

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

Data Warehousing 及 Data Mining 在營建財務及成本管理之 決策支援之研究(II)

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC92-2211-E-002-098-

執行期間：92年08月01日至93年10月31日

執行單位：國立臺灣大學土木工程學系暨研究所

計畫主持人：荷世平

計畫參與人員：林芳瑩

報告類型：精簡報告

報告附件：出席國際會議研究心得報告及發表論文

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 94 年 3 月 21 日

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫 成果報告
 期中進度報告

Data Warehousing 及 Data Mining 在營建財務及成本管理之決策支援系統(II)

計畫類別： 個別型計畫 整合型計畫

計畫編號：NSC92-2211-E-002-098-

執行期間：91年8月1日至93年7月31日

計畫主持人：荷世平

共同主持人：

計畫參與人員：林芳瑩

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告 完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：

- 赴國外出差或研習心得報告一份
- 赴大陸地區出差或研習心得報告一份
- 出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份
- 國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位：國立臺灣大學土木工程學系暨研究所

中華民國 94 年 1 月 31 日

Data Warehousing 及 Data Mining 在營建財務及成本管理之決策支援系統(II)

荷世平

摘要

本研究以營建業之公司財務與成本因子作為研究變數，並分別以 Bever(1966)之二分類選擇法(Binary Choice)與財務危機前五年作為財務危機定義，進行模型建立；研究方法為 CART 決策樹(Decision Tree)，目的在於選取財務危機各階段預測之重要變數以進行預測，最後再以模型穩定度與準確性評選營建業財務危機預測之模型。本研究期能提供營建業者自我省察財務狀況之指標，並作為資金提供者之信用評估指標，進而降低營建業財務危機之發生，鞏固營建業與金融體系財務之健全。

關鍵字：財務危機、資料採擷、CART 決策樹演算法、營建業。

Data Warehousing 及 Data Mining 在營建財務及成本管理之決策支援系統 (II)

S. Ping Ho
Nation Taiwan University
spingho@ntu.edu.tw

Abstract

The early awareness of a potential financial distress is crucial to firm' s managers for understanding their clients, suppliers and their own firms, and crucial to fund suppliers for assessing the construction firm' s credit worthiness. The purpose of this paper is to develop a dynamic prediction model for financial distress in construction industry using Data Mining. This research expects to provide construction firm managers and creditors an effective index for evaluating the credit risk a construction firm. Results show that the proposed model has higher accuracy and stability for distress prediction and can provide a more effective quantitative framework for evaluating the financial standing of a construction firm.

Keyword: Financial Distress, Distress Prediction, Data Mining, CART (Classification and Regression Tree), Construction Industry.

壹、前言

民國 84 年，營建產業發生財務危機之公司接踵而來，銀行也因不良資產的累積導致逾放比過高，但若營建業公司可預知其財務狀況，則可事先加以預防，而信用供應商或公司債權人，或商業銀行等其他提供信用的金融機構，若可預先得知此債務人或授信對象之財務狀況，藉此降低借款之錯誤決策，讓不良公司無所遁形，進一步改善金融機構之體質，更間接鞏固金融市場。

資料倉儲(Data Warehousing)與資料採擷(Data Mining)之發展，為知識發掘技術 1990 年代晚期以回顧性質的主動傳輸方式解決企業問題的一種決策支援工具，其可針對企業所欲解決的問題，藉由過去儲存的資料日積月累，經整理後形成資料庫的形式，經資料前置整理(Data Prepare)，以資料採擷(Data Mining)的方法取代專家經年累月的經驗，以事實中擷取之智慧取代過專家經驗的解決方案；其中分類演算法的決策樹已成功運用在多個領域。

本研究將以 CART 演算法，尋求具高度解釋，且可實際應用的財務困難預測模式，因此使用母體可用之所有樣本進行模型建立。並考慮營建公司將呆帳於景氣低迷時認列之資料偏誤，且訓練集與測試集之資料比例，目前並無依定論，因此將資料依民國 84~91 年進行模型資料建立，共 8 分區分點，前端資料為訓練集資料(Training Data)，後端資料為測試集資料(Test Data)，以尋求較具預測能力之模型。最後，比較不同財務危機定義之預測結果。

研究首要之目的為避免經營不善之營建公司，影響銀行財務狀況，減少銀行之逾放比；其次是對營建業經營管理者產生危機預警之作用，使其致力於現況之改進，確保營建業與金融市場財務之健全。

貳、文獻探討

2.1 財務危機之理論與實證模型

Scapens, Ryan and Fletcher(1981)提出由 Thom(1972)發展之巨災理論(Catastrophe Theory)，能從會計資訊中解釋企業債信(Credit Worthiness)突然改變之情況，並說明一體系達平衡狀態之因素，隨時間逐漸變化而造成體系有昭一日突然改變之行為，文章最後藉由會計資訊與授信者反應行為間之關係建立極端巨災模型(Cusp Catastrophe Model)；Asquith et al (1994)以財務解剖之研究提出利息費用太高、營業績效比同業差與產業衰退等三項因素；Bhattacharya(1995)以財務比率分析之資金原理(Funds Theory)，解釋企業生週期不同階段之財務狀況，其所採用之財務比率為資金週轉率(Funds Turnover Ratio)與資金流動率(Funds Flow Ratio)，並將這些資金比率綜合起來導出單一企業健全比率(Health Ratio)，用來預測企業之財務危機。

根據 Roberta Penny Marquette(1980)提出企業的失敗(Failure)為一動態過程(Dynamic Process)。可知財務危機乃是採階段性發生；George Foster(1978)將財務危機依據理論之推導將其階段區分為：主力產品銷售頓挫(Sales Decline in Major Products)、短期債務拖延償付(Deferment of Payments to Short-term Creditors)、優先股權未能發放(Omission of Preferred Dividends)、債券到期違約未付(Default of Bond)與宣告破產(Filing of Bankruptcy)等五階段；陳鞏榮(1983)根據 John Argenti(1976)所提出之『企業生存因素』(Factors Affecting Survival of Business)理論，將財務危機定義為包括財務危機、失調與破產倒閉等三階段；而 Lau(1987)以專家經驗之方式將財務危機定義為包括財務穩定、停止支付或大幅減少支出(40%以上)、貸款違約、受破產管束與破產清算等五階段。

Foulke(1937)所倡導的驗證主義(Empiricism)，指出唯有經得起實證考驗的知識，才是有用的知識。Scott(1981)亦認為實證模型與理論模型並不十分吻合，實證應証既有理論，而既有理論除提供時正進行上之支持外，同時也驗證模型之適切性。Jones(1987)更進一步提出對財務危機預測之研究者而言，相較於正確模型之建立，缺乏完整理論，並非嚴重之缺陷。Beaver(1966)以公司財務比率的資料，首度應用單變量迴歸預測財務危機，並首先採用二分類選擇法(Binary Choice)，與隨機抽樣後以 A-B 樣本配對法以使公司規模與產業一致之樣本設計，更為後來的研究者樹立典範。而財務危機的發生乃伴隨多項因素，以使單變量迴歸之預測能力受限，Altman(1968)隨即以逐步多元區別分析(Stepwise Multiple Discriminant Analysis; 簡稱MDA)雖考量更多因素，並 Z-Scores 之逐步迴歸式博得大眾初步之認同，但後來研究發現此逐步回歸有遺漏重要變數(losing important variable)之疑慮，後人較少使用。

1990 年人工智慧可季逐漸發展成形，Odom、Sharda (1990)、Cadden, D. T.、Rahimian(1991)、Singh hote、Vitmani(1992)則紛紛引入於財務危機預測模型之應用領域，其分別以區別分析與導傳遞類神經網路進行預測；Salchenberger、Cinar、Lash(1992)以 Logit 機率模型、導傳遞類神經網路進行預測，而類神經網路最為人詬病乃因其運作過程如一黑箱子(Black Box)，使研究者無從得知研究結果之成因，而受批評。區別分析則是因函數具正負符號易被窗飾(Window Dressing)，且區分點為一絕對水準，使其預測能力受質疑。M. Y. (1992)則以區別分析、Logit 機率模型、ID3 決策樹、導傳遞類神經進行預測，其中 ID3 決策樹即為資料採擷(Data Mining)之方法。Armonk (1999)更以資料採擷(Data Mining)進行動態的模型預測財務危機；而 Dean P. Foster and Robert A. Stine 亦以資料採擷(Data Mining)進行公司破產預測模型變數之選擇，將可考量變數擴充至上百個，使財務危機預測模型之考量因子更具全面性，進而提高預測之準確性。

2.2 綜合探討

企業財務危機預警模式的建立方式，隨著時間的前進有著不同的變化，初期以傳統上之迴歸方法為主，隨電腦科技的人工智慧演算法的崛起，陸續有也有許多學者常是以不同方法加以研究，本研究考慮樣本特性與軟體取得之限制，擬採用 IBM Intelligent Miner 軟體中的 CART 決策樹演算法，作為營建公司財務危機預警模型之研究方法，詳如第四章所說明。

相較於營建業與一般產業的差異性，建設公司產品週期較長與資金需求較高的差異性是較小的，而由於資料量的限定，本研究需將此營造與建設公司的資料一同建立財務危機預測模型。而在變數的選取上，本研究首先蒐集台灣新經濟報資料庫中的所有財務資料後，經由文獻回顧瞭解成長性或獲利性的重要變數，出現機率較財務結構與償債能力等經營層面的重要變數少，並經由營建財務特性分析知道，營建業的穩定經營能力是較重要的。所以，本研究在資料庫建立過程中，若有遺失資料等問題是發生在成長性或獲利性指標時，首先考慮資料筆數需足以資料採擷所用，而偏向刪除成長性或獲利性的變數，最後選取 52 個財務比率，用以建立財務危機預測模型。

參、研究方法

3.1 決策樹演算法

決策樹演算法是資料採擷方法之一，資料採擷(Data Mining)的定義包括，1. 資料採礦是一個確定資料中有效且新的，可能有用的並且最終能被理解的模式的重要過程(Fayyad)。2. 資料採礦是為要發現出有意義的樣型或規則，而必須從大量資料之中以自動或是半自動的方式來探索和分析資料 (Berry & Linoff, 1997)。3. 資料採礦是一種新的且不斷循環的決策支援分析過程，它能夠從組合在一起的資料中，發現出隱藏價值的知識，以提供給企業專業人員參考(Kleissner, 1998)。簡而言之，資料採礦是為了發現有意義的模式或規則，以自動或半自動的方式，來勘查、分析大量資料，用以發現具有價值的知識。

其中的決策樹(Decision Tree)演算法，於財務危機預警模型建立的應用，因其分類能力較其他方法好而逐漸受到重用(Tae Kyung Sung et. al, 1999)。決策樹分類法具有很多的變化性，一般包括分類樹(Classification Tree)與迴歸分類樹(Regression Tree)，前者用以標記記錄，並且將之分派到適當的類別，其描述分類的機率，即為某筆紀錄在給定類別中的正確可靠度(Confidence)。後者可以估計某一個數值目標變數的值，計算各輸入變數所貢獻的總量。分類規則就是將一些依據歷史經驗以分類好的資料來研究資料的特徵，然後再根據這些特徵對其他未經分類或新的資料做預測，如傳統統計方法中集群分析(Cluster Analysis)或羅吉斯迴歸(Logit Regression)，然目前Data Mining中最常使用的就是分類方法。

本研究循研究目的，將採用針對類別變數(或稱類別標籤)，建立危機預測模型，分類方法是從一個或多個預測變數中，針對類別應變數的階級，預測案例或物件的關係。

3.2 模型評比方法

3.3.1 原始模型

本研究首先以CART 決策樹演算法建立完整的決策樹，因其依原始設定之參數建立完整的決策樹，故本研究將之稱為『原始模型』。藉由將資料分到正確類別的情況，可驗證建構決策樹的最佳演算法，在決策樹的每一個後繼層級中，後繼的分隔所創造的子集合應該基於能讓該分隔達到最佳運作的規則。讓這個決策樹繼續成長，直到找不到好的方法來分類往後的資料為止[Berry(1997)]。而模型建置完成後的最後一個步驟，是在使用同一種資料的情況下，檢查不同模型的效能，不同的資料採礦方法，其衡量結果好壞的方法也不一樣。

本研究以統計檢定之方法說明此計算方法。首先，由於本研究欲拒絕之對象為危機公司，因此將虛無假設(H0)定為危機公司，則型一錯誤(α)之定義為將危機公司錯誤的分類到正常公司，型二錯誤(β)為將正常公司錯誤的分類到危機公司，計算如公式2 與公式3：

$$\text{型一錯誤}(\alpha) = \text{危機公司當正常公司}(D) / \text{預測正常公司總數}(G) \cdots \text{公式2}$$

$$\text{型二錯誤}(\beta) = \text{正常公司當危機公司}(B) / \text{預測危機公司總數}(H) \cdots \text{公式3}$$

3.3.2 修正模型(Modify Model)

考慮樣本選擇基礎偏差(Choice-Based Biases)，即現實中財務危機企業僅佔極少數，以B-A 配對法，將造成危機企業過度抽樣(Over Sampling)，與樣本選擇偏差(Sample Selection Biases)，即以完整樣本作為抽樣之選擇標準所造成的偏差(Mark E. Zmijewski, 1984)；因此，本研究採用所有可用之母體資料，又危機企業相較正常企業

僅有少數，造成所建立之模型乃偏向將大部分企業歸入為正常公司之列，且無法有最低錯誤率之模型，而被歸入為危機企業定是極端顯著差異者。

3.4 研究流程與設計

本研究循研究目的『建立具有最佳營建業財務危機預測模型』，並依據研究流程，本研究首先需整理來自各單位之資料，以統合其資料型態，並將以建立為資料倉儲(Data Warehouse)的形式，以進行模型之建立與測試。本節依研究流程做資料蒐集整理與研究設計做一說明。

1. 確認原始資料的來源。

本研究以營建業公開發行上市上櫃公司，財務危機預測模型之建立為探討的主題，蒐集台灣新經濟報資料庫(Taiwan Economic Journal Data Bank)中，民國74~93年上市上櫃營建業52項財務指標(如表3.2)之季資料，並利用財務危機公司基本資料建立類別標籤(如表3.3所示)。

甲、應變數之說明

本研究之財務危機定義，乃依台灣新經濟報資料庫(Taiwan Economic Journal Data Bank)中財務危機公司之資料[詳見附錄一、財務危機公司基本資料]曾生發過下列九項事件任一件者稱之：1. 公司宣佈破產倒閉、2. 公司聲明跳票、3. 公司跳票、4. 向外界紓困求援、5. 公司被外界接管、6. CPA意見，對其繼續經營有疑慮、7. 公司淨值為負、8. 公司轉列為全額交割股或下市、9. 公司財務吃緊停工，未發生上述事件則訂定為正常公司，並進行正常與危機公司之分類標示。

乙、自變數之說明

本研究變數經變數處理與清除資料不足之變數後，將以52個自變數進行模型之建置，如表3.2所示。

2. 資料轉換並建立資料倉儲：包括資料正規化、資料轉換型態、屬性和資料範例的選擇、消除屬性、建立屬性與資料範例的選擇等；其中，資料正規化包括十進位縮放法、最小值-最大值正規化法、Z值正規化法與對數正規化法，最後以IBM DB2建立資料倉儲(Data Warehousing)；根據上述，本研究依不同模型預測能力影響因素，共建立54個資料庫，546個資料採擷基地。

肆、財務危機預測模型之建立

4.1 上市上櫃公司財務危機原始預測模型

本研究採用CART決策樹演算法，首先建立完整的決策樹，並使整體錯誤率降到最低，因錯誤率降到最低，符合預測目標，故本研究將之稱為『原始模型』。以下彙整各模型於訓練集(表格左方)與測試集(表格右方)之錯誤率，如表4.1所示，各欄位之定義如下所述：

- 危機數/總樣本數%：危機筆數(一家公司於該季的財務報表為一筆資料)佔該資料庫總筆數的比例。
- 總錯誤率：如表4.1所示。
- 型一錯誤率：如表4.1所示。
- 型二錯誤率：如表4.1所示。
- 財務危機之定義：如表3.3所示。

本研究之研究目的為『預測』之用，因此以『測試集(Test Data Set)』在『總錯

誤率=0.7*型一錯誤+0.3*型二錯誤率』為最小值時，作為修正模型挑選之準則；其中，0.7的型一錯誤率加權乃為本研究考慮型一錯誤成本，高於型二錯誤成本，如表4.2所示：

經表4.2所計算的結果，挑出的模型分別如下所述：

1. 危機定義一(D1)：G組
2. 危機定義二(D2)：H組
3. 危機定義三(D3)：H組
4. 危機定義四(D4)：G組
5. 危機定義五(D5)：G組

4.2 上市上櫃公司財務危機修正後預測模型

4.2.1 修正模型之建立

本研究為符合實際財務危機公司發生機率，且有最高預測能力之模型，而採用CART之演算法，唯在考慮錯誤分類成本下，本研究透過修剪樹(Pruning Tree)，建立修正模型，表4.3為『修正模型』與『原始模型』之比較表。

Altman 在1968年以B-A配對法，未考慮現實環境財務危機生機率，且採用原始樣本，未考慮預測時間的先後順率，僅針對危機公司做區別，所得的結果於危機前一到五年的總錯誤率分別為5%、28%、52%、71%與64%，相較於本研究危機前一年到危機前五的原始樣本錯誤率4.7%、11.21%、24.47%、21.54%與23.34%，本研究有較佳的區別能力，而就預測能力而言，本研究在危機前一年約有90%的準確率，危機前兩年雖有95%的準確率，但型二錯誤卻過高而不建議使用，而不論中長期或長期的危機前三年到危機前五錢的模型，都普遍有75%到78%的正確預測能力，且中長期模型的型一錯誤率也都維持在75%以上，錯誤分類成本相較Altman於1968年所做的，前三年到前五年之型一錯誤率為52%、71%與64%，本研究模型是較切合實用。

本研究五個模型中，以危機前一年(D1)模型有最佳的正確率，而危機前二年(D2)最差，較不建議使用，而危機前三年到危機前五年都有相似的區別與預測效果，使用者可依需要選用。

4.2.2 修正模型說明

表4.4為修正後模型之規則，五個模型中，以D1與D5之預測能力較佳，以下就此兩模型說明：

D1 規則 1: 當公司之淨值成長率大於-7.09%時，歸類為正常公司。此規則對正常公司而言是較嚴格的，因此容易拒絕正常公司。

D1 規則 2: 當公司之淨值成長率小於-7.09%時、淨營業週期小於4451.3天，且固定資產成長率小於14.33%，歸類為正常公司。

而D5模型之規則如下所述：

D5 規則 1: 當總資產週轉率大於0.295，借款依存度小於71.16%，且營業支出百分比大於1.75%，則公司大多歸類為正常公司。

D5 規則 2: 當總資產週轉率小於0.295，借款依存度大於53.49%則公司大多歸類為正常公司。

4.3 綜合探討

本研究以營建業公開發行公司財務危機預測模型之建立為探討的主題。在研究設計方面，當危機樣本佔總樣本數之比例，隨模型資料集所跨年度成正比，尤以包含民國87年之年度最顯著；當危機樣本佔總樣本數之比例低於6%時，模型無法進行Gini值之計算，而無法產生模型，可推測危機樣本數對於模型正確區別率有顯著之影響。

此外，研究發現經刪減樹的上市上櫃公司修正後模型，前兩年區別能力較顯著之變數為營業費用率，前三年為淨營業週期、前四年與前五年為總資產週轉率，而借款依存度則充斥在前兩年到前五年的各個模型中，建議營建公司應控制在53%為佳，而營業費用率亦在整體模型中扮演重要角色，並隨危機發生時點而升高其百分點，正常公司應以控制在8%以下較為保險，而在危機發生之初期，總資產週轉率將逐漸低於29%，公司經營者與債權人應開始多加注意。整體而言，區別營建業是否發生財務危機的關鍵因素各模型中，都顯現出經營能力的重要性，此在資金易鎖在存貨等不易變現的營建業，當收入不如預期時，將使其加倍財務危機發生之機率，由於此等不確定性，使財務危機預測之難度較高。

伍、結論與建議

5.1 研究成果與貢獻

本研究採用之CART 決策樹演算法，不論在原始模型或修正後模型，於各定義上均有穩定之區別與預測能力，因此推論上市上櫃公司因公司較具規模，財務資料品質較佳，可較充分表達公司實際經營狀況。

模型使用建議如下：

1. 本研究五個模型中，以危機前一年(D1)模型有最佳的正確率，而危機前二年(D2)最差，較不建議使用，而危機前三年到危機前五年都有相似的區別與預測效果，使用者可依需要選用。
2. 本研究建立之修正後模型，依危機時點的接近而有不同之重要顯著變數，建議依貸款時間長短與額度，分別使用不同之模型，若欲將錯誤分類成本降到最低，模型的12項變數均需考慮。

5.2 後續研究建議

1. 決策樹演算法中樣本參數設定會決定樹的深度，與模型是否會過度訓練，使其在測試集無法有最好的預測效果；在本研究中，僅以兩個資料集進行模型純度，與最小內部節點個數之測試，建議未來可針對最佳模型參數設定進行研究。
2. 規則乃以變數之平均值作為區分，但是危機公司與正常公司在每股淨值等變數之平均值相近，因此建議未來研究者可考慮發展含有變數變異程度之規則，以增進模型能力。
3. 本研究因軟體取得之限制，以CART 決策樹演算法建立模型，而未採用不限類別標籤各數之C4.5 演算法，以致於當類別標籤大於二時，易發生錯誤分類之情形，建議後續研究者可以C4.5 建立危機發生前一到五年之危機預測模型，並由規則中瞭解危機發生前各變數之變化情形，以更深入探討危機發生之原因，並進而防範之；此外，亦建議可使用其他方法，進行方法比較與適用性探討。

參考文獻

- [1] Fang Ying Lin (2004), Dynamic Prediction Model for Financial Distress in Construction Industry, *Nation Taiwan University, Degree of Master of Science, Master Thesis*. NSC92-2211-E-002-098
- [2] S. Ping Ho and Fang Ying Lin (2004), Dynamic Prediction Model for Financial Distress in Construction Industry using Data Mining, Proc., *21th International Symposium on Automation and Robotics in Construction, presented in the ISARC 21 conference*.

- [3] Fang Ying Lin and S. Ping Ho (2004), Building a Dynamic Prediction Model for Financial Distress in Construction Industry, *Proc., 8th Construction Engineering and Management Conference*. NSC92-2211-E-002-098
- [4] 陳肇榮，『財務比率預測企業財務危機之實證研究』，博士論文，國立政治大學企業管理研究所，1983。
- [5] Abidali, A.F., and Harris, F. (1995),“A methodology for predicting company failure in the construction industry.”*Construction Management and Economics*, 13(3), 189-196.
- [6] Altman, E.I. (1968).“Financial ratios, Discriminated analysis and the prediction of corporate bankruptcy.” *J. of Finance*, 23(4), 589-610.
- [7] Altman, E.I. (1993), *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, John Wiley & Sons, New York.
- [8] Beaver, W.H. (1966), “Financial ratios as predictors of failure.” *J. of Accounting Research*, 4(3), 71-112.
- [9] Berry, M., and Linoff, G. (2000), *Master Data Mining: The Art and Science of Customer Relationship Management*, John Wiley & Sons, New York.
- [10] Kangari, R., Farid, F., and Elgharib, H. M. (1992). ”Financial performance analysis for construction industry.” *J. of Construction Engineering and Management*, ASCE, 118(2), 349-361
- [11] Keasey, K., and McGuinness, P. (1990), “The Failure of UK Industrial Firms for the Period 1976-1984, Logistic Analysis and Entropy Measures” *J. of Business Finance and Accounting*, 17(1), 119-135.
- [12] Langford, D., Iyagba, R., and Komba, D.M. (1993),“Prediction of solvency in construction companies.” *Construction Management and Economics*, 11(5), 317-325.
- [13] Poston, K. M., Harmon, W. K., and Gramlich, J. D. (1994), “A test of financial ratios as predictors of turnaround versus failure among financially distressed firms” *Journal of Applied Business Research*, 10, 41-56.
- [14] Rose, R. S.; Andrews, W. T.; and Giroux, G. (1982), “A Predicting business failure: A macroeconomic perspective” *Journal of Accounting, Auditing, and Finance* (Fall), 20-31.
- [15] Tam, K.Y., and Kiang, M.Y. (1992). “Managerial applications of neural network: the case of failure predictions.” *Management Science*, 38(7), 926-947.
- [16] Zmijewski, M.E. (1984), “Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models.” *J. of Accounting Research*, 22, 59-82.

附錄圖表

表 3.1 錯差距陣示意圖

類別標籤說明		預測的分類		
		正常公司	危機公司	
實際的分類	正常公司	分類正確之正常公司 (A)	正常公司當危機公司 (B)	實際正常公司總數 (C)
	危機公司	危機公司當正常公司 (D)	分類正確之危機公司 (E)	實際危機公司總數 (F)
		預測正常公司總數(G)	預測危機公司總數(H)	樣本總數(I)

表 3.2 自變數說明

編號	變數名稱	變數說明
1	稅後息前資產報酬率	$(\text{稅後淨利}) / \text{平均資產總額} * 100$
2	稅後淨值報酬率	$\text{稅後淨利} / \text{平均淨值} * 100$
3	常續性淨值報酬率	$\text{經常利益} / \text{平均淨值} * 100$
4	營業毛利率	$\text{營業毛利} / \text{營業收入淨額} * 100$
5	已實現銷貨毛利率	$\text{已實現銷貨毛利} / \text{營收} * 100\%$
6	營業利益率	$\text{營業利益} / \text{營業收入淨額} * 100$
7	稅前淨利率	$\text{稅前淨利} / \text{營業收入淨額} * 100$
8	稅後淨利率	$\text{稅後淨利} / \text{營業收入淨額} * 100$
9	業外收支率	$\text{營業外收支淨額} / \text{營業收入淨額} * 100$
10	稅後常續性利益率	$\text{常續性利益(稅後)} * 100\% / \text{營收淨額}$
11	營業費用率	$\text{營業費用} / \text{營業收入淨額} * 100$
12	現金流量比率	$\text{來自營業現金流量} / \text{流動負債} * 100$
13	有息負債利率	$(\text{利息支出} + \text{資本化利息}) / \text{平均長短期借款} * 100$
14	每股淨值	$\text{淨值} / (\text{普通股股本} + \text{特別股股本} + \text{增資準備}) * 10$
15	每股現金流量	$(\text{來自營業現金流量} - \text{特別股股息}) / \text{加權平均股本} * 10$
16	每股營業額	$\text{營業收入淨額} / (\text{普通股股本} + \text{特別股股本} + \text{增資準備})$
17	每股營業利益	$\text{營業利益} / (\text{普通股股本} + \text{特別股股本} + \text{增資準備}) * 10$
18	每股稅前淨利	$(\text{稅前淨利} - \text{特別股股息}) / \text{加權平均股本} * 10$
19	營收成長率	$(\text{營業收入淨額} - \text{lag 營業收入淨額}) / \text{ABS}(\text{lag 營業收入淨額}) * 100$
20	營業毛利成長率	$\text{毛利增減額} / \text{ABS}(\text{去年同期毛利})$
21	已實現銷貨毛利成長率	$(\text{本期已實現銷貨毛利} - \text{去年同期已實現銷貨毛利}) / \text{去年同期已實現銷貨毛利之絕對值} * 100\%$
22	營業利益成長率	$(\text{營業利益} - \text{lag 營業利益}) / \text{ABS}(\text{lag 營業利益})$

編號	變數名稱	變數說明
		*100
23	稅前淨利成長率	稅前淨利增減額 /ABS(去年同期稅前淨利)
24	稅後淨利成長率	(稅後淨利 -lag 稅後淨利) /ABS(lag 稅後淨利) *100
25	經常淨利成長率	經常利益增減額 /ABS(去年同期經常利益)
26	稅後常續性利益成長率	(R531-去年同期 R531)*100%/ABS(去年同期 R531)
27	總資產成長率	總資產增減額 /ABS(去年同期總資產)
28	淨值成長率	(淨值 /lag 淨值 - 1) *100
29	固定資產成長率	固定資產增減額 /ABS(去年同期固定資產)
30	總資產報酬成長率	(稅前息前折舊前淨利 -lag 稅前息前折舊前淨利)/ 期初資產總額 *100
31	內部保留比率	分配後盈餘 /稅後淨利 *100
32	流動比率	流動資產 /流動負債 *100
33	速動比率	(流動資產 -存貨 -預付款項 -其他流動資產) / 流動負債 *100
34	利息支出率	(利息支出) / (稅後淨利+ 利息支出*(1- 25%)) *100
35	總負債/總淨值	負債總額 /淨值 *100
36	負債比率	負債總額 /資產總額 *100
37	淨值/總資產	淨值/資產總額 *100
38	長期資金適合率	(淨值 +長期負債) /固定資產 *100
39	借款依存度	長短期借款/淨值 *100
40	利息保障倍數	所得稅及利息費用前純益/本期利息支出
41	營業利益/實收資本	營業利益/實收資本
42	稅前純益/實收資本	稅前純益/實收資本
43	存貨應收帳款/淨值	(存貨 +應收帳款及票據)/淨值 *100
44	總資產週轉率	營業收入淨額/平均資產總額
45	應收帳款週轉率	營業收入淨額 /平均(應收帳款及票據 +應收票據貼現)
46	應收帳款收現天數	平均(應收帳款、票據與票據貼現)/營業收入淨額* 天數
47	存貨週轉率	營業成本 /平均存貨
48	平均銷售天數	平均期末存貨 /營業成本 *天數
49	固定資產週轉率	營業收入淨額 /平均固定資產
50	淨值週轉率	營業收入淨額 /平均淨值
51	應付帳款收現天數	平均應付帳款 /營業成本*天數
52	淨營業週期	應收帳款收現天數 +平均銷售天數 -應付帳款付現 天數

表 3.3 類別標籤之定義

類別標籤名稱	定義說明
危機定義一 (D1)	標籤內容分為『正常公司』與『危機前一年』，共計有兩個類別標籤，其中危機前一年之定義為，該筆資料為危機發生前一年之資料，危機定義為 TEJ 所定義之九種危機事件，而更之前之資料則定義為正常公司；後續文中將以 B1 作為模型代號。(危機發生後之資料，因與本研究目的不符，而不列入資料庫中)
危機定義二 (D2)	標籤內容分為『正常公司』與『危機公司』，共計有二個類別標籤，其中危機公司之定義包括前數之危機前一年『與』危機前二年的公司資料，危機定義為 TEJ 所定義之九種危機事件，而更之前之資料則定義為正常公司；後續文中將以 D2 作為模型代號。
危機定義三 (D3)	標籤內容分為『正常公司』與『危機公司』，共計有三個類別標籤，其中危機公司之定義包括前數之危機前一年『與』危機前二年『與』危機前三年的公司資料，危機定義為 TEJ 所定義之九種危機事件，而更之前之資料則定義為正常公司；後續文中將以 D3 作為模型代號。
危機定義四 (D4)	標籤內容分為『正常公司』與『危機公司』，共計有三個類別標籤，其中危機公司之定義包括前數之危機前一年『與』危機前二年『與』危機前三年『與』危機前四年的公司資料，危機定義為 TEJ 所定義之九種危機事件，而更之前之資料則定義為正常公司；後續文中將以 D4 作為模型代號。
危機定義五 (D5)	標籤內容分為『正常公司』與『危機公司』，共計有三個類別標籤，其中危機公司之定義包括前數之危機前一年『與』危機前二年『與』危機前三年『與』危機前四年『與』危機前五年的公司資料，危機定義為 TEJ 所定義之九種危機事件，而更之前之資料則定義為正常公司；後續文中將以 D5 作為模型代號。

表 4.1 上市上櫃公司原始模型錯誤率彙整表

訓練集					測試集			
資料庫 組別	危機數/ 總樣本*	總 錯誤率	型一 錯誤率	型二 錯誤率	危機數/ 總樣本*	總 錯誤率	型一 錯誤率	型二 錯誤率
危機定義一(D1)								
A	1.51	1.51	100.00	0.00	-			
B	1.30	1.30	1.30	0.00	-			
C	2.39	2.40	2.39	0.00	-			
D	3.77	3.77	3.77	0.00	-			
E	4.79	4.79	4.79		-			
F	6.36	6.38	6.36		-			
G	6.17	4.87	4.60	17.64	2.07	3.37	2.10	100.00
H	5.58	5.58	5.58		-			
危機定義二								
A	3.20	2.07	1.91	12.50	13.57	13.64	100.00	0.00
B	4.49	3.62	3.51	12.50	14.13	14.20	14.14	0.00
C	6.96	6.27	6.21	12.50	13.82	13.90	13.83	0.00
D	9.15	6.42	6.43	6.06	12.76	13.25	12.22	0.00
E	11.49	7.66	6.97	18.42	10.02	11.98	9.21	72.22
F	13.19	8.34	7.16	21.14	5.43	7.73	3.85	69.44
G	12.40	7.24	6.71	14.05	4.40	8.03	3.06	76.92
H	11.42	6.42	5.63	16.31	5.26	4.68	3.05	42.86
危機定義三								
A	6.40	3.39	2.39	21.43	18.57	20.19	17.86	67.12
B	8.83	5.79	5.71	8.00	18.77	19.49	18.26	63.16
C	12.20	5.82	5.23	12.16	17.84	18.93	16.50	59.70
D	15.28	9.72	8.72	19.59	15.63	18.20	13.92	65.48
E	17.80	9.26	8.23	16.35	11.03	17.76	7.14	69.23
F	18.52	9.09	6.99	20.26	8.06	14.64	4.98	73.26
G	17.45	9.61	8.17	19.44	6.74	12.44	5.43	80.56
H	16.00	8.58	7.98	13.85	9.36	12.28	7.05	66.67
危機定義四								
A	10.92	6.22	5.82	12.12	23.25	23.83	21.60	54.29
B	14.91	8.39	8.72	4.08	22.68	25.22	21.35	64.00
C	19.04	9.81	9.79	9.90	20.85	22.28	18.71	57.80
D	21.98	10.38	10.03	12.27	18.10	21.76	15.53	64.34
E	23.29	9.34	7.90	26.94	11.18	17.76	7.14	69.23
F	23.79	9.09	8.03	13.31	11.18	18.91	7.58	71.96
G	22.14	9.26	8.30	13.71	11.14	13.73	8.09	62.50

訓練集					測試集			
資料庫組別	危機數/總樣本*	總錯誤率	型一錯誤率	型二錯誤率	危機數/總樣本*	總錯誤率	型一錯誤率	型二錯誤率
H	20.84	9.74	9.16	12.98	11.70	15.20	8.61	65.00
危機定義五								
A	17.33	7.53	7.82	5.17	26.17	28.90	24.52	61.54
B	21.85	8.68	6.83	16.30	24.93	28.77	20.77	59.23
C	25.43	10.38	10.07	11.63	22.78	24.87	18.78	56.48
D	27.45	9.62	7.30	16.13	20.18	28.09	13.73	63.79
E	28.25	9.34	6.56	16.43	17.24	24.08	11.04	63.86
F	27.96	10.25	8.15	16.19	14.14	20.07	9.02	65.00
G	26.41	10.09	9.59	11.91	12.95	15.03	6.83	56.25
H	24.84	10.42	10.42	10.40	13.45	16.96	10.07	63.64

表 4.2 上市上櫃公司修正後模型錯誤率彙整表

資料庫組別	危機定義一(D1)	危機定義二(D2)	危機定義三(D3)	危機定義四(D4)	危機定義五(D5)
A	-	-	32.638	31.407	35.626
B	-	39.898	31.73	34.145	32.308
C	-	39.681	29.46	30.437	30.09
D	-	38.554	29.388	30.173	28.748
E	-	28.113	25.767	25.767	26.886
F	-	23.527	25.464	26.894	25.814
G	31.47	25.218	27.969	24.413	21.656
H	-	14.993	24.936	25.527	26.141

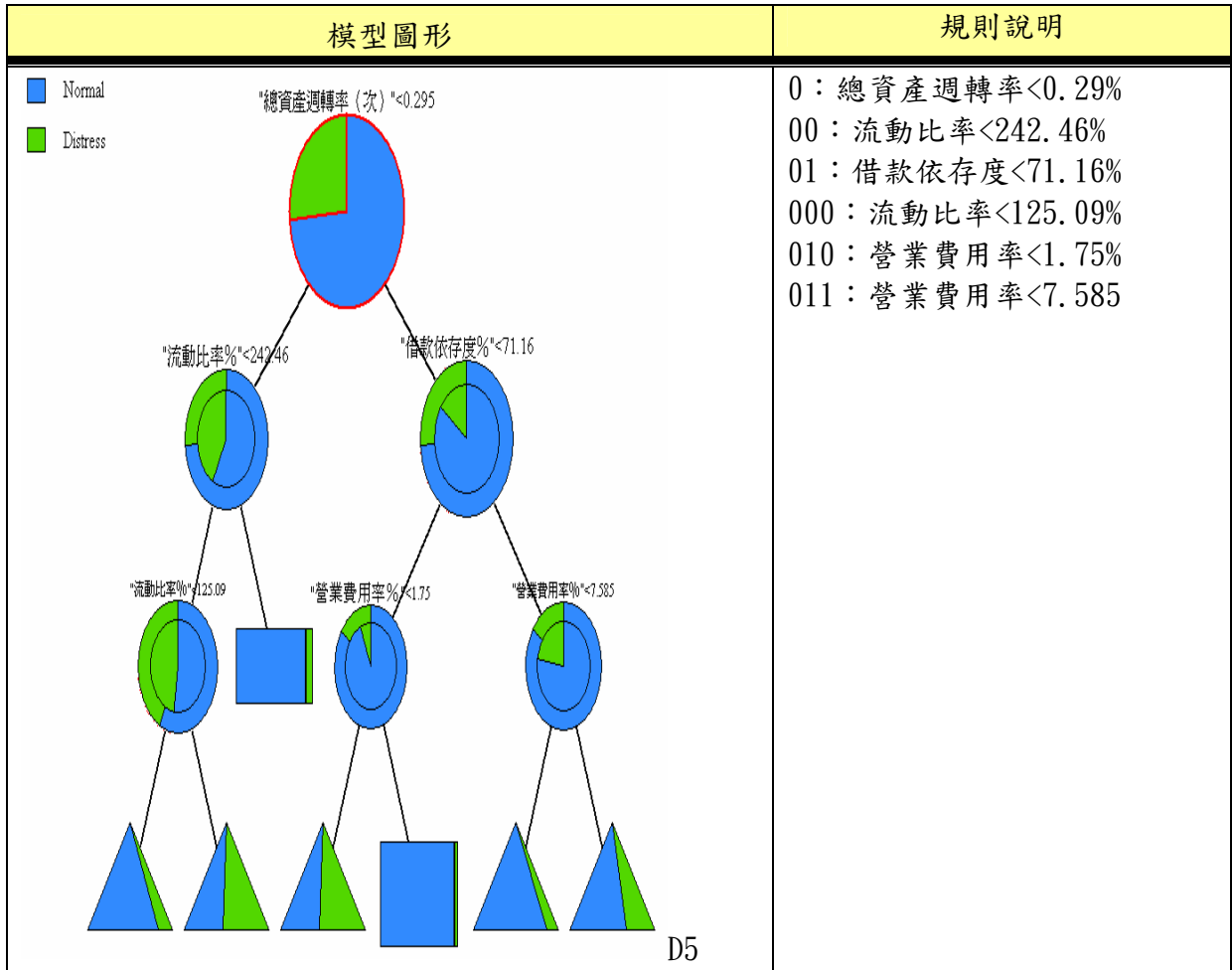
表 4.3 『修正模型』與『原始模型』之比較表

	修正模型						原始模型					
	訓練集(%)			測試集(%)			訓練集(%)			測試集(%)		
	總錯誤率	型一錯誤率	型二錯誤率	總錯誤率	型一錯誤率	型二錯誤率	總錯誤率	型一錯誤率	型二錯誤率	總錯誤率	型一錯誤率	型二錯誤率
D1	4.7	3.28	24.04	11.39	5.56	25	4.87	4.60	17.64	3.37	2.10	100.00
D2	11.21	0.23	96.31	5.26	0	100	6.42	5.63	16.31	4.68	3.05	42.86
D3	24.47	23	32.24	22.8	20.64	43.75	8.58	7.98	13.85	12.28	7.05	66.67
D4	21.54	18.36	32.7	23.31	21.57	37.21	9.26	8.3	13.71	13.73	8.09	62.5
D5	23.34	19.19	35.17	24.61	22.92	36	10.09	9.59	11.91	15.03	6.83	56.25

表 4.4 修正後模型規則說明

模型圖形	規則說明
<p>D1</p>	<p>0: 淨值成長率%" < -7.09 00: 淨營業週期(天)" < 4451.3 000: 固定資產成長率%" < 14.33</p> <p>備註： 1. 模型名稱標示於圖形右下方。 2. 模型以 0 為節點向下左邊分類，1 為節點向下右邊分類做表示。 3. 條件符合者向左下，反之向右下。</p>
<p>D2</p>	<p>0: 營業費用率% < 12.08% 00: 應付帳款收現天數 < 6.78 天 01: 借款依存度 < 53.49% 000: 每股淨值 < 11.42 元</p>

模型圖形	規則說明
<p> ■ Normal ■ Distress </p> <p> 淨營業週期(天) < 3289.86 借款依存度% < 69.425 已實現銷貨毛利率 < 30.515 營業費用率 < 10.35 有息負債利率 < 1.655 淨值成長率 < -10.505 </p> <p style="text-align: right;">D3</p>	<p> 0：淨營業週期(天) < 3289.86 天 00：借款依存度 < 69.425% 01：已實現銷貨毛利率 < 30.515% 001：營業費用率 < 10.35% 010：有息負債利率 < 1.655% 011：淨值成長率 < -10.505% </p>
<p> ■ Normal ■ Distress </p> <p> 總資產週轉率(次) < 0.295 借款依存度% < 53.49 借款依存度% < 71.16 流動比率 < 125.09 應付帳款收現天數 < 28.37 </p> <p style="text-align: right;">D4</p>	<p> 0：總資產週轉率 < 0.295% 00：借款依存度 < 53.49% 01：借款依存度 < 71.16% 001：流動比率 < 125.09% 011：應付帳款收現天數 < 28.37 0001：營業費用率 < 8.825% </p>



計畫成果自評

本計畫依照原研究計畫內容執行。研究過程中，已栽培一碩士生完成其碩士論文研究^{參考文獻1}，而其成果已分別整理成國內外學術研討會報告，並分別於『*Proceedings of 21st International Symposium on Automation and Robotics in Construction*』與『第八屆營建工程與管理研究成果聯合發表會』被接受發表之，未來將再彙整於國際學術期刊投稿。被接受之論文乃基於應用Data Warehouse與Data Mining於營建業財務危機預測模型規則之建立，論文全名為：『Dynamic Prediction Model for Financial Distress in Construction Industry Using Data Mining』。

本研究結合營建業特性，以IBM之DB2作業軟體，藉由Data Warehouse的資料整理與Data Mining將財務危機發生前，不同公司財務比率自上萬筆的資料中萃取，發現不同景氣階段判斷標準的差異，並將企業評價之過程以決策樹表現，使後續研究者對營建業財務危機的發生提供更簡易而深入的理解。