其中， $i=1,2,\dots,N$ ， $t=1,2,\dots,T$ ， ε_{it} 為特性誤差項， α_i 為未觀察到的效果，以固定的方式出現，表示不受時間的影響， β_0 為常數項， $\beta_1 \sim \beta_k$ 表示各個解釋變數的迴歸係數， X_{itk} 表示第 i 個個體第 t 期之第 k 個解釋變數，而 i 代表橫斷面觀察個體的數量共有 N 個，而 t 代表時間序列的長度，共有 T 期。

在統計檢定方面，為了解不同個體間的差異，以 F 統計量來檢定常數項是否全部相等，其虛無假設為：

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \dots = \alpha_N$$

$$H_1: \text{至少一個不相等}$$

在虛無假設檢定中，若 F 分配檢定無法拒絕 H_0 ，則表示各個個體之間異質性不存在，此時採用具 Panel Data 性質之混合迴歸模型 pooled (OLS) 即可；反之，若 F 分配檢定拒絕 H_0 則表示各個個體存有異質性，此時則須選用「固定效果模型」來估計。 F 檢定如下：

$$F(n-1, nT-n-K) = \frac{(R_{LSDV}^2 - R_{Pooled}^2) / (n-1)}{(1 - R_{Pooled}^2) / (nT - n - K)} \quad (\text{式 3})$$

其中 $LSDV$ 表固定效果模型， $Pooled$ 表混合迴歸模型。

隨機效果模型 Random Effect Model

隨機效果模型又稱誤差成分模型 (Error Components Model)，與固定效

果模型相似，也同時考慮橫斷面與時間序列並存的資料，且容許橫斷面和縱剖面同時有差異性存在。也就是說各個個體不同的特質，不但來自個別特性的差異，亦會隨時間不同而有所變動。此模型假設表現個體結構差異或時間變動所造成差異是隨機而生，而此隨機性來自樣本的隨機抽樣方式，亦即個體結構的差異或時間變動所造成之差異，其表現形式將落於殘差項。在此模型下，個體效果視為誤差項之一，所以和迴歸式不相關。但若個體效果與迴歸式間有相關性，則可能會造成結果之偏差，其模型如下：

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{it1} + \dots + \beta_k X_{itk} + (\alpha_i + \mu_i) + \varepsilon_{it} \quad (\text{式 4})$$

其中 α_i 為未觀察到的效果，以隨機的方式出現， μ_i 代表截距項的誤差， ε_{it} 為特性誤差項。

在統計檢定方面，在 OLS 殘差基礎下，導出拉氏乘數 (Lagrange-multiplier; LM) 檢定隨機效果模型，其虛無假設和檢定統計值如下：

$$H_0 : \sigma_{\mu}^2 = 0$$

$$H_1 : \sigma_{\mu}^2 \neq 0$$

LM 值檢定如下：

$$LM = \frac{nT}{2(T-1)} \left[\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T e_{it} - 1}{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T e_{it}^2} \right]^2 \quad (\text{式 5})$$

$$= \frac{nT}{2(T-1)} \left[\frac{\sum_{i=1}^n (T e_i)^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T e_{it}^2} - 1 \right]^2$$

其中， e_{it} 是 H_0 為真下，採用 OLS 所得之殘差。在虛無假設下，LM 是自由度為 1 的卡方分配；當 LM 統計值大於卡方檢定值，則拒絕虛無假設，即應採用隨機效果模型，但對此判斷需加以保留，因為固定效果也可能引起同樣的結果。

Hausman Test

使用 panel data 分析時，會遇到要選取何者為最適模型之問題，應先判斷該使用固定效果模型或是隨機效果模型。本文利用 Hausman test 來檢定隨機效果模型中的 μ_i 與 X_{itk} 是否具有統計相關。若模型中的 μ_i 與 X_{itk} 具有統計相關

時，則應採用固定效果模型；反之若模型中的 μ_i 與 X_{itk} 不具有統計相關時，則應採用隨機效果模型。Hausman test 檢定步驟如下：

$$H_0 : E(\mu_i, X_{itk}) = 0$$

$$H_1 : E(\mu_i, X_{itk}) \neq 0$$

$$H = \frac{\sum \left(\hat{\beta}_{FEm} - \beta_{REm} \right)^2}{\frac{1}{N} \left[\sum_{m=1}^k \text{var} \left(\hat{\beta}_{FEm} \right) - \sum_{m=1}^k \text{var} \left(\beta_{REm} \right) \right]} : \chi^2(k) \quad (\text{式 6})$$

其中， $\chi^2(k)$ 代表自由度為 k 之卡方分配， k 代表自變數個數， i 代表所觀察橫斷面個體數量， t 代表時間序列期數， $\hat{\beta}_{FEm}$ 代表不包含時間的固定效果模型估計值， $\hat{\beta}_{REm}$ 代表不包含時間的隨機效果模型估計值，若檢定結果不拒絕 H_0 ，採隨機效果模型；若檢定結果拒絕 H_0 ，則採固定效果模型。

本研究使用了統計分析的多變量分析以及資料探勘中的乏析理論來建立模型，使用乏析理論的模糊數轉化應變數並加入許多財務與總經變數，找出最佳模型。

二、變數選取

1. 財務比率

最早研究財務困難使用財務比率變數的學者為Beaver (1966)，他以1954-1964 年間79 家危機公司為研究對象，根據相同產業且規模相似的標準，採取配對的樣本設計(paired-sample design)的方式選擇另外79 家正常公司，利用單變量分析法，個別分析兩組公司的30 項財務比率，結果發現(現金流量/總負債)是預測營運失敗最佳指標。

2. 總體經濟因素分析

除了公司個別的財務因素外，開始有文獻討論總體經濟因素對於公司財務情形的預測能力，Rose, Andrews 與Giroux (1982)主張若將總體經濟變數納入個體預測中，則模型的預測能力會增加，他們發現以下9個與公司破產指數

有關的經濟指標：道瓊工業指數、失業率、公司獲利率、AAA信用等級公司債利率、自由準備、毛儲蓄率對GNP比率、企業投資變動、企業平均每小時產出、耐久財新定單對GNP比率等。而Mensah (1984)考慮通貨膨脹率、利率與信用額度、景氣循環階段對財務比率的影響，並提出下列兩項結論：

- (1)在不同的總體經濟環境下，公司財務預測模型的結構可能有所不同，因此不同時期採用不同的模型可增加模型正確性；
- (2)即使在相同的經濟環境中，因應不同產業之特殊性，亦可增加模型預測的正確性。

陳蘊如(1991)將變更交易方法為全額交割之上市公司，認定為財務危機公司，收集其變更交易方法前三年之年度財務報表，再以隨機抽樣方式選出正常公司為配對樣本，建立兩類模型，一為限定用於財務比率，另一則選用財務比率與總體經濟指標組合之模型，利用羅吉斯模式分析，發現將財務比率與經濟資料結合是有必要的，作者認為是因為資產、負債之變動會隨著經濟環境改變所致。而黃文隆(1993)以民71至80年間台灣上市股票公司為樣本，分別選取二十四家財務危機公司與正常公司，共48家，蒐集財務危機發生前三年之26個財務比率進行分析，並考慮通貨膨脹率、利率、景氣分數等總體經濟變數來建立模型，其研究結果也指出，在危機前二至五年加入總體經濟因素，可提高模型之預測能力。

3. 產業相對比率

到了近期，開始有學者將產業因素納入財務預測型中，Platt (1990)分別以1972-1986，1986-1987，1972-1987年間的樣本探討加入產業相對比率對預警模式的影響。實證結果發現，以產業相對比率所建構的模式將較以財務比率所建構出來的模式更能提供較多的訊息，且產業相對比率可以提高模式的預測能力。

4. 公司治理變數

吳雅娟(2006)研究模糊邏輯預警模型的輸入變數，除了公司發布的各項財

務比率，嘗試將有關公司治理的狀況納入考慮，設計積分制的方式，將9項非財務性因素納入，以補財務性指標的不足，如（1）董監持股% $>25\%$ 、（2）董監質押% $>50\%$ 、（3）無獨立董監席次、（4）董事長兼總經理、（5）監察人內部化、（6）席次控制% $>66\%$ 、（7）控制持股% $>50\%$ 、（8）財務主管曾經異動、（9）會計師出具非無保留意見，這些非財務性因素中，前七項關係到經營者對公司控制的程度，當公司控制的程度越高，公司的經營成效和經營者個人的自身利益越相關，所以公司的政策將偏向於維護個人利益，使得公司的經營風險顯著提高，所以藉由非財務性因素將此風險納入。後二項則將最瞭解公司財務狀況的財務主管和會計師的看法納入考量將輸入變數模糊化的過程係將所有樣本公司的財務數據資料排序後，以最佳的 $100\% \sim 75\%$ 、 $75\% \sim 50\%$ 、 $50\% \sim 25\%$ 和 $25\% \sim 0\%$ 區間數據，求取平均值，用以定義模糊集合“High”、“Mid”、“Low”梯形隸屬函數的相關節點。所以風險指標的意義在於提供該公司和市場中其他公司在經營風險上的比較，尤其指標的趨勢對公司財務狀況的走向所顯露的意義更值得注意。本研究覺得當公司的風險指標長期處於大於75的高風險區域或呈現逐步走高的趨勢，則該公司必然面臨經營的財務困境，投資人應當考量風險，減持該公司的股票或甚至全數賣出，以規避風險而減少損失。

本研究將所有相關的研究整理如圖3，本研究採用財務與總經變數，但違約變數不一定呈現線性相關，本研究找出財務與總經變數平方及立方值與違約相關的程度，找出原始值、平方值、立方值中與違約變數具有最大相關數值建立模型，並且結合統計多變量分析及資料探勘的乏析理論建立模型，使用乏析理論轉化違約變數為三角形模糊數及梯形模糊數，並加入財務變數及總經變數建立企業信用模型。

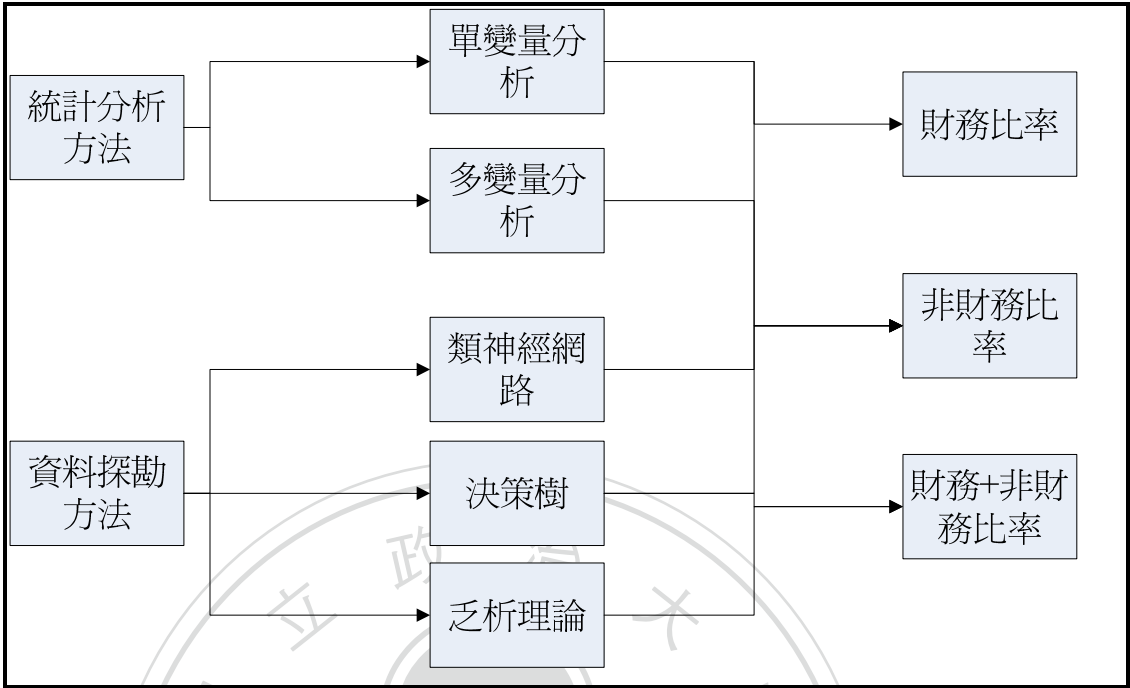


圖 3 研究分類