

國防大學管理學院運籌管理學系碩士班

碩士論文

運用人工智慧於信用卡額度之研究

-以國內發卡銀行為例

Application of Artificial Intelligence to Forecast Credit
Card Limit – A Case Study of Taiwanese Issuer Bank

指導教授：賀增原博士

研 究 生：林佩萱 撰

中華民國一〇一年十二月

誌謝

本論文得以順利完成，首先要感謝恩師賀增原老師的悉心指導，無論是題目的擬定、論文的撰寫以及文稿的修改與潤飾等各方面，賀老師無不盡心盡力，惠我良多，在此謹致上最深的謝忱。

在校修業期間，承蒙系上洪國禎老師、林鵬舉老師、任慶宗老師、石裕川老師與王中允老師在課業上的指導及諄諄教誨，使學生受益匪淺，銘感於心。

口試時，承蒙紀岍宇老師、洪國禎老師提供寶貴的意見，使論文能更臻完善，致上最誠摯之謝意。

特別值的一提，感謝德霖技術學院柯亞先老師與陳寶明老師的協助，若無二位老師之提點，將無緣來此進修。

同時，也要感謝系上許曉美助教的支援，同學思銘、雅萍、佳樂、仁吉、伊蕾、楷峻、憲國、麗蓉、鎮胤、柏諭、濬詮、宜庭、仕蓁與好友香穎的相互砥礪，在此一併致上由衷的感謝。

最後，感謝生養育之父母林貴彬先生與簡東庄女士，姊姊念諗在我攻讀學位期間的全力支持，謹以此篇論文獻給他們。

林佩萱 謹誌

中華民國一〇一年十二月十一日

摘要

自從國內的金融機構將業務重心由企業金融業務轉至消費金融業務後，眾多消費金融商品中，因信用卡具有高循環利率收入、推廣容易與短時間內易累積顧客群，可助於其它業務之推廣，故成為各金融機構之必爭之地。金融機構為了追求規模經濟與市場佔有率，開始放寬信用卡授信標準，也造成持卡人擁有過度之信用額度，導致民國 94 年卡債風暴產生，不僅對國內經濟發展產生衝擊，更讓整體金融機構壞帳損失逾 1,500 億。

卡債風暴過後，金融機構開始思考如何在信用卡授信過程中，有效判別申請人之信用風險並授予相對應之信用額度，以將壞帳風險降至最低。因過去信用卡授信多採人工作業，易受到人為主觀偏誤之影響，故本研究應用模糊推論、類神經網路與適應性網路模糊推論系統等三種人工智慧之方式，參考國內某一發卡銀行核卡資料，建置信用卡額度預測模型，並比較不同人工智慧方法應用於信用卡額度預測準確率，期能透過該模型防阻人為不當或干預授信下所產生之壞帳損失，並加速信用卡授信時間、縮短授時效與減少人事成本之支出，可做為國內發卡銀行進行信用卡額度預測時之作業參考。

關鍵詞：模糊理論、類神經網路、適應性網路模糊推論、信用卡、信用卡授信

Abstract

Credit card has become one of the indispensable market transaction models, since the predominance of commercial interests, “Enjoy first, pay later”. The 2008 financial tsunami had caused tides of bankruptcies and severe unemployment. Therefore, credit card issuers will face with the huge bad debt risk and credit card fraud. Issuers pay attention to these problems which are how to effectively audit credit card limit to prevent over-expansion of credit cardholders. Credit card limit has been produced by the process of credit card scoring, credit card credit rating table and the experience of credit officers. However, there are some basic problems which are differences in credit card limit under different subjective perception of credit officers when they face same conditions of customers, or even sometimes these will cause extension of customers’ complaint events.

Therefore, this study applies Fuzzy Theory 、Backpropagation Neural Networks and Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) to predict credit card limit according to applicants’ profile in the past. It performs an operation process by using of MATLAB toolbox. It can prove ANFIS to be more flexibility and accuracy than other artificial intelligence methods about credit card limit. In addition, this model can effectively enhance the efficiency to 66% about operation and salary by comparing with this model. At the same time, it can reduce the subjective perception of credit officers. This study results can provide the reference of issuers for credit card limit.

Keywords: Artificial intelligence, Credit card, Credit card limit, ANFIS

目錄

摘要	ii
Abstract.....	iii
表目錄	vii
圖目錄	viii
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的	3
1.3 研究對象與限制範圍	4
1.4 研究流程	4
第二章 文獻探討.....	6
2.1 信用卡基本介紹.....	6
2.1.1 信用卡定義	6
2.1.2 信用卡發展	6
2.1.3 信用卡業務架構	7
2.1.4 信用卡國內外品牌	9
2.2 信用及信用風險.....	11
2.3 信用卡議題國內外相關研究	13
2.4 小結	18
第三章 研究方法.....	21
3.1 模糊理論	21
3.1.1 模糊理論定義	21
3.1.2 模糊集合運算	21
3.1.3 模糊數.....	24
3.1.4 歸屬函數.....	25

3.1.5 模糊關係	26
3.1.6 模糊關係運算	27
3.1.7 模糊關係合成	27
3.1.8 模糊推論	28
3.1.9 模糊邏輯	29
3.1.10 輸入與輸出語彙變數	30
3.1.11 輸入與輸出模糊規則庫	30
3.1.12 小結	33
3.2 類神經網路	34
3.2.1 類神經網路之發展	34
3.2.2 類神經網路之定義與應用	35
3.2.3 類神經網路之分類	36
3.2.4 倒傳遞類神經網路	38
3.2.5 倒傳遞類神經網路演算法	40
3.2.6 小結	41
3.3 適應性網路模糊推論系統(ANFIS)	42
3.3.1 小結	45
3.4 總結	45
第四章 實證結果與分析	46
4.1 實證資料說明	46
4.2 模糊推論模型建置步驟	47
4.2.1 模型修正	56
4.3 倒傳遞類神經網路模型建置	59
4.4 適應性網路模糊推論模型建置	66
4.5 發卡機構運用模型前後之比較	69

4.6 研究結果比較	71
第五章 結論與建議.....	72
參考文獻	73

表目錄

表 2.1 影響信用卡授信重要因素	13
表 2.2 持卡人未來違約行為預測研究整理	15
表 2.3 信用卡消費者行為研究	16
表 2.3 信用卡消費者行為研究(續).....	17
表 2.3 信用卡消費者行為研究(續).....	18
表 4.1 群組一至群組四樣本資料分布情形	48
表 4.2 群組一模糊規則庫	52
表 4.3 群組二模糊規則庫	53
表 4.4 群組三模糊規則庫	53
表 4.5 群組四模糊規則庫	54
表 4.6 各群組預測額度與實際額度誤差值	55
表 4.7 修正後各群組額度預測模型平均誤差	56
表 4.8 編碼表.....	60
表 4.9 倒傳遞類神經網路訓練模型訓練結果	62
表 4.10 適應性網路模糊推論模型訓練結果	67
表 4.11 模型所產生之作業面與成本面預計效益	69

圖目錄

圖 1.1 民國 93 年至 99 年流通卡量.....	2
圖 1.2 研究流程圖.....	5
圖 2.1 信用卡業務與作業流程圖.....	8
圖 2.1 A 發卡銀行信用卡徵信示意圖.....	20
圖 3.1 模糊集合 A 與 B 之交集.....	22
圖 3.2 模糊集合 A 與 B 之聯集.....	23
圖 3.3 模糊集合 A 之補集.....	24
圖 3.4 三角形歸屬函數.....	25
圖 3.5 梯形歸屬函數.....	26
圖 3.6 模糊規則庫.....	30
圖 3.7 二個模糊規則.....	32
圖 3.8 監督式學習網路圖.....	36
圖 3.9 非監督式學習網路圖.....	37
圖 3.10 聯想式學習網路示意圖.....	37
圖 3.11 前饋式網路架構圖.....	38
圖 3.12 回饋式網路架構圖.....	38
圖 3.13 倒傳遞神經網路圖.....	39
圖 3.14 適應性網路模糊推論系統架構圖.....	42
圖 4.1 模糊推論模型建置流程圖.....	47
圖 4.2 各樣本數額度模型平均誤差.....	55
圖 4.3 修正後各群組額度預測模型平均誤差.....	57
圖 4.4 群組一模型額度與實際額比較圖.....	57
圖 4.5 群組二模型額度與實際額比較圖.....	58

圖 4.6 群組三模型額度與實際額比較圖	58
圖 4.8 倒傳遞類神經網路模型建構流程圖	59
圖 4.9 倒傳遞類神經網路模型 1 收斂結果	65
圖 4.10 倒傳遞類神經網路模型 1 預測額度與實際額度比較圖	65
圖 4.11 適應性網路模糊推論模型型建構流程圖	66
圖 4.12 模型六收斂結果	68
圖 4.13 模型六預測額度與實際額度比較圖	68
圖 4.14 應用模型前後比較圖	70
圖 4.15 訓練組樣本運用模糊推論之群組三、類神經網路之模型一與適應性網路模糊推論系統之模型預測額度與實際額度相較圖	71

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

早期的金融機構，主要授信業務係以企業金融為主，但隨著國內經濟與貿易穩定的成長與金融自由化、國際化之潮流，政府於民國 79 年開放新銀行成立，並積極推動金融業務自由化之改革，讓銀行可承辦的授信業務由傳統的企業金融市場開始延伸至消費性金融市場。

惟隨著國內存放款利率不斷下滑、大陸地區磁吸效應所造成的產業出走與經營良好之大型企業紛紛改以透過發行公司債、商業本票等方式進行融資，企業金融的利差大幅降低，讓金融機構開始將業務重心由企業金融轉移至具有較高利差之消費性金融市場；而在眾多消費性金融商品中，因信用卡具有高循環利率收入、推廣容易與短時間內易累積顧客群，可助於其它業務之推廣，故成為各金融機構之必爭之地。

由於信用卡產品同質性高且模仿成本低，金融機構為了追求規模經濟與市場佔有率，開始放寬信用卡授信標準，也造成持卡人擁有過度之信用額度，並隨著信用卡授信餘額不斷的成長，負面之影響逐漸浮現，民國 94 年卡債風暴產生，許多「卡奴」因為無力負擔卡債而走上絕路，也讓該風暴從金融事件發展為社會問題，造成政府與輿論持續關注，並對國內經濟發展產生衝擊(宋雅蓉，2006)，更讓整體金融機構壞帳損失逾 1,500 億元(資料來源：行政院金融監督管理委員會)。

信用卡屬無擔保授信，所授予之信用額度屬金融機構需承擔之最高壞帳風險，故信用額度之核給為無擔保授信中相當重要之一環。雙卡風暴過後，金融機構開始緊縮發卡，依行政院金融監督管理委員會資料所載，流通卡量由民國 93 年之 44,182 仟張下滑至民國 99 年之 30,706 張(圖 1)，減少約 30.5%；但信用卡業務不能因此而因噎廢食，應思考在授信過

程中，如何有效依據申請人之信用風險授予相對應之信用額度，以降低潛在壞帳風險。惟傳統信用卡額度授信過程中，係採人工作業為主，由授信人員依具個人意見決定信用額度，故容易受經驗不足或個人主觀因素之影響，進而影響信用卡授信品質，導致壞帳損失增加，故信用卡授信機制之強化，實為銀行不可忽視之重要議題。

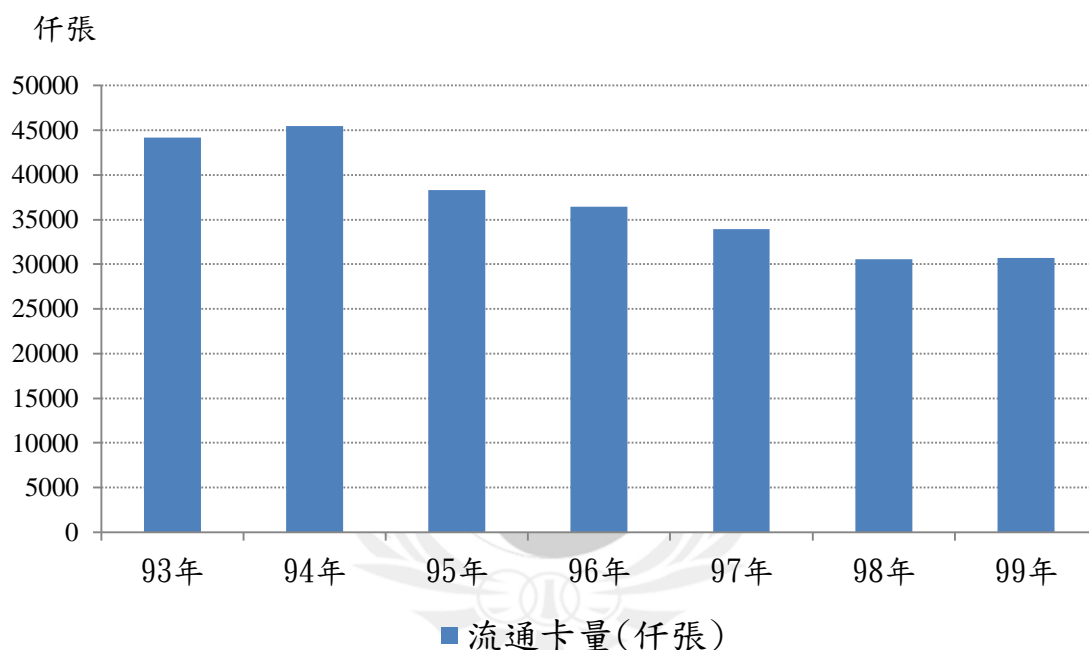


圖 1.1 民國 93 年至 99 年流通卡量

資料來源：行政院金融監督管理委員會

因授信審核是降低信用卡壞帳風險的第一道防線(周俊宏，2006)，依財政部金融局所頒布「信用卡業務機構管理辦法」之規範，當信用卡持卡人當月後應繳最低付款金額超過指定繳款期限一至三個月者，應提列全部墊款金額百分之二之備抵呆帳;超過三至六個月者，應提列全部墊款金額百分之五十之備抵呆帳;超過六個月者，應將全部墊款金額提列備抵呆帳，且應於該六個月後之三個月，將全部墊款金額轉銷為呆帳。故為有效減少潛在壞帳之風，有需確切掌握核卡額度之需求，近年來，人工智慧(Artificial Intelligence, AI)在財務金融領域上，無論是類神經網路

(Neural Network)、模糊理論(Fuzzy theorem)、灰色理論(Grey Relational Analysis, GRA)與基因演算法(Genetic Algorithm)等相關技術，藉由機器學習之方式來模擬人類記憶、思考、學習、推理等行為模式，都有相當成效(周俊宏，2006)。準此，本研究嘗試將人工智慧運用於信用卡額度預測中，運用模糊推論(Fuzzy Theorem)、倒傳遞類神經網路(Backpropagation Neural Networks)與適應性網路模糊推論系統(Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS)等三種方式，建立信用卡額度預測模型，提供予金融機構於執行信用卡額度授信時，作為減少人為主觀偏誤與潛在壞帳風險之作業參考。

1.2 研究目的

本研究蒐集國內某一家發卡銀行(以下簡稱 A 發卡銀行)信用卡額度授信之機制，透過模糊推論、倒傳遞類神經網路與適應性網路模糊推論系統等三種人工智慧之方式進行信用卡額度預測模型建置，亦即利用嚴謹之科學方法，建構一套具有信用額度核給區別力之模型。

此一信用卡額度授信模型最主要之效益為可讓金融機構降低因人工授信所造成之主觀偏誤;次要之效益在於可加速信用卡授信時間，並減少人事成本之支出。

綜上所述，本研究之研究目的總歸如下：

- 一、期望研究成果，可讓金融機構以客觀之方式進行信用卡額度授信，以降低人工授信所造成之主觀偏誤。
- 二、提供予金融機構於信用卡額度授信時，加速授信時效與減少人事成本之支出之作業參考。
- 三、說明信用卡額度授信模型建立的方法與步驟並比較模型建置之結果，以提供後續研究者在實務應用上之參考。

1.3 研究對象與限制範圍

- 一、本研究所選取之樣本，係國內 A 發卡銀行於民國 99 年度所收到之信用卡申請件且於同年度獲核卡之樣本。
- 二、本研究之限制為：
 - (一)由於在信用卡額度核給之過程中，各家發卡機構因經營觀點之不同，使其在評定發卡額度上之要項也有所差異，考量不同的經營觀點在評定要項上具有不同之屬性偏好，非本研究一言可盡。故本研究僅以 A 發卡銀行所重視之額度評定要項進行模型建立，要項之選定屬 A 發卡銀行自行評定之範疇。
 - (二)因本研究屬學術研究之實證性質，僅以 A 發卡銀行之信用卡核准戶做為研究之對象，故所得之研究結論未必能直接適用於其它發卡銀行。

1.4 研究流程

本研究共區分為五大章節，研究流程如圖 1.2：

- 一、緒論：簡述研究背景、動機與目的，並界定建研究對象與限制範圍。
- 二、文獻探討：彙整信用卡發展相關歷史背景、信用風險概述與國內外信用卡相關研究。
- 三、研究方法介紹：針對模糊推論、類神經網路與適應性網路模糊推論系統等三種方法進行介紹。
- 四、模型建立：藉由 A 發卡銀行所提供之樣本變數，利用模糊推論、類神經網路與適應性網路模糊推論系統進行額度預測模型建立。
- 五、結論與研究建議：比較型建置結果進行比較，提出結論與未來之研究建議。

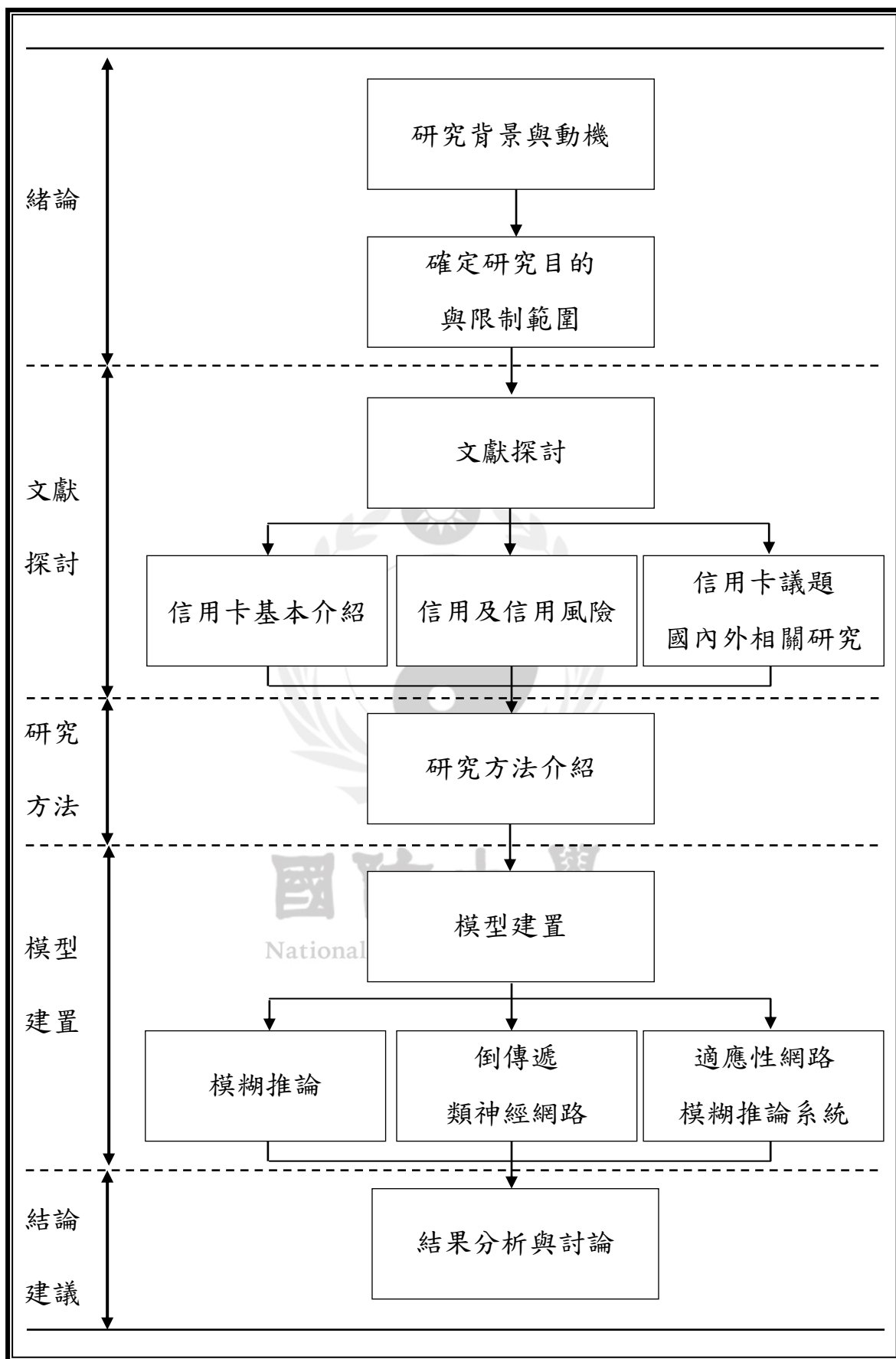


圖 1.2 研究流程圖

第二章 文獻探討

本章文獻探討旨在回顧與本研究相關之文獻，共區分三大部份；第一：對於信用卡之定義、發展與業務架構進行概括性介紹；第二：針對信用與信用風險進行概述；第三：彙整信用卡之國內外相關研究。分述如下

2.1 信用卡基本介紹

2.1.1 信用卡定義

根據財政部金融局於民國 82 年所公布之「信用卡業務機構管理辦法」第二條中，將信用卡定義為：「指持卡人憑發卡機構之信用，向特約之第三人取得商品、服務、金錢或其他利益，而得延後或依其他約定方式清償帳款所使用之支付工具。」。另根據財政部 101 年 1 月 4 日所公告之「信用卡定型化契約範本」，將信用額度定義為：「發卡機構依持卡人之財務收入狀況、職業、職務或與金融機構往來記錄等信用資料，核給持卡人累計使用信用卡所生帳款之最高限額。」。

2.1.2 信用卡發展

依據聯合信用卡處理中心所載，信用卡發展可追溯至十八世紀中葉，由美國一位摩理斯(Author Morris)先生發明，初期信用卡係以金屬製成，由石油公司發行並做為貴賓卡送予客戶做為促銷石油之方式，之後發行對象開始嘗試針對一般大眾，因效果良好，故開始吸引電信、航空、鐵路等其它公司加入發卡行列，信用卡市場由此開始萌芽。

惟信用卡市場發展曾於美國經濟大恐慌時期與二次大戰期間曾受到重挫，前者令許多發卡機構因呆帳而蒙受鉅額損失；後者則為美國聯邦儲備理事會下令於戰爭期間禁止使用信用卡。直至 1951 年，大來卡(Diners Card)問世，大來卡公司率先推出只要持卡人消費時出示該卡，即毋需付

現，由大來卡公司先替持卡人代墊消費款，並向商店索取手續費(Merchant Discount)後，每月再向持卡人收費，該作業流程也成為現代信用卡的交易雛型。

另外，美國銀行(Bank of America)與美國運通公司(American Express)於 1959 年起更將信用卡的業務範圍推廣到美國各省及美國以外地區，其它發卡機構也開始提供循環信用等不同以往一次付清之付款方式，讓持卡人有較彈性的付費選擇，故信用卡的發展自始蓬勃展開，並成為現代為最主要的支付工具之一。

2.1.3 信用卡業務架構

依銀行公會所頒布之「信用卡業務機構管理辦法」，所謂信用卡業務，係指下列業務之一：

- 一、發行信用卡及辦理相關事宜。
- 二、辦理信用卡循環信用、預借現金業務。
- 三、簽訂特約商店及辦理相關事宜。
- 四、代理特約商店信用卡消費帳款。
- 五、授權使用信用卡之商標或服務標章。
- 六、提供信用卡交易授權或清算服務。
- 七、辦理其他經主管機關核准之信用卡業務。

而信用卡之業務與作業流程主要由五個參與者所構成，分別為發卡機構、收單機構、國際信用卡組織、特約商店與持卡人(圖 2.1)，並依財政部金融局所公布之「信用卡業務機構管理辦法」對其定義說明如下。

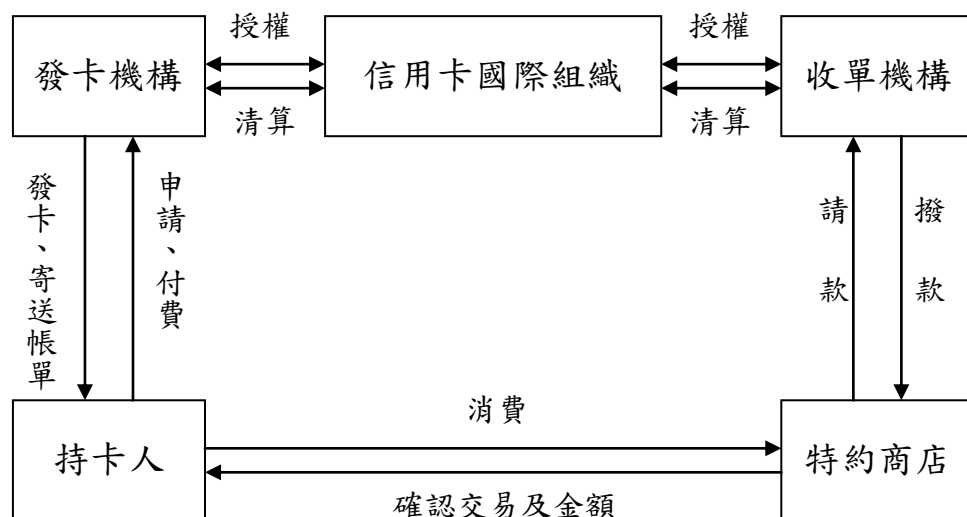


圖 2.1 信用卡業務與作業流程圖

資料來源：A 發卡銀行提供

一、發卡機構

指辦理發卡業務(即信用卡業務第一、二項)之信用卡業務機構。

二、收單機構

指辦理收單業務(即信用卡業務第三、四項)之信用卡業務機構。

三、信用卡國際組織

指提供其品牌商標給發卡與收單機構使用，並提供授權與清算網路服務，除了讓全球之特約商店均能接受其品牌的持卡人刷卡簽帳外，當發生消費爭議時，也扮演發卡機構與收單機構間的仲裁人角色。

四、特約商店

指與收單機構簽訂契約，並接受持卡人以信用卡支付商品或服務之款項者。

五、持卡人

指經發卡機構同意並核發信用卡之人，且無其他特別約定時，包含正卡及附卡持卡人。

2.1.4 信用卡國內外品牌

信用卡依不同發卡組織，可分為國內卡品牌及國際信用卡品牌。分述如下(資料來源：聯合信用卡處理中心)：

一、國內信用卡品牌

以聯合信用卡處理中心授權國內各發卡機構發行的聯合信用卡(U Card)為代表，使用範圍僅限國內。

二、國際信用卡品牌

目前全世界共有五大主要國際發卡品牌，且授權全世界各發卡機構發行，五大國際品牌為：

(一)VISA 國際品牌

Visa 於 1970 年在美國 Delaware 州成立，原名為 National Bank Americard Inc.(NBI)，後於 1976 年將 National Bank Americard 改名為 Visa，並正式使用藍色及金色旗幟作為企業識別標誌。1993 年 Visa 成為第一家使用網路來處理信用卡交易的組織；2007 年推出 Visa 行動支付平台且完成企業重組的計畫，成為一個新的全球性公司 Visa Inc.，後於 2008 年在紐約證交所上市，其上市計畫也是美國史上最大的 IPO (Initial Public Offering)計畫。

Visa Inc.的總部設立於美國加州舊金山，在全球共有亞太、中東歐、中東及非洲、拉丁美洲/加勒比海與北美等業務地區，並擁有全世界最大的零售電子支付網路，讓消費者、企業及政府機關均可透過 Visa 與全球最大的零售電子支付網路連接。目前 Visa 卡在全球有超過 200 個國家與地區的 2800 萬家商店可供使用，且全球 Visa 信用卡發行已逾 9 億張卡，年消費簽帳金額逾 2.1 兆美元。

此外，Visa 近年推出 EMV¹接觸式晶片智慧卡和非接觸式的 Visa

¹ EMV 為信用卡國際組織 Europay(已被 MasterCard 收購)、MasterCard 與 Visa 共同發起的晶片信用卡之安全技術標準，並以此三大組織的首字字母命名。

PayWave 卡與行動支付等創新產品，讓全球持卡人隨時隨地都可使用不同的設備，享受更多樣化的電子支付服務。

(二)MasterCard 國際品牌

MasterCard 成立於 1967 年，一開始是由美國加州四家銀行組成「西部各州銀行卡協會 (Western States Bankcard Association, WSBA)」，後推出 Master Charge 信用卡發卡計劃，並於 1979 年重新命名為 MasterCard；1991 年發行全世界第一個即時連線之轉帳卡；1997 年推出信用無價“Priceless”系列主題廣告；2002 年發展 Paypass 感應式晶片卡；2006 年在紐約證交所上市，改名為“MasterCard Worldwide”。

MasterCard Worldwide 的總部現設立於美國紐約州，且 MasterCard 信用卡可以在全球超過 210 個國家與地區的 2,000 萬家商店使用，迄今，全球 MasterCard 信用卡已發行逾 7 億 5,760 萬張卡，年消費簽帳金額逾 1.4 兆美元。

(三)JCB 國際品牌

日本 JCB 公司(JCB Co. Ltd.)於 1961 年成立，並於 1981 年起進軍全球信用卡市場，靠其在日本地區旅遊方面所提供的優質服務，獲得極高的評價。

JCB 積極拓展海外市場，與 200 多家知名金融機構簽定了授權協議書，使持卡人與特約商店數迅速增加，並透過加強海外系統網路設施，建立穩定的特約商店網路，為持卡人提供安全可靠的服務；亦積極推動 IC 晶片信用卡產品，如：發展感應式晶片卡、手機信用卡/電子錢包等新產品業務。

JCB 信用卡可以在全球超過 190 個國家與地區的 1280 餘萬家商店使用，迄今全球 JCB 信用卡已發行逾六千萬張卡，年消費簽帳金額

逾 8 兆日元。

(四)美國運通品牌

美國運通公司成立於 1850 年，是目前全球最大的獨立發卡機構，也是全球最大的旅遊管理公司、企業卡發行機構與旅行支票發行機構。所發行之美國運通信用卡係以 18 種貨幣在全球發行，除提供全球支援服務、會員酬賓計畫、美食休閒貴賓禮讚外，更不預設簽帳額度，讓持卡會員感受尊榮之禮遇。

(五)中國銀聯品牌

銀聯卡(China UnionPay Card)係中國銀行卡聯合組織之品牌，於 2003 年由中國銀聯公司發行，並積極進軍海外市場。

銀聯卡發卡量於近幾年快速成長，在中國大陸境內已發行逾 1 億張，於中國大陸境內特約商店亦已達 130 萬家;另在日本、韓國、俄羅斯、蒙古、新加坡、香港、澳門等八個國家與地區發行借記卡和信用卡。

銀聯卡目前可在全球 62 個國家與地區使用，台灣地區則於 2009 年起開放銀聯卡交易，包括故宮、台北 101、日月潭與阿里山等主要觀光景點皆可接受銀聯卡刷卡交易。

National Defense University

2.2 信用及信用風險

「信用」的概念在二十世紀初開始被廣泛的運用在工商業交易中，以「信用」做為媒介的交易，即被稱為「信用交易」；由於信用交易可完成在現金交易下較難以完成的買賣清算，因此逐漸取代傳統的現金付款方式(林有田，1980)。

信用屬於一種付款的承諾(葉秋南，1998);陳肇榮(1985)將信用定義為先取得或授予一些經濟價值，並於經過一段時間後，能收回或償還經濟

價值的一種行為;黃秋凌(1993)則將信用定義為金融機構或其它組織對消費者授予信用，其目的為提供個人或家庭消費，而用以購買財貨、勞務或支付醫療、教育、娛樂與緊急需要之費用，並以清償消費為目的所產生之債務，依約定之方式，採分期或到期償還本息者，都可稱為信用。

信用風險(Credit Risk)係因交易對手無法履行償還債務之義務時，所造成之財產損失而造成，所以信用風險伴隨著授信而存在(馬芳資，1994);而信用風險管理(Credit Risk Management)最主要的目的為在風險與利潤間取得平衡，亦即在追求利潤最大化的同時，也可維持適度的風險(Robert, 1972);洪春茂(1974)則認為信用風險評估之目的為下列五項：

- 一、加速授信預測之速度：將申請人基本資料加以具體化，以便授信人員進行授信核定。
- 二、作為信用額度核定之條件設定參考：依據信用風險評估之結果，來決定達到多少標準以上才能授予相對應之信用額度。
- 三、作為評定應收帳款收帳策略之參考：因信用風險之高低代表企業對該客戶履行債務之預測，可藉此決定對客戶採行溫和或嚴厲方式之收帳策略。
- 四、作為授信業務檢討之依據：經由新舊授信客戶比較，可得知授信政策變化產生之影響，並瞭解所承擔之授信風險程度。
- 五、作為評定制度本身改進之依據：經由實際發生問題之客戶與原核定之授信程度進行對照檢討，可修正其授信作業。

另學者張文生(2001)認為發卡機構實施信用風險管理，主要目的有下列四項：

- 一、壞帳損失最適化：壞帳損失控制得宜，發卡機構即有獲利空間，反之，則有可能侵蝕發卡機構利潤，嚴重者甚至危及金融機構之生存。但若採取嚴格之管控策略，反而會喪失潛在客群，因此信用風險管

理強調如何建立合適之風險水準以達到呆帳損失之減少。

二、利潤極大化：信用風險管理另一目的則為提供授信部門授信政策之參考，以擴大業務面之需求，使利潤達到最大。

三、信用風險管理制度化：基於前述二點，發卡機構需建立一套信用政策，能使信用風險管理工作制度化及標準化，並藉此有效控制授信品質。

四、培訓與發展信用風險管理人才：當信用風險管理制度建立後，即可將其書面化，也讓專業知識不會因資深人員離職或輪調而無法傳承。

綜上所述，金融機構於信用卡授信過程中，係依據申請人財力狀況、基本資料等記錄來判斷信用可靠度，故需設法將許多信用因素透過客觀之方式轉換為可實際管控之額度，才能有效掌握信用風險。

2.3 信用卡議題國內外相關研究

在關於信用卡議題研究中，本研究所搜集到之資料主要為於信用卡授信之重要關鍵因素或未來違約風險之預測，其次為持卡人消費者行為之探討，相關研究彙總如表 2.1 至 2.3。

表 2.1 影響信用卡授信重要因素

作者/年代	研究方法	影響信用卡授信重要因素
李美笑 (2002)	SPSS	教育程度、職稱、職業別與年收入等四項。
江淑娟 (2003)	交叉分析 迴歸分析	額度、年收入、職稱、服務機關、服務年資、住宅狀況、教育程度、家庭狀況、年齡、授信存款與主管綜合評述加分等 11 項。
曾玫苑 (2005)	羅吉斯模型 區別分析	性別、教育程度、住屋狀況、婚姻情形、持卡期間、年收入與存款實績等 7 項。

表 2.1 影響信用卡授信重要因素(續)

作者/年代	研究方法	影響信用卡授信重要因素
詹書銘 (2005)	類神經網路 灰關連	1. 「帳務資料」對年齡層較高者、年收入 20 萬元以上者及已婚或未婚者影響較大。 2. 「個人基本資料」對年齡層較低者、年收入 20 萬元以下者影響較大。 3. 碩士學歷以「年收入」變數、大學學歷以「目前總應繳餘額」變數、高中學歷以「不動產」變數與國中(含)以下則以「全期未繳金額」之變數影響最大。
莊朝崇 (2005)	類神經網路 逐步迴歸分析	呆帳總額、呆帳回收總額、代償卡額度、過去 3 個月遲繳總額、過去 3 個月被查詢 JCIC 次數、信用卡持卡張數、過去 1 年內全額繳清次數、代償卡使用百分比、過去 4 至 6 個月平均消費百分比與教育等 10 項。
黃祈龍 (2005)	SPSS 文獻歸納	性別、居住地、服務年資、額度評核方式、擔保授信、信用卡有效卡持卡期間、繳款狀況、現金卡張數、現金卡額度使用率與信用卡是否預借現金等 10 項。
張筑嬪 (2006)	模糊德菲法 模糊層級分析法 相似整合法	負債與收入比率、信用卡額度、張數、信用循環餘額、近二年繳款紀錄與目前持卡狀況等 6 項。
張育菁 (2006)	迴歸分析	性別、子女數、學歷、年資、住宅所有權、平均動撥率與平均預借現金率等 7 項。
黃子慧 (2008)	因素分析 區別分析	額度、平均年消費額、是否進行預借、性別、學歷、婚姻、年齡與聯徵中心信用評分等 8 項。
陳若儀 (2010)	迴歸分析	婚姻、持卡期間、信用卡額度、掛帳率、還款率、近六個月全清次數、近六個月循環次數與近六個月曾延滯逾 30 天之次數等 8 項。

表 2.1 影響信用卡授信重要因素(續)

作者/年代	研究方法	影響信用卡授信重要因素
盧玟君 (2011)	迴歸分析	有無辦理擔保放款、擔保放款件數多寡、無擔保貸款金額高低、是否每月均使用信用卡、支票存款帳戶家數、三個月內新業務查詢家數與聯徵中心提供個人信用評分等 7 項。

資料來源：本研究整理

表 2.2 持卡人未來違約行為預測研究整理

作者/年代	研究方法	持卡人未來違約行為預測結果
李秀梅 (2001)	區別分析 迴歸分析 類神經網路	類神經網路與另二者相較，具備較佳之預測結果。
林芝儀 (2003)	決策樹 類神經網路	1.倒傳遞類神經網路的預測能力達 97.2%。 2.決策樹之預測能力達 93.3%。
Jing Hi Xiantao Liu Yong Shi Weixuan Xu Nian Yan (2004)	模糊線性規劃	經與決策樹、類神經網路、標準線性規劃相較後，模糊線性規劃之預測成效優於前述之方法。
馬振武(2009)	基因演算法 決策樹	決策樹未結合基因演算法前，預測平均正確率為 82%;結合後則提升為 86.67%。
Adnan Khashman (2009)	單隱層神經網路 雙隱層神經網路	單隱層模型預測結果優於雙隱層模型

資料來源：本研究整理

表 2.3 信用卡消費者行為研究

作者/年代	研究方法	研究主題	研究結果
常如君 (2004)	迴歸分析	大學生信用卡 循環信用使用 行為之影響因 素	負債容忍度愈高、信用卡態度愈正面、持有信用卡張數愈多、固定開支、平均每月可支配金額愈高與強迫性購買程度愈高等六項為重要因素。
陳勳慧 (2004)	問卷調查	國軍人員對於 信用卡之功能 偏好與知覺風 險	1.功能偏好為「便利性」、「服務性」、「辦卡限制」與「借款功能」等四項。 2.知覺風險較重視「心理風險」、「財務風險」與「信用風險」等三項。 3.具有簽帳與預借現金功能之信用卡能滿足國軍之功能偏好，具有失卡零風險保證與防偽晶片設計之信用卡能降低國軍持卡人之知覺風險。
張簡曉馨 (2005)	決策樹	呆卡持卡人 之特徵	案件來源為其他、和親戚一起住、本身名下有貸款、年齡為 31~35 歲與職業為一般白領階級/補習班/一般顧問為等 5 項為呆卡人重要特徵。
陳宜欣 (2006)	SPSS 迴歸分析	參與信用卡忠 誠方案行為之 重要變數及收 益性	1.忠誠方案參與行為重要變數為「性別」、「年齡」、「婚姻」、「居住區域」、「學歷」、「信用額度」、「簽帳總額」、「卡片等級」與「主要簽帳類型」。 2.參與忠誠方案之消費者能為發卡機構帶來較高收益。

表 2.3 信用卡消費者行為研究(續)

作者/年代	研究方法	研究主題	研究結果
陳惠玲 (2008)	SPSS 迴歸分析	信用卡紅利積點活動設計對信用卡持卡人贈品兌換偏好影響-以中產階級為例	當同業/異業結盟程度低與紅利積點累積時間為固定期間時，均會使持卡人對於使用紅利積點兌換民生用品之偏好程度增加。
陳湘菱 (2008)	問卷調查 SPSS	研究發卡機構顧客滿意模式	服務品質對顧客忠誠度之直接影響較企業形象之影響顯著。
周琦森 (2009)	SPSS 迴歸分析	人口統計變數對台北市信用卡持卡人刷卡行為與金額之影響	<p>1.女性刷卡金額高於男性。</p> <p>2.36 歲(含)以上持卡人，刷卡金額高於其他年齡。</p> <p>3.年收入高於 100 萬以上之持卡人，刷卡金額高於其他收入之持卡人。</p> <p>4.專科以上學歷持卡人刷卡金額高於高中職(含)以下。</p> <p>5.高額度者刷卡金額越高。</p> <p>6.持卡過多持卡人刷卡金額較低。</p> <p>7.全清繳款之持卡人刷卡金額高於非全清者。</p> <p>8.有循環繳款之持卡人刷卡金額高於無循環者。</p> <p>9.有擔保餘額之持卡人，刷卡金額高於無擔保者。</p> <p>10.短期內申請信用卡家數越多者，信用卡刷卡金額較高。</p>

表 2.3 信用卡消費者行為研究(續)

作者/年代	研究方法	研究主題	研究結果
郭幸香 (2009)	迴歸分析	影響信用卡持 卡人申請分期 付款之因素	可取得之授信利率、信用往來狀況、 消費變動情形、信用擴張習慣與定期 或分期付款習慣等五項為重要因素。
陳才道 (2011)	SPSS 問卷調查	持卡人的金錢 態度、理財認知 與衝動購買傾 向	三者與使用信用卡分期付款意願呈 正向相關

資料來源：本研究整理

2.4 小結

本研究所針對之 A 發卡銀行，在信用卡徵信過程中，主要可分為進件、編碼、相關證件正確性與信用資料查詢、人工審核等四大項(如圖 2.1 所示)，而其中人工審核主要為進行准駁與否及信用額度之核定判斷。

依本研究所搜集之信用卡相關議題研究中，以信用卡授信之重要關鍵因素(本文中表 2.1)或未來違約風險預測(本文中表 2.2)為最多，次為持卡人使用行為之探討(本文中表 2.3)，其中前者之目的為瞭解影響信用卡申請人重要之信用風險項目與未來是否可能發生逾期還款行為之預測，以提供給發卡銀行做為信用卡准駁核定時之重要參考指標；惟大部分之信用風險評估模式均著重於定准駁申請之事前評分，對於其餘部份則鮮有著墨(謝弘一、李天行、邱志洲與邱筱筠，2009)，故本研究更進一步探討與信用卡潛在壞帳損失有關之「信用額度」之核定，期望能做為發卡銀行於信用卡授信時另一參考方向。

另本研究之研究動機亦提及人工智慧在財務金融之領域中，藉由機器學習之方式來模擬人類記憶、思考、學習、推理等行為模式，都有相當成效，準此，本研究分別將人工智慧中具有代表性之三種方式：模糊

推論、類神經網路、適應性網路模糊推論系統運用於信用卡額度預測中，
希冀獲得最佳之額度預測模型。



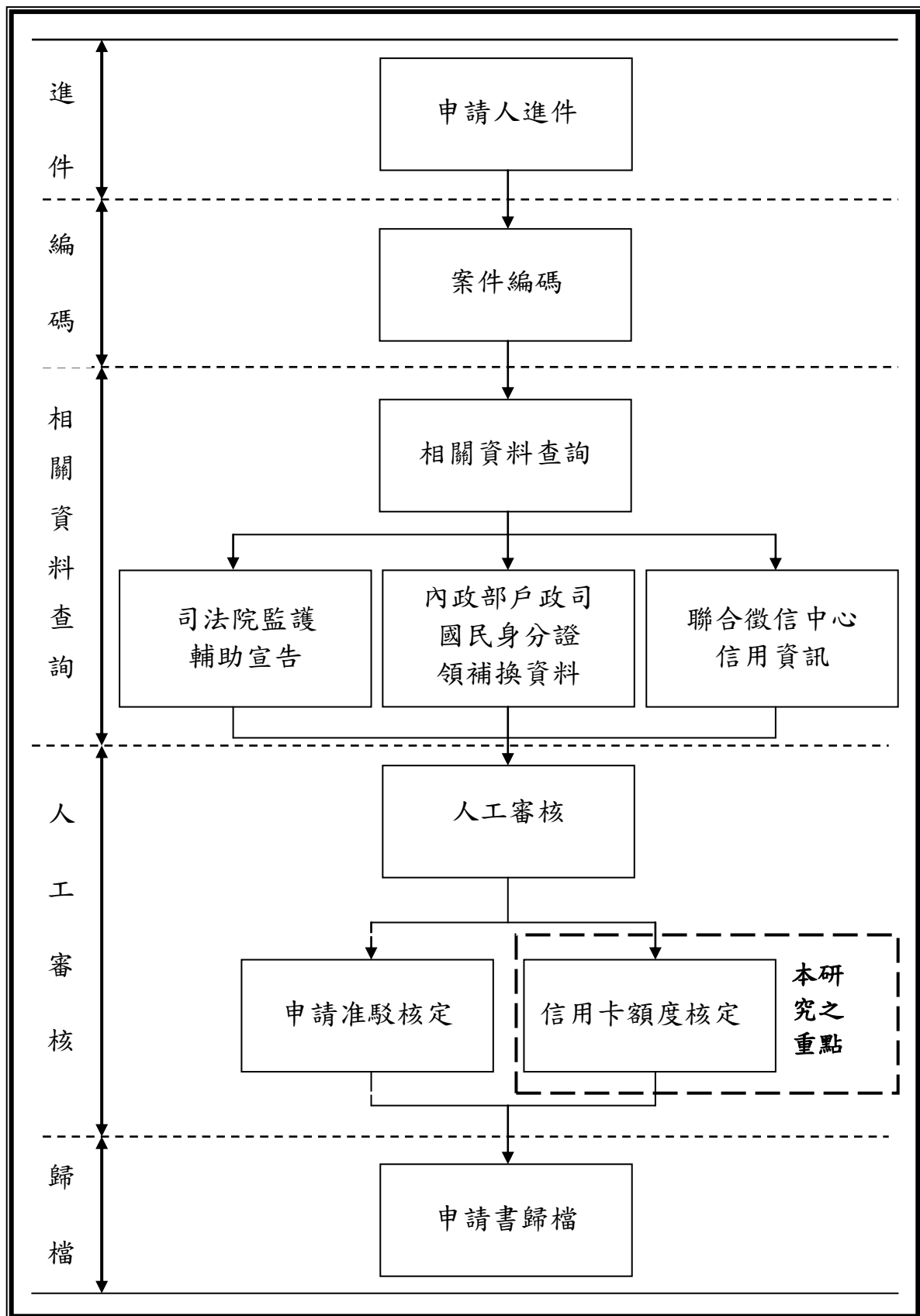


圖 2.1 A 發卡銀行信用卡徵信示意圖

資料來源：本研究繪製

第三章 研究方法

本章內容旨在針對模糊理論、類神經網路與適應性網路模糊推論系統進行概略性介紹。

3.1 模糊理論

3.1.1 模糊理論定義

美國加州柏克萊大學札德教授(L. A. Zadeh) 於 1965 年在「資訊與控制」(Information and Control)學術雜誌上，發表「模糊集合」(Fuzzy Set)的論文，模糊理論於是誕生。

札德教授提出模糊集合的觀念，主要是強調以模糊邏輯來描述現實生活中事物性質的等級，以彌補傳統集合中，使用二值邏輯來描述事物之缺點，故可將模糊集合視為傳統集合的擴張，它取無限點的「歸屬函數」(Membership Function)值來描述一個集合，但在傳統集合中，則是取 0 與 1 兩個「特性函數」(Characteristic Function)值來描述一個集合，故可認為傳統集合是模糊集合的一個限定形式。

現在考慮一個集合 A ，它的特性函數 $\Phi_A(x)$ ：

$$\Phi_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad (3.1)$$

$\Phi_A(x)$ 是介於 0 與 1 之間，也就是說， x 屬於集合 A 之程度有輕重大小之分。當 $\Phi_A(x_1) > \Phi_A(x_2)$ 表示 x_1 屬於 A 的程度比 x_2 屬於 A 之程度大，故集合 A 就是一個不明確的元素隸屬關係，稱為「模糊集合」。而它的歸屬函數常用的表示法為 $\mu_A(x)$ 或 $A(x)$ 。

3.1.2 模糊集合運算

模糊集合的運算是從傳統集合的運算延伸得來的，以交集、聯集、

補集是最常使用的型式，故本研究以這三種運算進行說明，假設 A 與 B 為兩個模糊集合並皆定義在字集合 X 上， $A(x)$ 與 $B(x)$ 分別為其歸屬函數且 $0 \leq A(x), B(x) \leq 1$ ，則模糊集合的基本運算如下所示：

一、模糊交集(Fuzzy Intersection)：又稱為 t -基準(t -Norms)，

$$(A \cap B)(x) = t(A(x), B(x)), x \in X \quad (3.2)$$

上式稱為 A 與 B 之交集或 A 與 B 之 t -基準，如圖 3.1 所示。

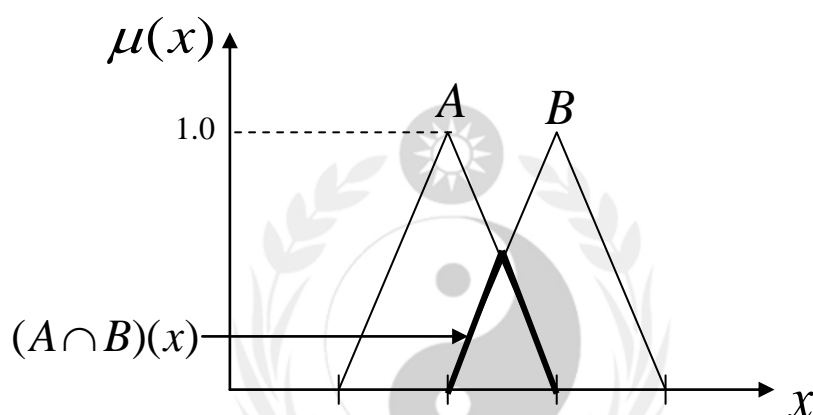


圖 3.1 模糊集合 A 與 B 之交集

資料來源：本研究繪製(參考王文俊，2008，認識 Fuzzy，台北：全華科技圖書公司)

常見的模糊交集運算定義如下：

(一)標準交集(Standard Intersection)：

$$t(A(x), B(x)) = \min(A(x), B(x)) \quad (3.3)$$

(二)代數乘積(Algebraic Product)：

$$t(A(x), B(x)) = A(x) \cdot B(x) \quad (3.4)$$

(三)有界差異(Bounded Difference)：

$$t(A(x), B(x)) = \max(0, A(x) + B(x) - 1) \quad (3.5)$$

(四)徹底交集(Drastic Intersection)：

$$t(A(x), B(x)) = \begin{cases} A(x), & B(x) = 1 \\ B(x), & A(x) = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.6)$$

二、模糊聯集(Fuzzy Union)：又稱為 t -反基(t -Conorms)或 s -基準(s -Norms)，表示如下：

$$(A \cup B)(x) = s(A(x), B(x)), x \in X \quad (3.7)$$

上式稱為 A 與 B 之聯集或 A 與 B 之 t -反基或 s -基準，如圖 3.2 所示。

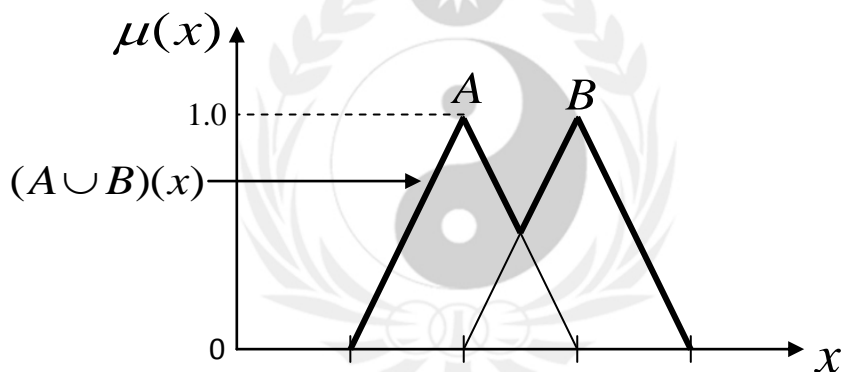


圖 3.2 模糊集合 A 與 B 之聯集

資料來源：本研究繪製(參考王文俊，2008，認識 Fuzzy，台北：全華科技圖書公司)

National Defense University

常見的模糊聯集運算定義如下：

(一)標準聯集(Standard Union)：

$$s(A(x), B(x)) = \max(A(x), B(x)) \quad (3.8)$$

(二)代數加法(Algebraic Sum)：

$$s(A(x), B(x)) = A(x) + B(x) - A(x) \cdot B(x) \quad (3.9)$$

(三)有界加法(Bounded Sum)：

$$s(A(x), B(x)) = \min(1, A(x) + B(x)) \quad (3.10)$$

(四)徹底聯集(Drastic Union)：

$$s(A(x), B(x)) = \begin{cases} A(x), & B(x) = 0 \\ B(x), & A(x) = 0 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.11)$$

三、模糊補集(Fuzzy Complement)：以符號 A^c 或 $c(A)$ 代表模糊集合 A 的補集合，

$$A^c(x) = 1 - A(x) \quad (3.12)$$

其中 $0 \leq A^c(x) \leq 1$ ，如圖 3.3 所示。

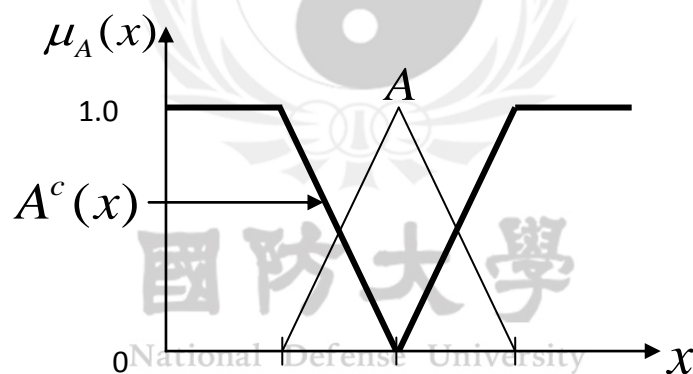


圖 3.3 模糊集合 A 之補集

資料來源：本研究繪製(參考王文俊，2008，認識 Fuzzy，台北：全華科技圖書公司)

3.1.3 模糊數

模糊數(Fuzzy Numbers)是數值上的模糊集合。一個模糊集合 A 定義於實數上，即字集合 $X = R$ (實數)，至少滿足以下性質：

- 一、 A 必須是一個正規(Normal)模糊集合，即歸屬度介於 0 與 1 之間的數。
- 二、 ${}^\alpha A$ 對所有 $\alpha \in [0, 1]$ 必須是一個封閉區間。

三、 ${}^{0+}A$ (A 之底集)必須是有界的。

3.1.4 歸屬函數

表示歸屬度的函數稱為歸屬函數，只要是函數值都介於 0 與 1 區間之函數，都可成為歸屬函數，常用的歸屬函數如下：

一、三角形歸屬函數：

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (3.13)$$

其中 a 、 b 及 c 為實數值之參數，如圖 3.4 所示：

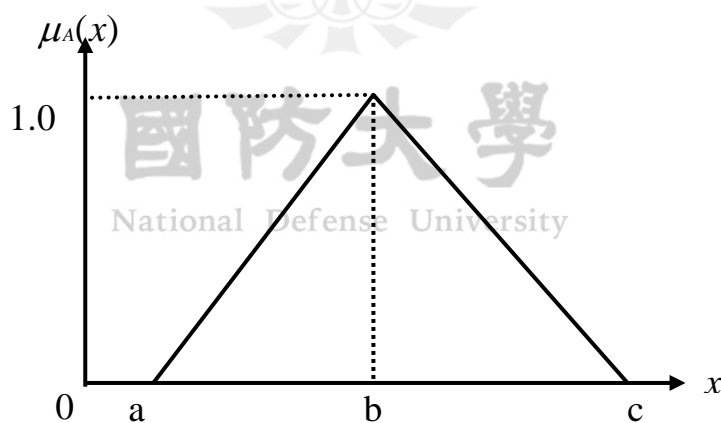


圖 3.4 三角形歸屬函數

資料來源：本研究繪製(參考王文俊，2008，認識 Fuzzy，台北：全華科技圖書公司)

因三角形歸屬函數具有較簡化運算過程之優點，故本研究選擇三角形歸屬函數圖形進行運算;另輸出入變數則依個案發卡機構之提供，而輸

出變數即為所核定之信用額度。

二、梯形歸屬函數：

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (3.14)$$

其中 a 、 b 、 c 及 d 為實數值之參數，如圖 3.5 所示：

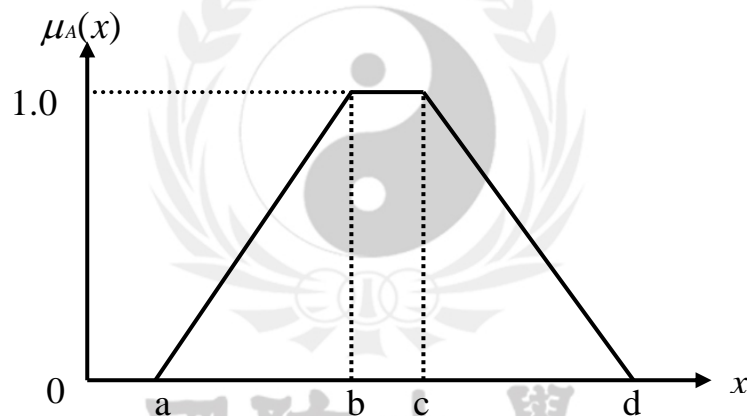


圖 3.5 梯形歸屬函數

資料來源：本研究繪製(參考王文俊，2008，認識 Fuzzy，台北：全華科技圖書公司)

3.1.5 模糊關係

在傳統關係中，以「1」或「0」來描述元素之間是否有關連，但在模糊關係中，則以 $[0,1]$ 之間的實數值來描述元素之間有多少關連，其定義在以卡式乘積(Cartesian Product)為字集合之空間上。假設 A 及 B 分別是定義在 X 及 Y 字集合的模糊集合，其歸屬函數分別是 $A(x)$ 及 $B(y)$ ，則兩者的模糊關係 $R(x, y)$ 可用卡式乘積來表示：

$$R(x, y) = \min(A(x), B(y)), \quad x \in X, y \in Y \quad (3.15)$$

或

$$R(x, y) = A(x) \cdot B(y), \quad x \in X, y \in Y \quad (3.16)$$

其中 $R(x, y)$ 代表 (x, y) 在模糊關係中的歸屬度， $(x, y) \in X \times Y$ 。而 $R(X, Y)$ 代表所有元素 (x, y) 之歸屬度，乃是一個矩陣形式。

3.1.6 模糊關係運算

模糊關係運算常見的有交集、聯集及補集。假設 P 及 Q 均為定義在 $X \times Y$ 上的模糊關係，其運算分別如下：

一、模糊關係之交集運算：

$$\mu_{P \cap Q}(x, y) = \min(\mu_P(x, y), \mu_Q(x, y)), \quad x \in X, y \in Y \quad (3.17)$$

二、模糊關係之聯集運算：

$$\mu_{P \cup Q}(x, y) = \max(\mu_P(x, y), \mu_Q(x, y)), \quad x \in X, y \in Y \quad (3.18)$$

三、模糊關係之補集運算：

$$\mu_{\bar{P}}(x, y) = 1 - \mu_P(x, y), \quad x \in X, y \in Y \quad (3.19)$$

3.1.7 模糊關係合成

模糊關係之合成(Composition)，以符號「 \circ 」表示，有許多不同之定義算法，常用的有「標準合成法」(Standard Composition)及「乘積合成法」(Product Composition)，其定義如下：

一、標準合成法(Standard Composition)：又稱為「最大—最小合成法」(Max-Min Composition)。

$$R(x, z) = (P \circ Q)(x, z) = \max_{y \in Y} \min[P(x, y), Q(y, z)] \quad (3.20)$$

二、乘積合成法(Product Composition)：又稱為「最大—乘積合成法」(Max-Product Composition)。

$$R(x, z) = (P \circ Q)(x, z) = \max_{y \in Y} [P(x, y) \cdot Q(y, z)] \quad (3.21)$$

其中 $R(X, Z)$ 、 $P(X, Y)$ 及 $Q(Y, Z)$ 均為二元模糊關係，且 $x \in X$ 、 $y \in Y$ 及 $z \in Z$ 。若 $R = [r_{xz}]$ 、 $P = [p_{xy}]$ 及 $Q = [q_{yz}]$ 則可改成，

$$r_{xz} = \max_{y \in Y} \min(p_{xy}, q_{yz}) \quad (3.22)$$

$$r_{xz} = \max_{y \in Y} (p_{xy} \cdot q_{yz}) \quad (3.23)$$

3.1.8 模糊推論

「推論」(Reasoning)的概念經常被應用在日常生活中，假設發卡機構認為「若收入為高，則額度為高」，核卡時，發覺申請人為高收入戶，此時便可推論得知：「授予額度為高額度」。而這樣的推論過程，倘用符號來記述：

前提 1：高收入 \rightarrow 高額度 (If 高收入 Then 高額度)；

前提 2：高收入；

結論：高額度。

其中前提 1 為一個模糊推論句，前提 2 為一個模糊命題(Fuzzy Propositions)，結論為一個模糊命題。模糊推論句「若 p 則 q 」，常常以 $p \rightarrow q$ 表示。上述即為最簡單的模糊推論：

若(If)「...」，則(Then)「...」 (3.24)

前提 1：若(If) x 是 A ，則(Then) y 是 B ；

前提 2： x 是 A' ；

結論： y 是 B' 。

其中「...」為模糊命題，若(If)與後面所接的敘述稱為「前命題」，則(Then)與後面所接的敘述稱為「後命題」， A 、 B 、 A' 及 B' 均為模糊集合。因此，結論句之 B' 可由模糊關係合成的法則求得，即：

$$B' = A' \circ R \quad (3.25)$$

其中 R 為前提 1 模糊命題的模糊關係，即為 $A \rightarrow B$ 之模糊關係。

為了與傳統推論有所區別，將用「若 FP_1 則 FP_2 」或「 $FP_1 \rightarrow FP_2$ 」代表模糊推論句，其中 FP_1 及 FP_2 均為模糊命題。模糊推論句之模糊關係常用的表示法如下：

一、札德表示法(Zadeh Implication)：

$$FP_1 \rightarrow FP_2 \Leftrightarrow \max[\min(FP_1(x), FP_2(y)), 1 - FP_1(x)] \underline{\underline{\Delta}} R_Z(x, y) \quad (3.26)$$

二、曼達尼表示法(Mamdani Implication)：

$$FP_1 \rightarrow FP_2 \Leftrightarrow \min(FP_1(x), FP_2(y)) \underline{\underline{\Delta}} R_{MM}(x, y) \quad (3.27)$$

或

$$FP_1 \rightarrow FP_2 \Leftrightarrow FP_1(x) \cdot FP_2(y) \underline{\underline{\Delta}} R_{MP}(x, y) \quad (3.28)$$

其中 $x \in X$ 及 $y \in Y$ 。

3.1.9 模糊邏輯

模糊邏輯是模糊理論對於定義含糊、語意不清的命題進行推論的基礎，也就是將模糊推論句變成一個「命題+推論→結論」之計算方式。而在模糊邏輯推理上最常用的有以下二種：

一、廣義肯定前提式(Generalized Modus Ponens, GMP)：

$$B'(y) = \max_{x \in X} \{ \min[A'(x), R(x, y)] \} \quad (3.29)$$

其中 $x \in X$ 及 $y \in Y$ ， A' 及 B' 為模糊集合， $R = A \rightarrow B$ ；

二、廣義否定後論式(Generalized Modus Tollens, GMT)：

$$A'(x) = \max_{y \in Y} \{ \min[B'(y), R(x, y)] \} \quad (3.30)$$

其中 $x \in X$ 及 $y \in Y$ ， A' 及 B' 為模糊集合， $R = A \rightarrow B$ 。

模糊邏輯模式包含有輸入/輸出的語彙參數，再依據蒐集的資料由輸入/輸出的彼此關係訂出所需要的模糊規則。

3.1.10 輸入與輸出語彙變數

一般人在進行口語敘述時，常會使用混淆不清或模稜兩可的語句，此時藉由模糊邏輯架構中的歸屬函數比較容易進行分析與比較。

3.1.11 輸入與輸出模糊規則庫

模糊規則庫由多條模糊推論句「若...則...」所組成。若有一個「輸入」進入這個規則庫中，經過一些運算就有輸出量出來，如圖 3.6 所示。其中 A 、 B 、 A' 及 B' 均為模糊集合， $x \in X$ 及 $y \in Y$ 。

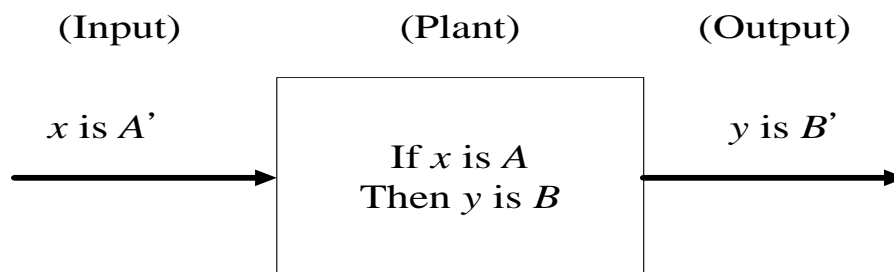


圖 3.6 模糊規則庫

資料來源：本研究繪製(參考王文俊，2008，認識 Fuzzy，台北：全華科技圖書公司)

假設一個模糊規則庫由 m 個規則（推論句）組成，如下所示：



$$R^{(\ell)}: \text{若 } \dots, \text{ 則 } \dots, \quad \ell=1, 2, \dots, m, \quad (3.31)$$

其中 FP_1 為規則 $R^{(\ell)}$ 之前命題， FP_2 為規則 $R^{(\ell)}$ 之後命題。若 FP_1 內部每個 A_i^ℓ 均以「且」(and)來連接，則模糊關係可表示如下：

$$(A_1^\ell \times A_2^\ell)(x_1, x_2) = A_1^\ell(x_1) * A_2^\ell(x_2) = FP_1$$

其中符號「 $*$ 」代表 t -基準（交集），而 FP_2 則為，

$$FP_2(y) = B^\ell(y)$$

所以模糊規則 $R^{(\ell)}$ 則為，

$$R^{(\ell)} = FP_1 \rightarrow FP_2$$

因為模糊規則庫中有多條規則（設規則數為 m ），即有 m 個 $R^{(\ell)}$ 需要整合，因此以模糊關係 Q 代表 m 條規則 $R^{(\ell)}$ 整合後之結果如下：

$$Q = \bigcap_{\ell=1}^m R^{(\ell)} \triangleq Q_G \quad (3.32)$$

此結果 Q 即是所謂的「模糊推論工場」(Fuzzy Inference Workshop)，其中 $\bigcap_{\ell=1}^m$ 代表 t -基準（交集），此種整合方式又稱為「古德整合」(Godel Combination)，是一種很常用的整合方法。

模糊規則庫有以下三個性質：

- 一、一個模糊規則庫中含有多個模糊推論句。這個性質為每次輸入 $x = [x_1, \dots, x_n] \in X$ 一定至少「觸發」(Fire)一條規則（推論句），即輸入 x 必然使至少一條規則句之前命題 FP_1 的歸屬函數不為 0，否則該輸入 x 會「沒人處理」，而成 $FP_1(x) = 0$ 。
- 二、若沒有任何二個規則有相同的前命題 FP_1 ，而有不同的後命題 FP_2 發生，這種模糊規則庫稱為「一致的」(Consistent)。

三、若每二條相鄰規則之後命題 FP_2 一定有重疊區域，則此規則庫稱為「連續的」(Continuous)。舉例來說，考慮二個模糊規則($\ell = 2$)：

$R^{(1)}$ ：若 x_1 是 A_1^1 且 x_2 是 A_2^1 ，則 y 是 B^1

$R^{(2)}$ ：若 x_1 是 A_1^2 且 x_2 是 A_2^2 ，則 y 是 B^2

其中 $x_1, x_2 \in X$ ， $y \in Y$ ， A_1 、 A_2 及 B 均為模糊集合。它的模糊推論示意圖如圖 3.7 所示。

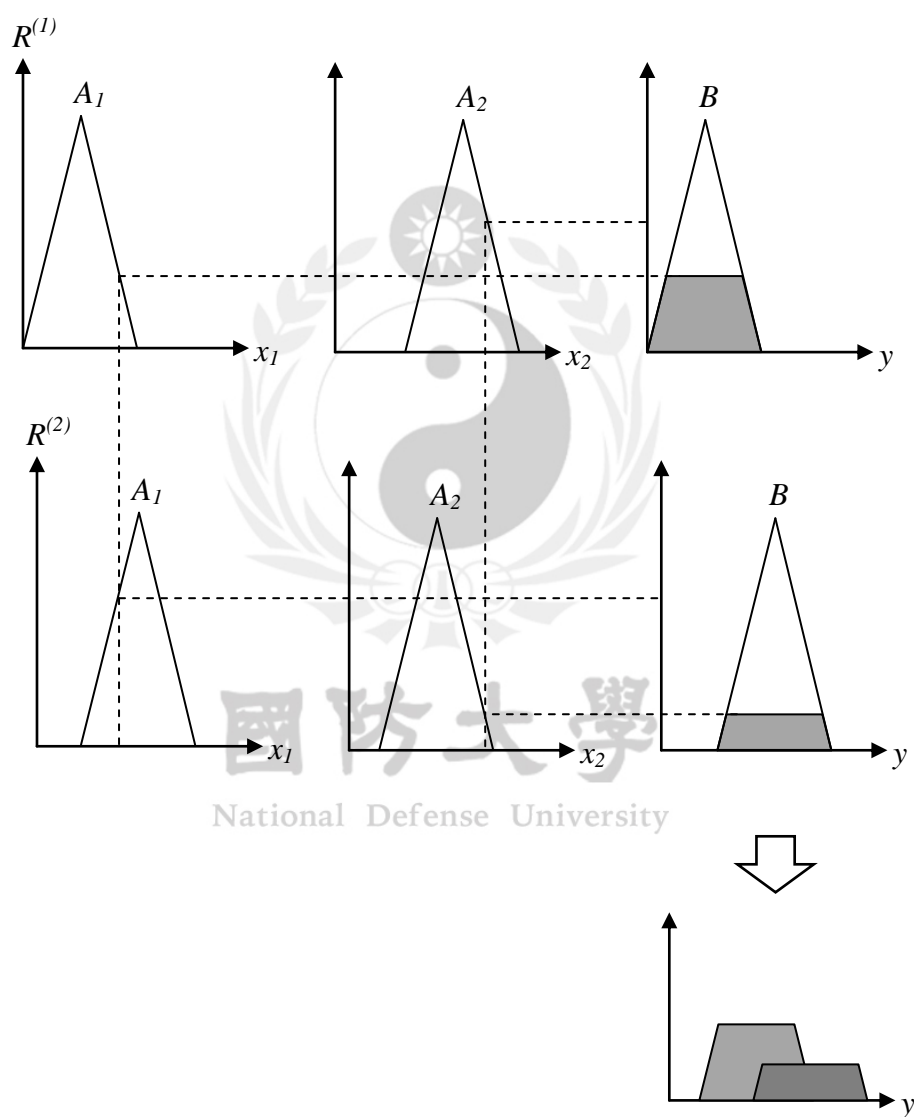


圖3.7 二個模糊規則

資料來源：本研究彙製(參考王文俊，2008，認識 Fuzzy，台北：全華科技圖書公司)

模糊推理完之後便是解模糊化，不同的模糊集合藉由推理當中的交集或者聯集會得到另一個模糊集合，這是必須藉由解模糊化將模糊集合 $B'(y)$ 轉換為一個明確值 y^* ，以下介紹重心解模糊法(Center of Gravity Defuzzification, CGD)及中心平均值解模糊化法(Center Average Defuzzification, CAD)，公式如下：

一、重心解模糊法(CGD)：

$$y^* = \frac{\int_Y yB'(y)dy}{\int_Y B'(y)dy} \quad (3.33)$$

此法分母代表經過模糊推論完成後所得 $B'(y)$ 的面積，整個分式計算出來的值便是該面積的重心，此法亦為本研究所選用之解模糊法。

二、中心平均值解模糊化法(CAD)：

$$y^* = \frac{\sum_{\ell=1}^m p_{\ell} h(B'_{\ell})}{\sum_{\ell=1}^m h(B'_{\ell})} \quad (3.34)$$

此法或稱為高度解模糊化法(Height Defuzzification)，其中 $h(B'_{\ell})$ 表示每個 B'_{ℓ} 之高度， p_{ℓ} 表示 B'_{ℓ} 在未經砍頭或未經矮化前之最中心點的 y 值。

3.1.12 小結

模糊推論由於使用模糊規則，可以使設計者能夠擁有更彈性的選擇，根據實際的數據去串聯與意象相關的語彙，可讓 A 發卡銀行瞭解各授信人員之主觀認知中所存在共通性。同時利用模糊集合也可以瞭解其它未知數據的關係，故為本研究選擇以此方法做為模型建置使用方式之一的原因。

3.2 類神經網路

3.2.1 類神經網路之發展

類神經網路 (Artificial Neural Networks, ANNs) 或譯為人工神經網路，其基本概念是指模仿生物神經系統的資訊處理系統，其發展可分成孕育期、誕生期、挫折期、重生期與成熟期等五個時期，概述如下：

- 一、孕育期：由 McCulloch 與 Pitts(1943)兩位數學家共同提出神經元數學模型(MP 模型)，後結合 Hebb(1949)提出之 Hebb 學習法則，開始讓類神經網路具備學習之功能。
- 二、誕生期：學者 Rosenblatt(1958)提出感知機模式，成為最古老的類神經網路模式。
- 三、挫折期：受限於感知機結構上之限制，無法有效處理複雜之問題，故學者 Minsky 與 Paper(1969)在其出版著作「感知機(Perceptron)」中提及類神經網路模式的學習能力有限，連基本之「互斥或(exclusive or gate, XOR)」都無法處理。
- 四、重生期：1982 年學者 Hopfield 提出 Hopfield 網路，並使用了能量函數之觀念做為判斷網路穩定性之依據，後並與 D.Tank(1985)共同證明只要建立適當之網路架構及定義計算能量之函數，類神經網路即可很快求出良好之近似解；學者 Rumelhart & McClelland(1986)在其著作 PDP(Paralled Distributed Processing)中，首次提出倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Network, BPN)之原理，並以理論證明此種演算法之收斂性，讓類神經網路之研究再度引起科學界重視。
- 五、成熟期：1987 年起，類神經網路之研究與應用開始進行新的時代，隨著國際類神經網路研討會召開、新模式被提出、周邊套裝軟體上市，讓類神經網路開始運用在各領域中。

3.2.2 類神經網路之定義與應用

學者葉怡成(2004)曾定義類神經網路是一種計算系統，包括軟體與硬體，它使用大量簡單相連之人工神經元來模仿生物神經網路的能力。人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或者其它人工神經元取得資訊，並加以非常簡單的運算，並輸出其結果到外界環境或者其它人工神經元;學者 Freeman & Skapura(1992)則將類神經網路定義為屬一種平行分散之處理計算模式，概念來自於生物學上神經元的構造，模仿生物神經網路中的資訊處理系統，並以大量簡單的人工神經元模仿生物神經網路，最後使電腦可模擬人類的神經系統結構和資訊處理方式。

類神經網路因具備區隔與辨識能力(Zhang, Patuwo & Hu, 1998)，因此廣泛的運用在各領域中，例如學者Daliakopoulos、Paulin & Ioannis(2005)利用類神經網路預測希臘克里特島(Crete)地下水觀測井之水位，研究結果顯示利用月模式可對地下水位進行一年以上之預報;學者Alca'zar、Palau & Garcia (2006)應用類神經網路估算流量測站的環境流量(environmental flow)，藉由同一個集中區中46個流量測站中，選取51個集文區之地文、流量與雨量參數來推估環境流量，研究顯示具有相當成效，並提出類神經網路在水文應用上為具有經濟效益的分析工具之結論;學者Ertunc & Hosoz(2006)，利用倒傳遞類神經網路針對蒸發冷凝器及冷卻線圈完成熱傳係數的分析，研究結果顯示比傳統方法更有效。

另有學者 Mitra S. & Mitra A. (2006)結合類神經網路以數學中的小波轉換來預測匯率，實證結果顯示該模型之預測能力更優於一般傳統預測方法;學者 Shieh、Chang、Chuang & Lia(2007)以倒傳遞類神經網路為基礎，設計二足機器人的控制器，研究結果顯示機器人不僅能正常行走且能和地面保持穩定;學者 Xie & Hu(2007)運用類神經網路、自我迴歸移動平均整合模式(Auto-Regressive Integrated Moving Average, ARIMA)與支

援向量機器(Support Vector Machines, SVM)進行上海房價指數之編製，研究結果顯示類神經網路預測能力明顯優於另外兩者;學者 Zhu、Wang、Li & Li(2008)以類神經網路於短、中、長期預測區間，針對不同交易量模型預測 NASDAQ、DJIA 和 STI 指數，研究結果顯示在中和長期預測區間進行股價指數之預測具有相關準確性。

3.2.3 類神經網路之分類

類神經網路的網路模式眾多，常用的分類方法有下列兩項(葉怡成 2004)：

一、依學習策略區分：

(一)監督式學習

從問題領域中取得訓練範例，包含輸入及輸出變數值，且學習輸入與輸出變出變數的內在對應規則，這個規則會不斷的督促網路以修正傳遞權重值之大小，藉由不斷地調整網路連結的強弱，降低網路輸出值與目標值間之差距，直至差距小於一定的「臨界值」為止，如圖 3.8 所示，亦為本研究所採用之學習策略。

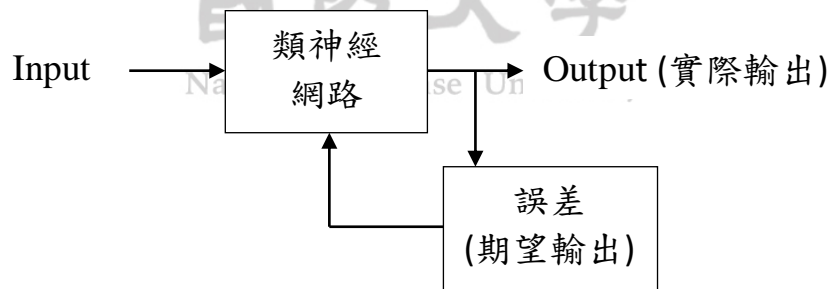


圖 3.8 監督式學習網路圖

資料來源：本研究繪製(參考蘇木春、張孝德，2004，機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則，台北：全華科技圖書公司)

(二)非監督式學習

從問題領域中取得僅狀態變數值的訓練範例，並從中學習範例的內在群集規則，以應用於新的案例，如圖 3.9 所示。

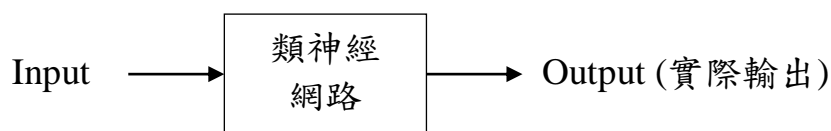


圖 3.9 非監督式學習網路圖

資料來源：本研究繪製(參考蘇木春、張孝德，2004，機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則，台北：全華科技圖書公司)。

(三)聯想式學習

從問題領域中取得僅狀態變數值的訓練範例，並從中學習範例的內在記憶規則，以應用於新的案例，示意圖如圖 3.10 所示。

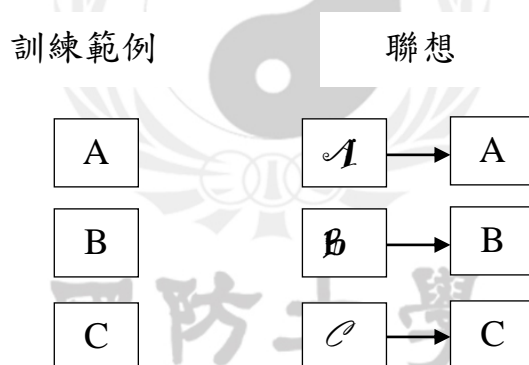


圖 3.10 聯想式學習網路示意圖

資料來源：本研究繪製

二、依網路架構分類

(一)前饋式架構(forward)

神經元分層排列，形成輸入層、隱藏層與輸出層，每一層僅接受前一層的輸出作為輸入，稱為前饋式架構，圖 3.11 所示;本研究即採前饋式架構之倒傳遞類神經網路來預測信用卡額度。

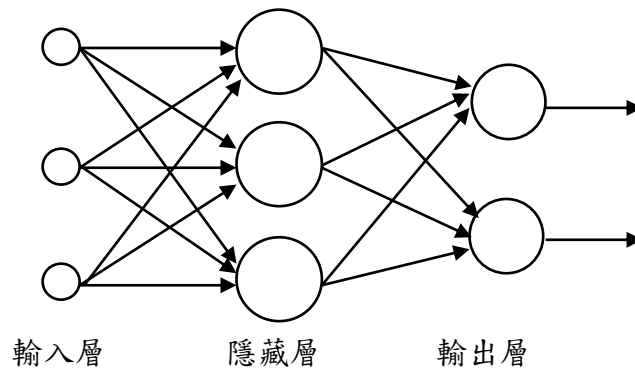


圖 3.11 前饋式網路架構圖

資料來源：本研究繪製（參考蘇木春、張孝德，2004，機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則，台北：全華科技圖書公司）。

(二)回饋式架構(feedback)

從輸出層回饋到輸入層，或者層內各處理單元間有連結者，或者神經元不分層排列，只有一層，各神經元均可互相連結，稱為回饋式架構，如圖 3.12 所示。

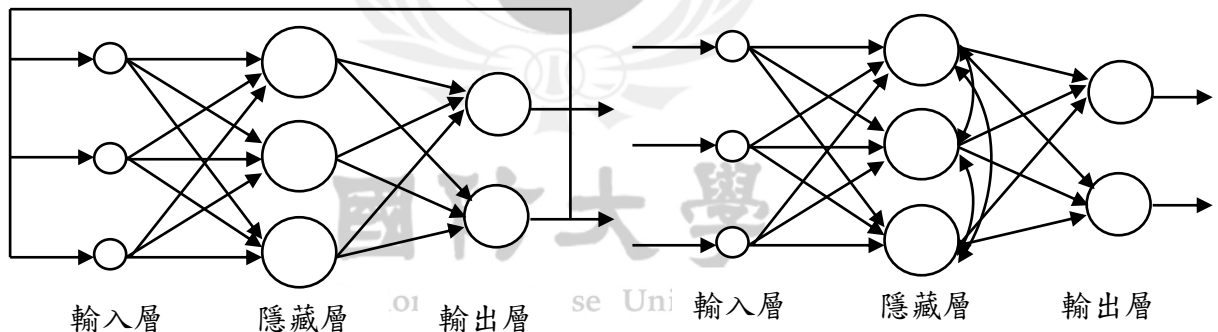


圖 3.12 回饋式網路架構圖

資料來源：本研究繪製（參考蘇木春、張孝德，2004，機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則，台北：全華科技圖書公司）。

3.2.4 倒傳遞類神經網路

蘇木春、張孝德(2003)介紹倒傳遞類神經網路（Backpropagation Neural Networks）是一種具有學習能力的多層前饋型網路，其架構為多層感知機（Multilayer Perceptrons），如圖 3.13 所示。此種類神經網路當中包含有輸入層、隱藏層及輸出層等三部份，其中， x_1, x_2, \dots, x_N 為輸入值，

H_1, H_2, \dots, H_N 為隱藏層節點， y_1, y_2, \dots, y_N 為輸出值。

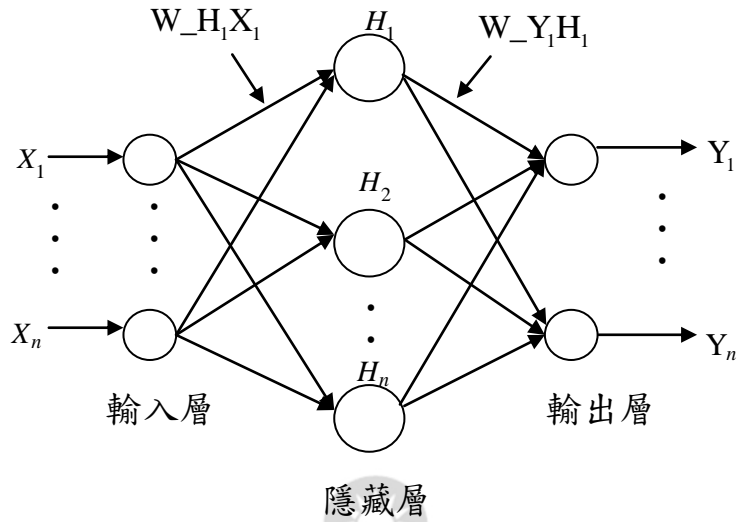


圖 3.13 倒傳遞神經網路圖

資料來源：應用回歸分析與類神經網路於船舶穩度之差異，賀增原、涂進財、楊福正，2006，台船季刊，28(1)，頁 48-59。

- 一、輸入層：使用線性轉換函數，用以表現目標系統之輸入變數，其神經元數目由輸入參數數目決定。
- 二、隱藏層：使用非線性轉換函數，用以表現目標系統輸入變數與輸出變數間之相互關係，而其層數與神經元數目，通常需經由試誤法計算網路誤差而決定。
- 三、輸出層：使用非線性轉換函數，用以表現目標系統之輸出變數。

而其中轉換函數(transfer function)在類神經網路之功能是将神經元之輸入依各加權值作加總，轉換至輸出的一種映射(Mapping)規則，可變化不同的類型，較常用之轉換函數有下列二種：

- (一)對數雙彎曲函數：輸出值介於 0 和 1 之間，如公式 3.35 所示，亦為本研究所使用之轉換函數。

$$\int(net_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-net_j}} \quad (3.35)$$

(二)線性移轉函數：係產生-1 到 1 以外數值，如公式 3.36 所示。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.36)$$

3.2.5 倒傳遞類神經網路演算法

倒傳遞類神經網路的演算法有以下六個步驟(王進德、蕭大全，2005; 賀增原、涂進財、楊福正，2006)：

步驟一：決定網路架構

首先決定網路的層數與各層類神經元的數目。

步驟二：初始化

設定學習率及收斂條件，學習循環 n 為1開始，再以隨機方式來設定初始鍵結值 $w_{ij}(n)$ 。

步驟三：前饋階段

當第 n 次學習循環時，把輸入向量 $x(n)$ 輸入網路中，由輸入層導入，計算第一個隱藏層的類神經元，在第 n 次學習循環時的輸出為：

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^p w_{ij}(n) y_i(n) \quad (3.37)$$

$$y_j(n) = \varphi(v_j(n)) \quad (3.38)$$

步驟四：倒傳遞階段

算出輸出層的類神經元，在第 n 次學習循環時的區域梯度函數 $\delta_j(n)$ ：

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi'(v_j(n)) = (d_j(n) - o_j(n)) o_j(n) (1 - o_j(n)) \quad (3.39)$$

但是假若第 j 個類神經元位於隱藏層內，則方程式3.40修正其區域梯度函數 $\delta_j(n)$ ：

$$\delta_j(n) = y_j(n)(1 - y_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (3.40)$$

步驟五：調整鍵結值向量

調整每一個類神經元的鍵結值向量，而鍵結值向量修正之方式為：

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) + \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (3.41)$$

步驟六：收斂條件測試

將學習循環 n 加1；再回到步驟三，直到符合收斂為止。

以上各步驟，採用的符號所代表的意義如下：

p 是第 j 個類神經元的輸入維數（不含閾值）；

$e_j(n)$ 表示第 n 次學習循環，第 j 個類神經元誤差值；

$d_j(n)$ 表示第 n 次學習循環，第 j 個類神經元期望值；

$y_j(n)$ 表示第 n 次學習循環，第 j 個類神經元實際輸出值；

$o_j(n)$ 代表第 j 個類神經元位於輸出層，用以取代 $y_j(n)$ ；

$w_{ji}(n)$ 表示第 n 次學習循環，由第 i 個類神經元連結至第 j 個類神經元之鍵結值向量；

$\Delta w_{ji}(n)$ 表示修正量；

ϕ 表示類神經元之活化函數；

η 表示學習率。

3.2.6 小結

倒傳遞類神經網路是目前各領域較常應用的類神經網路架構，且具有學習準確度高，回想速度快、高容錯能力等優點(Anderson & Rosenfeld, 1988; Lippmann, 1987; Nelson & Illingworth, 1990; Rumelhart, Hinton & Williams, 1986; Stern, 1996)，故適合用於預測功能，在商業使用上約有75%的研究者採用倒傳遞類神經網路進行分析，亦為目前最具代表性、應

用最廣的模式之一 (Vellido, Lisboa & Vaughan, 1999)，故為本研究選擇以此方法做為模型建置使用方式之一的原因。

3.3 適應性網路模糊推論系統(ANFIS)

適應性網路模糊推論系統(Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS)係在 1993 年由 Jang 所提出，主要架構是以模糊推論系統(Fuzzy Inference System, FIS)為網路模式基礎，並結合神經網路自我組織的特性，將模糊推論系統與類神經網路兩種演算法結合，也就是將模糊推論系統架構於類神經網路上，使其充分發揮模式對於系統不確定性的處理能力，同時具有自我學習與組織能力，且能夠調整模式的參數，在非線性函數模型之運用上具有顯著的結果(Melin & Castillo, 2004; Melin & Castillo, 2005)。基本的架構如圖 3.14 所示，整個系統的架構共由五個層次組成：模糊化層、乘積層、正規化層、解模糊化層與輸出總和層，簡要介紹如下：

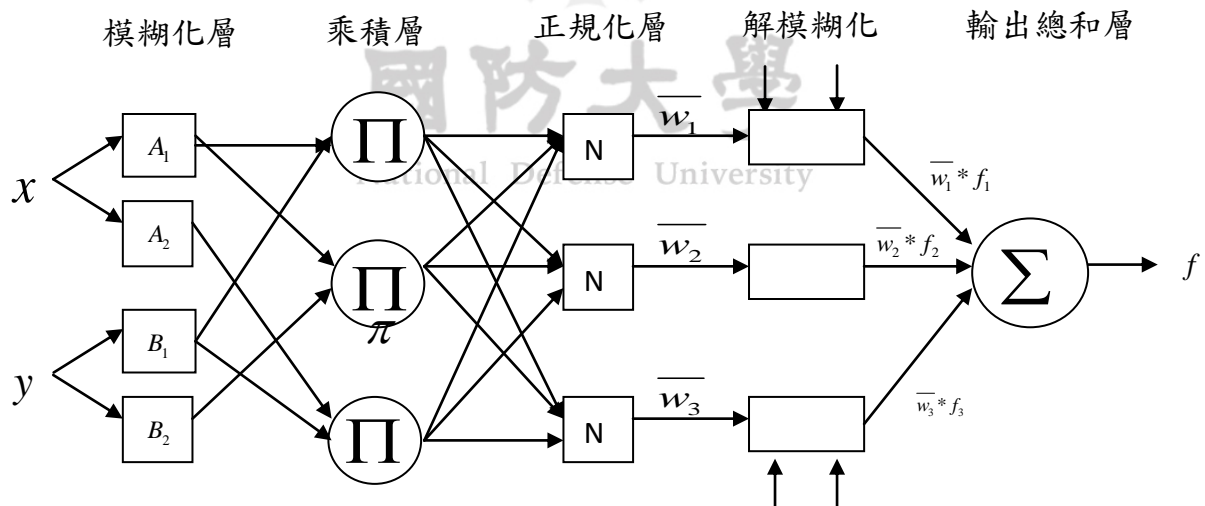


圖 3.14 適應性網路模糊推論系統架構圖

資料來源：An adaptive-network based fuzzy inference system for prediction of workpiece surface roughness in end milling, by Ship-Peng Lo, 2003, *Journal of Materials Processing Technology*, 142, 665-675.

一、模糊化層：該層中的 x 和 y 分別為節點 A_1 、 A_2 及 B_1 、 B_2 的輸入，而第一層的輸出是輸入的模糊歸屬度，因此本層輸出與輸入函數隸屬關係可定義如下：

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), i=1,2,3 \\ O_{1,j} &= \mu_{B_j}(y), j=1,2,3 \end{aligned} \quad (3.42)$$

二、乘積層：節點標記為 Π ，其輸出 W_1 、 W_2 與 W_3 即為下一層的權重函數。該層的輸出為輸入值的乘積，定義如下：

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), i=1,2,3. \quad (3.43)$$

三、正規化層：節點標記為 N ，作用即為將權重函數正規化，其過程如下：

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3}, i=1,2,3. \quad (3.44)$$

四、解模糊化層：節點為可調性， O 為第四層的輸出， p 、 q 、 r 為節點中的線性參數，或名為後項參數，該層中之輸入與輸出值定義如下：

$$O_{4,i} = w_i * f_i = w_i * (p_i x + q_i y + r_i), i=1,2,3. \quad (3.45)$$

五、第五層：輸出總合層，節點標記為 Σ 。

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}, i=1,2,3. \quad (3.46)$$

近年來ANFIS也應用在商業以外的其它領域中，例如學者K. Ellithy & A. Al-Naamany(2000) 利用ANFIS來改進阻尼電力系統中負載參數的不

確定性，以提高靜態虛功補償器(Static Var Compensator, SVC)在整個電力系統中的穩定度;學者Ship-Peng Lo(2003)以主軸轉速、進刀速度與切削深度做為輸入變數，表面粗糙度為輸出變數，藉由ANFIS進行訓練，來預測銑床加工高速鋼之表面粗糙度;學者M. Ali Akcayol(2004)運用ANFIS來改善開關式磁阻馬達在運行中對機器參數變化之控制程度，研究結果顯示即使在不同操作條件下亦能有較佳控制性;學者Jehn-Shan Yeh, Ching-Hsue & Cheng(2005)鑑於缺鐵性貧血與地中海貧血之疾病特性，較不易藉由傳統的血球計數法進行辨別，故將Hierarchical Soft Computing(HSC)結合ANFIS進行判斷，研究結果顯示比傳統辨別方式具有更高準確度;學者Patricia Melin & Oscar Castillo(2005)將ANFIS運用在馬達速度控制器設計上，除可降低步進馬達成本外，同時可提高步進馬達在行進或運轉中所遇到不同的外在動態條件之適應性。

另有學者 Inan Güle & Elif Derya Übeyli(2004)透過心電圖擷取資料，應用 ANFIS 分析癲癇疾病，結果顯示正常與有病的分類正確率達九成以上，後續又於 2005 年以五種小波係數為主的腦電波圖信號做為輸入，並運用 ANFIS 來進行分類，能提高腦電波圖診斷的準確性;學者 Der-Chiang Li, Chih-Sen Wu, Tung-I Tsai & Fengming M. Chang(2006)將整體模化(mega-fuzzification)技術結合 ANFIS 來學習排程知識，並提出當採用整體模糊技術進行學習時，正確率會高於使用明確資料之學習;學者 Fi-John Chang & Ya-Ting Chang (2006)以台灣石門水庫做為研究對象，搜集過去 31 年來 132 個颱風與暴風雨事件及 8640 小時之水位數據，運用 ANFIS 建構水位預警模式，前述之研究均顯示 ANFIS 除應用於商業領域外，亦可成功運用於製造、醫學、水庫與電力等產業中。

3.3.1 小結

因 ANFIS 能解決過去傳統模糊控制系統中，須藉由一次又一次的人工思考來調整歸屬函數以期降低誤差之缺點，亦能避免因試誤造成之繁雜過程，在有限的訓練資料下，能達到快速學習與準確預測之目的(方俊峰，2008)，故為本研究選擇以此方法做為模型建置使用方式之一的原因。

3.4 總結

有鑑於人工智慧(Artificial Intelligence, AI)在財務金融領域上，藉由機器學習之方式來模擬人類記憶、思考、學習、推理等行為模式，都有相當成效(周俊宏，2006)，準此，本研究嘗試將人工智慧運用於信用卡額度預測中，因模糊推論、倒傳遞類神經網路與 ANFIS 屬人工智慧方法中，具知名度與代表性三種方式，模糊推論藉由使用規則庫之建置，可讓 A 發卡銀行瞭解各授信人員之主觀認知中所存在共通性;倒傳遞類神經網路因具有學習準確度高，回想速度快、高容錯能力等優點，適合用於預測功能;而 ANFIS 有限的訓練資料下，即能達到快速學習與準確預測之目的，故本研究以此三種方式分別建置信用卡額度預測模型，希冀能尋找出較適合應用於信用卡額度預測之方式。

National Defense University

第四章 實證結果與分析

本章內容旨在說明本研究透過模糊理論、倒傳遞類神經網路與適應性網路模糊推論系統進行信用卡額度預測模型之建置結果，共區分五大部份；第一：實證資料說明；第二：說明利用模糊理論進行信用卡額度預測模型之建置步驟與結果；第三：說明利用倒傳遞類神經網路進行信用卡額度預測模型之建置步驟與結果；第四：說明利用適應網路模糊推論系統進行信用卡額度預測模型之建置步驟與結果。

4.1 實證資料說明

實證資料係為 A 發卡銀行所提供之 99 年度信用卡核卡戶抽樣之樣本，並排除遺漏與明顯輸入錯誤之資料；另因 A 發卡銀行徵信部門最高額度核定權限為 50 萬元，故另排除超過個案發卡機構徵信部門權限之資料。

經由前述資料前處理後，實證資料共有 400 筆樣本數，所提供之資料庫欄位共計有教育程度、年齡、年收入、行業別與顧客分群共五項變數，並進行細部區分。教育程度區分為初等教育(含：國小與國中)、中等教育(高中/職)與高等教育(含：專科、大學、碩士與博士)；年齡區分為年輕人(含：20 歲以上至 25 歲以下，26 歲以上至 30 歲以下)、壯年人(含：31 歲以上至 35 歲以下、36 歲以上至 40 歲以下、41 歲以上至 45 歲以下及 46 歲以上至 50 歲以下)與中年人(含：51 歲以上至 55 歲以下、56 歲以上至 60 歲以下及 61 歲以上)；年收入區分為低收入戶(年收入 250 仟以下)、中產階級(含：年收入 251 仟以上至 400 仟以下、年收入 401 仟以上至 550 仟以下及年收入 551 仟以上至 700 仟以下)與高收入戶(含年收入 701 仟以上至 850 仟以下及年收入 851 仟以上)；行業別區分為商業(含：金融、證券及保險業)、服務業(含：一般服務業、專業/科學與技術服務

業及醫療保健與社會工作服務業)、軍公教(含：軍職人員、公務人員及教育工作者)與其它(製造業、營造業及其它)；顧客分群則區分為一般戶(含：核定額度 2 萬以上至 5 萬以下，及核定額度 6 萬以上 10 萬以下)、VIP 戶(含：核定額度 11 萬以上至 15 萬以下、核定額度 16 萬以上至 20 萬以下及核定額度 21 萬以上至 25 萬以下)與尊榮戶(含：核定額度 26 萬以上至 30 萬以下與核定額度 31 萬以上至 50 萬以下)。

4.2 模糊推論模型建置步驟

本方法模型建置共分五大步驟，並使用 MATLAB 軟體做為執行工具，建置流程如圖 4.1 所示：

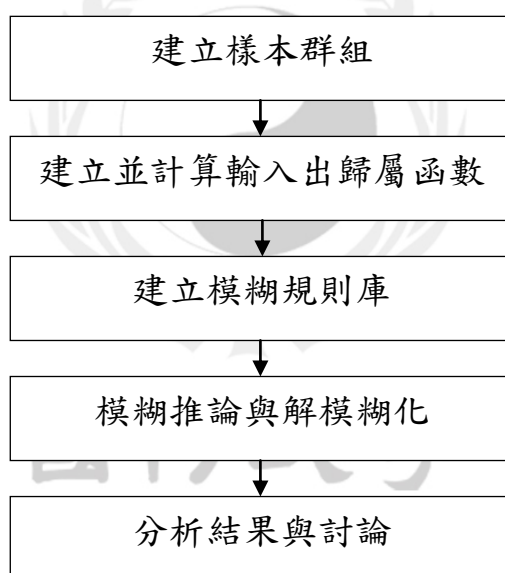


圖 4.1 模糊推論模型建置流程圖

一、建立樣本群組

為減少建置模型過程中所產生樣本偏差，本研究將 400 筆樣本數依累計方式分為四群組，各群組樣本數為群組一：100 筆、群組二：200 筆、群組三：300 筆、群組四：400 筆，各群組都將建構額度預測模型來相互對照，用以確定模型穩定性。各群組樣本結構分布情形如表 4.1 所示。

表 4.1 群組一至群組四樣本資料分布情形

		群組一		群組二		群組三		群組四	
類別	細目	樣本數	佔各類別比例	樣本數	佔各類別比例	樣本數	佔各類別比例	樣本數	佔各類別比例
教育程度									
初等教育	國小	3	0.6	3	0.6	7	0.70	8	0.62
	國中	2	0.4	2	0.4	3	0.30	5	0.38
中等教育	高中(職)	28	1.0	62	1.0	94	1.0	128	1.00
高等教育	專科	21	0.31	41	0.31	63	0.32	90	0.35
	大學	35	0.52	71	0.53	104	0.53	133	0.51
	碩士	11	0.16	20	0.15	28	0.14	35	0.14
	博士	0	0.00	1	0.01	1	0.01	1	0.004
年齡結構分布									
年輕人	20 歲(含)至 25 歲(含)	2	0.11	4	0.13	4	0.11	5	0.11
	26 歲(含)至 30 歲(含)	16	0.89	26	0.87	34	0.89	42	0.89
壯年人	31 歲(含)至 35 歲(含)	24	0.38	41	0.31	54	0.27	67	0.25
	36 歲(含)至 40 歲(含)	16	0.25	40	0.30	50	0.25	70	0.27
	41 歲(含)至 45 歲(含)	12	0.19	30	0.22	52	0.26	74	0.28
	46 歲(含)至 50 歲(含)	11	0.17	23	0.17	42	0.21	52	0.20
	51 歲(含)至 55 歲(含)	11	0.58	22	0.61	37	0.58	51	0.57
	56 歲(含)至 60 歲(含)	7	0.37	11	0.31	22	0.34	31	0.34
中年人	61 歲(含)以上	1	0.05	3	0.03	5	0.08	8	0.09

表 4.1 群組一至群組四樣本資料分布情形(續)

		群組一		群組二		群組三		群組四	
類別	細目	樣本數	佔各類別比例	樣本數	佔各類別比例	樣本數	佔各類別比例	樣本數	佔各類別比例
年收入結構分布									
低收入戶	年收入 250 仟以下	5	1.0	6	1.0	6	1.0	8	1.00
中產階級	年收入 251 仟(含)至 400 仟(含)	30	0.39	58	0.39	80	0.37	107	0.37
	年收入 401 仟(含)至 550 仟(含)	22	0.29	47	0.31	68	0.32	90	0.31
	年收入 551 仟(含)至 700 仟(含)	25	0.32	45	0.30	67	0.31	91	0.32
高收入戶	年收入 701 仟(含)至 850 仟(含)	5	0.28	12	0.27	25	0.32	34	0.33
	年收入 701 仟以上	13	0.72	32	0.73	54	0.68	70	0.67
行業別結構分布									
商業	金融	30	0.63	53	0.56	74	0.54	92	0.52
	證券	5	0.10	6	0.06	7	0.05	8	0.04
	保險	13	0.27	36	0.38	56	0.41	78	0.44
服務業	一般服務業	2	0.05	3	0.04	4	0.03	5	0.03
	專業/科學與技術服務業	19	0.46	44	0.55	61	0.49	79	0.46
	醫療保健及社會工作服務業	20	0.49	33	0.41	60	0.48	88	0.51
軍公教	軍公教	5	1.0	12	1.0	16	1.0	23	1.0
其它	製造業	5	0.83	11	0.85	16	0.73	20	0.74
	營造業	1	0.17	2	0.15	6	0.27	7	0.26
	其它	0	0.00	0	0.00	0	0.00	0	0.00

表 4.1 群組一至群組四樣本資料分布情形(續)

		群組一		群組二		群組三		群組四	
類別	細目	樣本 數	佔各 類別 比例	樣本 數	佔各 類別 比例	樣本 數	佔各 類別 比例	樣本 數	佔各 類別 比例
顧客分群									
一般戶	2 萬(含)至 5 萬(含)	16	0.30	33	0.33	39	0.29	51	0.27
	6 萬(含)至 10 萬(含)	38	0.70	68	0.67	97	0.71	135	0.73
VIP 戶	11 萬(含)至 15 萬(含)	21	0.54	45	0.56	72	0.53	96	0.54
	16 萬(含)至 20 萬(含)	16	0.41	24	0.30	47	0.35	61	0.34
	21 萬(含)至 25 萬(含)	2	0.05	11	0.14	17	0.13	20	0.11
尊榮戶	26 萬(含)至 30 萬(含)	4	0.57	13	0.68	15	0.54	18	0.49
	31 萬(含)至 50 萬(含)	3	0.43	6	0.32	13	0.46	19	0.51

二、建立並計算輸入出歸屬函數

因三角形歸屬函數具有簡化運算過程之優點，故本研究選擇等邊三角形歸屬函數圖形進行運算，輸入變數為學歷、年齡、年收入與行業別四項，輸出變數則為顧客分群，整個函數隸屬範圍均為[0,1]，各項歸屬函數如下所示：

(一)教育程度歸屬函數：

$$\begin{cases} A_{\text{初等教育}}(x) = \begin{cases} Y = -2x + 1, & 0 \leq x \leq 0.5 \\ Y = 1 - |2x - 1|, & 0.5 < x < 1 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{中等教育}}(x) = \begin{cases} Y = 1 - |2x - 1|, & 0.5 < x < 1 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{高等教育}}(x) = \begin{cases} Y = 2x - 1, & 0.5 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \end{cases} \quad (4.1)$$

(二)年齡歸屬函數

$$\begin{cases} A_{\text{年青人}}(X) = \begin{cases} Y = -2X + 1, & 0 \leq X \leq 0.5 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{壯年人}}(X) = \begin{cases} Y = 1 - |2X - 1|, & 0 \leq X \leq 1 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{中年人}}(X) = \begin{cases} Y = 2X - 1, & 0.5 \leq X \leq 1 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \end{cases} \quad (4.2)$$

(三)年收入歸屬函數

$$\begin{cases} A_{\text{低收入戶}}(X) = \begin{cases} Y = -2X + 1, & 0 \leq X \leq 0.5 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{中產階級}}(X) = \begin{cases} Y = 1 - |2X - 1|, & 0 \leq X \leq 1 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{高收入戶}}(X) = \begin{cases} Y = 2X - 1, & 0.5 \leq X \leq 1 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \end{cases} \quad (4.3)$$

(四)行業別歸屬函數

$$\begin{cases} A_{\text{商業}}(X) = \begin{cases} Y = -\frac{10}{3}X + 1, & 0 \leq X \leq 0.3 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{服務業}}(X) = \begin{cases} Y = 1 - \left| \frac{10}{3}X - 1 \right|, & 0 \leq X \leq 0.6 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{軍公教}}(X) = \begin{cases} Y = 1 - \left| \frac{10}{3}(X - 0.3) - 1 \right|, & 0.3 \leq X \leq 0.6 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{其他}}(X) = \begin{cases} Y = 2.5X - 1.5, & 0.6 \leq X \leq 1 \\ 0, & \text{Other} \end{cases} \end{cases} \quad (4.4)$$

(五)顧客分群歸屬函數

$$\begin{cases} A_{\text{一般戶}}(X) = \{Y = -X + 1, 0 \leq X \leq 1\} \\ A_{\text{VIP戶}}(X) = \begin{cases} Y = 1 - X, 0 \leq X \leq 1 \\ 0, \text{Other} \end{cases} \\ A_{\text{尊榮戶}}(X) = \{Y = 2X - 1, 0.5 \leq X \leq 1\} \end{cases} \quad (4.5)$$

三、建立各群組模糊規則庫

因 A 發卡銀行其信用卡額度核給係由授信人員依據申請人之基本資料，並結合自身專業與經驗進行核給高低之判斷，故授信人員之主觀認定對於額度核給之高低具有重要影響；本研究將建立模糊規則庫，來瞭解各授信人員之主觀認知中所存在共通性；各群組規則庫如表 4.2、表 4.3、表 4.4 與表 4.5 所示。下列表中「非」係屬補集合函數。

表 4.2 群組一模糊規則庫

Rules	If				Than
	教育程度	年齡	年收入	行業別	核給額度
規則一	中等	年輕人	低收入	商業	一般戶
規則二	初等	年輕人(非)	中產階級	商業	VIP 戶(非)
規則三	高等	壯年人	低收入(非)	軍公教	尊榮戶(非)
規則四	高等	壯年人	中產階級	商業	尊榮戶(非)
規則五	高等	年輕人(非)	高收入戶	服務業	尊榮戶(非)

表 4.3 群組二模糊規則庫

Rules	If				Than
	教育程度	年齡	年收入	行業別	核給額度
規則一	初等	年輕人	低收入	服務業	尊榮戶(非)
規則二	初等(非)	年輕人(非)	低收入(非)	商業	尊榮戶(非)
規則三	初等(非)	年輕人(非)	低收入(非)	其它(非)	一般戶
規則四	初等(非)	年輕人(非)	低收入(非)	商業	VIP 戶

表 4.4 群組三模糊規則庫

Rules	If				Than
	教育程度	年齡	年收入	行業別	核給額度
規則一		壯年人	中產階級	商業	尊榮戶(非)
規則二		年輕人	中產階級	商業	尊榮戶(非)
規則三	初等	中年人	中產階級	商業	尊榮戶(非)
規則四	初等	年輕人	低收入	服務業	尊榮戶(非)
規則五	初等(非)	年輕人(非)	低收入(非)	服務業	尊榮戶
規則六	初等(非)		低收入(非)	軍公教	尊榮戶(非)
規則七		壯年人	低收入(非)	商業	一般戶
規則八	初等(非)	年輕人	中產階級	服務業	一般戶
規則九		年輕人(非)	高收入戶		VIP 戶

表 4.5 群組四模糊規則庫

Rules	If				Than
	教育程度	年齡	年收入	行業別	核給額度
規則一	初等(非)	壯年人	中產階級	商業	尊榮戶(非)
規則二	初等(非)	年輕人(非)	高收入戶	商業	一般戶(非)
規則三	初等(非)	年輕人	低收入(非)	商業	尊榮戶(非)
規則四	初等(非)	壯年人	高收入戶	服務業	一般戶(非)
規則五	初等(非)	中年人	高收入戶	服務業	一般戶(非)
規則六	初等(非)	年輕人(非)	低收入(非)	軍公教	尊榮戶(非)

四、模糊推論與解模糊化

將 A 發卡銀行提供之樣本變數鍵入模糊規則庫中進行推論，推論之結果再透過重心解模糊法完成解模糊之輸出，惟輸出變數之模糊集合因在運算前已執行正規化，即 $x \in X = [0,1]$ ，故在完成解模糊輸出後，相關數值 Y 需轉換為額度(萬);代入相對應之換算公式 4.6 如下：

$$V = aY + b \quad (4.6)$$

上項符號所代表的意義如下：

V 表示顧客分群還原後之信用卡預測額度(萬)；

(一)當顧客分群為一般戶

a=8，因 A 發卡銀行一般戶最高額度與最低額度差距 8 萬。

b=2，A 發卡銀行一般戶最低額度為 2 萬。

(二)當顧客分群為 VIP 戶

a=14，因 A 發卡銀行 VIP 戶最高額度與最低額度差距 14 萬。

b=11，A 發卡銀行 VIP 戶最低額度為 11 萬

(三) 當顧客分群為尊榮戶

a=26，因 A 發卡銀行尊榮戶最高額度與最低額度差距 24 萬。

b=26，A 發卡銀行 VIP 戶最低額度為 26 萬。

所得到之預測額度再與實際額度相比較，並選擇誤差值最小之預測模型做為本研究參考模型。

五、分析結果與討論

本研究利用模糊推論進行信用卡額度預測模型之建置，經由前述步驟所得到之額度預測結果，再與 A 發卡銀行核定之實際額度相較後之誤差值，如表 4.6 與圖 4.2 所示。

表 4.6 各群組預測額度與實際額度誤差值

平均誤差(%)	群組一	群組二	群組三	群組四
一般戶額度平均誤差(%)	56.86	42.55	54.63	54.99
VIP 戶額度平均誤差(%)	99.34	113.88	95.27	93.96
尊榮戶額度平均誤差(%)	289.04	315.42	274.20	272.15

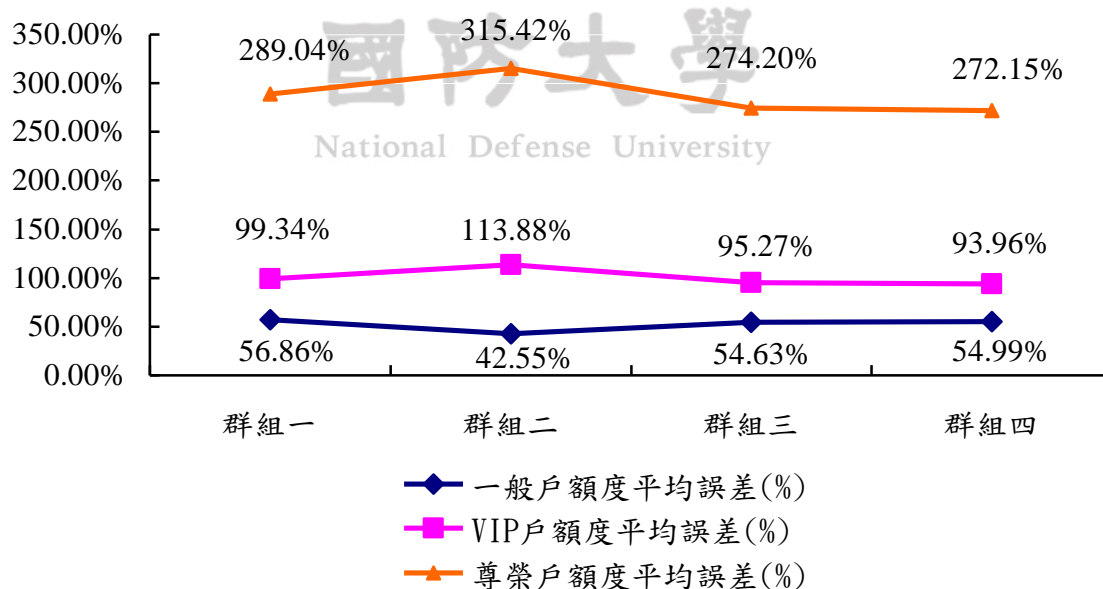


圖 4.2 各樣本數額度模型平均誤差

由於模糊推論當中歸屬函數的特性，因此在結果當中可以同時獲得一般戶額度、VIP 額度與尊榮戶額度。由表 4.6 得知，各群組均以一般戶額度預測誤差值最小，此與發卡機構核定以一般戶為大宗，佔 40% 以上比例，相互呼應。不過即使以一般戶做為產出模型，惟預測額度與實際額度相較，誤差值仍達 50% 左右，預測結果誤差值仍偏高，因此重新修正模型。

4.2.1 模型修正

為避免答案僅注重一般戶，忽略 VIP 與尊榮戶，本研究將解模糊化後再還原各項額度的步驟進行修正，原為不考量顧客分群之屬性，將各群組樣本全數以一般戶、VIP 與尊榮戶之轉換公式 4.6 進行還原，本研究修正還原額度之方式，依 A 發卡銀行對樣本數之顧客分群，依其分群之群組代入相對應之還原公式後再比較與實際額度之誤差值，以做為探討模型可行性之判斷。

顧客分群係直接使用個案發卡機構所提供之顧客分群(即：一般戶、VIP 戶、尊榮戶)，將解模糊化之結果依各樣本數之顧客分群重新還原後，得到新的預測額度並與個案發卡機構核定之實際額度相較後誤差值如表 4.7 與圖 4.3 所示。

表 4.7 修正後各群組額度預測模型平均誤差

群組別	群組一	群組二	群組三	群組四
誤差值(%)	32.79%	32.41%	30.11%	30.38%

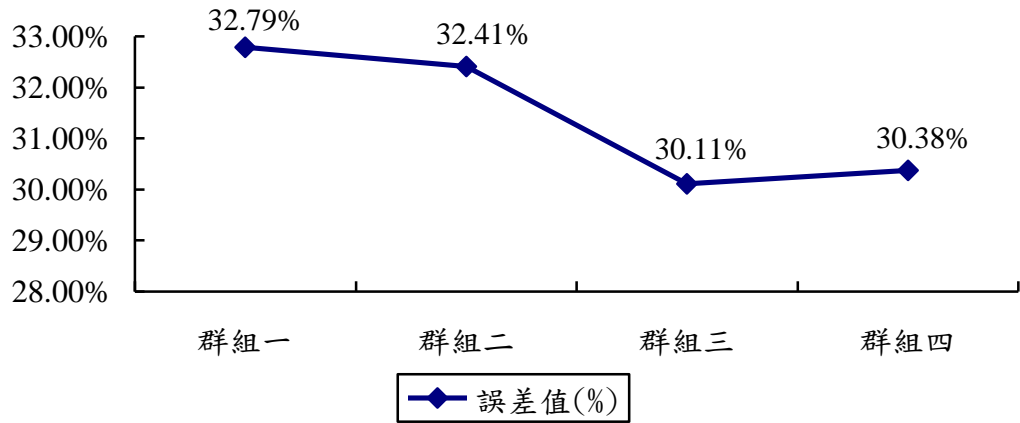


圖 4.3 修正後各群組額度預測模型平均誤差

另各群組樣本之模型預測額度與實際額度比較如圖 4.4 至圖 4.7 所示。

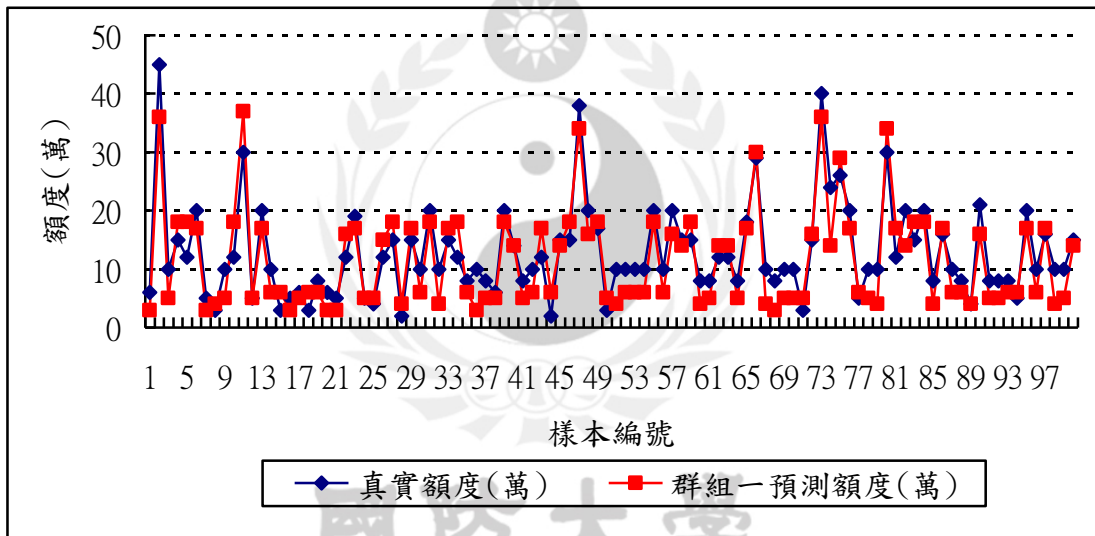


圖 4.4 群組一模型額度與實際額比較圖

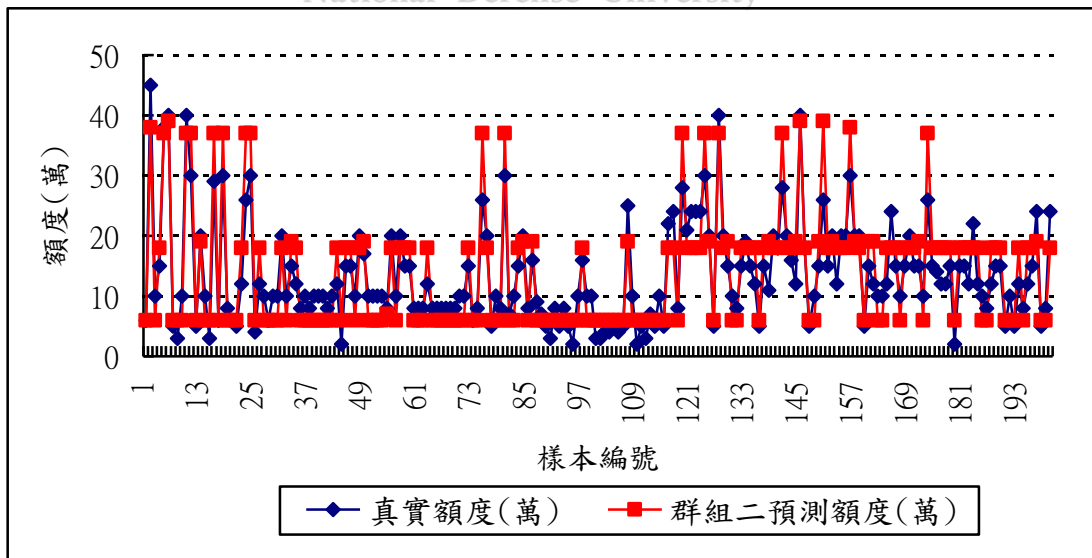


圖 4.5 群組二模型額度與實際額比較圖

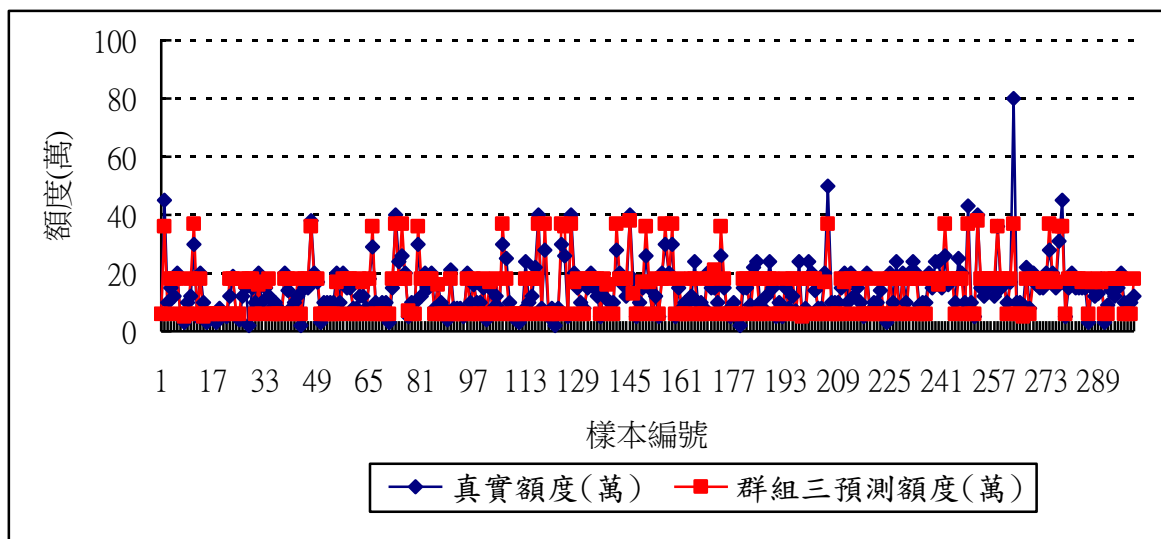


圖 4.6 群組三模型額度與實際額比較圖

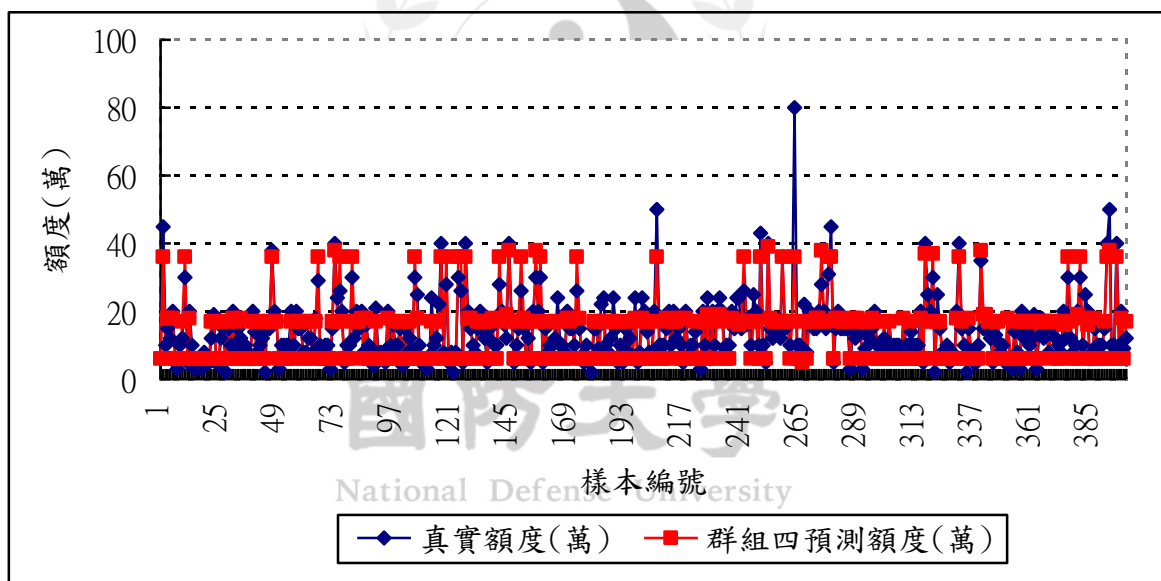


圖 4.7 群組四模型額度與實際額比較圖

4.3 倒傳遞類神經網路模型建置

本方法模型建置共分五大步驟，並使用 MATLAB 軟體 nntool box 做為軟體執行工具，建置流程如圖 4.8 所示，另說明如下：

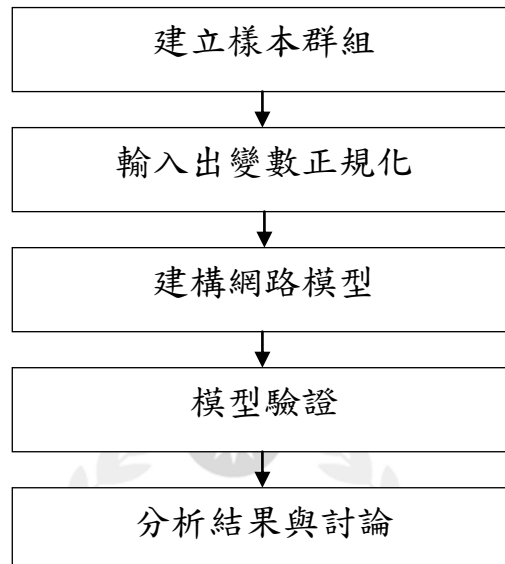


圖 4.8 倒傳遞類神經網路模型建構流程圖

一、建立樣本資料

本研究將 400 筆樣本數分為二群組，分別為訓練組 300 筆與驗證組 100 筆，訓練組係做為倒傳遞類神經網路模型訓練之用，並用驗證組之資料做為模型可信度之測試。

二、輸入出變數正規化

由於 A 發卡銀行所給予之輸出入變數可區分為名目尺度(如：職業)與比例尺度(如：年齡)，故需將變數先進行正規化，以做為倒傳遞類神經網路之輸出入單元，正規化方式如下：

(一)名目尺度

採多神經元編碼方式，處理單元輸出值“0”表示「不屬於」某分類，“1”表示「屬於」某分類。編碼後如表 4.8 所示，再將編碼結果轉換為二進位後進行正規化，得到正規化區間學歷[0.0156,1]與行業別[0.0039,1]。

表 4.8 編碼表

變數名稱	處理單元說明	編碼結果
學歷	“1”-國小	1000000
	“2”-國中	0100000
	“3”-高中(職)	0010000
	“4”-專科	0001000
	“5”-大學	0000100
	“6”-碩士	0000010
	“7”-博士	0000001
行業別	“1”商業(金融)	100000000
	“2”商業(證券)	010000000
	“3”商業(保險)	001000000
	“4”服務業(專業、科學與技術服務業)	000100000
	“5”服務業(醫療保健及社會工作服務業)	000010000
	“6”服務業(一般服務業)	000001000
	“7”軍公教	000000100
	“8”其它(製造業)	000000010
	“9”其它(營造業)	000000001

(二)比例尺度

將各樣本數值除以所屬變數族群中最大者，得到正規化區間年齡[0.0156,1]、年收入[0.0733,1]及額度[0.04,1]。

三、建構網路模型

建構類神經網路模型主要包含：設定輸入層、隱藏層、選擇轉換函數與設定收斂條件，分述如下：

(一)設定輸入與輸出值

本研究先將輸出入資料依前述正規化方式處理後，再投入倒傳遞類神經網路中。

(二)設定訓練函數與隱藏層

本研究選擇以共軛梯度計算法做為訓練函數，而在隱藏層設定隱藏層層數與隱藏層神經元個數，隱藏層層數為 2 至 5 層，另在隱藏層神經元個數設定中，則採用網路增長法(Constructive Algorithm)，將神經元個數由小到大逐一增加，設定個數為 10 至 30 個神經元，再利用試誤法去找出具有最佳收斂結果之隱藏層及其神經元個數。

(三)選擇轉換函數

設定轉換函數是將作用函數輸出值轉換為處理單元之輸出值，由於對數雙彎曲函數具備非線性與可連續微分之特性，故本研究選擇對數雙彎曲(Logsig)做為轉換函數。

(四)設定收斂條件

一般常採用收斂條件為學習次數或誤差臨界值，本研究為避免因學習次數設定不足，致網路未收斂完畢，或誤差臨界值設定過小，導致過度訓練，故將收斂條件設定為學習次數與誤差臨界值之任一條件滿足，即停止學習。其中學習次數採試誤法，設定 1000 至 5000 次，以找出最佳學習次數；而誤差臨界值則固定為 0。

四、模型驗證

利用訓練組 300 筆資料，針對依不同設定所建構完成之倒傳遞類神經網路訓練模型進行訓練，再將驗證組 100 筆資料輸入，進行驗證。執行結果與個案發卡機構核定之實際額度相比較之誤差值，如表 4.9 所示。

表 4.9 倒傳遞類神經網路訓練模型訓練結果

模型 編號	訓練 次數	隱藏層	神經元	Training function	Transfer Function	誤差
模型 1	1000	2	10	Traincgb	Logsig	14.74%
模型 2	2000	2	10	Traincgb	Logsig	19.86%
模型 3	3000	2	10	Traincgb	Logsig	19.46%
模型 4	4000	2	10	Traincgb	Logsig	24.78%
模型 5	5000	2	10	Traincgb	Logsig	21.11%
模型 6	1000	2	20	Traincgb	Logsig	21.97%
模型 7	2000	2	20	Traincgb	Logsig	28.41%
模型 8	3000	2	20	Traincgb	Logsig	19.36%
模型 9	4000	2	20	Traincgb	Logsig	22.99%
模型 10	5000	2	20	Traincgb	Logsig	23.14%
模型 11	1000	2	30	Traincgb	Logsig	28.09%
模型 12	2000	2	30	Traincgb	Logsig	23.21%
模型 13	3000	2	30	Traincgb	Logsig	30.26%
模型 14	4000	2	30	Traincgb	Logsig	22.30%
模型 15	5000	2	30	Traincgb	Logsig	21.84%
模型 16	1000	3	10	Traincgb	Logsig	23.57%
模型 17	2000	3	10	Traincgb	Logsig	21.57%
模型 18	3000	3	10	Traincgb	Logsig	15.74%
模型 19	4000	3	10	Traincgb	Logsig	17.01%
模型 20	5000	3	10	Traincgb	Logsig	17.32%

表 4.9 倒傳遞類神經網路訓練模型訓練結果(續)

模型 編號	訓練 次數	隱藏層	神經元	Training function	Transfer Function	誤差
模型 21	1000	3	20	Traincgb	Logsig	17.28%
模型 22	2000	3	20	Traincgb	Logsig	27.00%
模型 23	3000	3	20	Traincgb	Logsig	18.18%
模型 24	4000	3	20	Traincgb	Logsig	20.06%
模型 25	5000	3	20	Traincgb	Logsig	25.51%
模型 26	1000	3	30	Traincgb	Logsig	22.37%
模型 27	2000	3	30	Traincgb	Logsig	22.52%
模型 28	3000	3	30	Traincgb	Logsig	21.22%
模型 29	4000	3	30	Traincgb	Logsig	23.22%
模型 30	5000	3	30	Traincgb	Logsig	20.73%
模型 31	1000	4	10	Traincgb	Logsig	18.51%
模型 32	2000	4	10	Traincgb	Logsig	40.91%
模型 33	3000	4	10	Traincgb	Logsig	16.37%
模型 34	4000	4	10	Traincgb	Logsig	21.46%
模型 35	5000	4	10	Traincgb	Logsig	16.28%
模型 36	1000	4	20	Traincgb	Logsig	21.70%
模型 37	2000	4	20	Traincgb	Logsig	24.72%
模型 38	3000	4	20	Traincgb	Logsig	26.40%
模型 39	4000	4	20	Traincgb	Logsig	17.32%
模型 40	5000	4	20	Traincgb	Logsig	24.55%
模型 41	1000	4	30	Traincgb	Logsig	24.03%
模型 42	2000	4	30	Traincgb	Logsig	21.19%
模型 43	3000	4	30	Traincgb	Logsig	20.88%
模型 44	4000	4	30	Traincgb	Logsig	20.81%
模型 45	5000	4	30	Traincgb	Logsig	20.83%

表 4.9 倒傳遞類神經網路訓練模型訓練結果(續)

模型 編號	訓練 次數	隱藏層	神經元	Training function	Transfer Function	誤差
模型 46	1000	5	10	Traincgb	Logsig	22.53%
模型 47	2000	5	10	Traincgb	Logsig	16.13%
模型 48	3000	5	10	Traincgb	Logsig	17.20%
模型 49	4000	5	10	Traincgb	Logsig	39.15%
模型 50	5000	5	10	Traincgb	Logsig	20.29%
模型 51	1000	5	20	Traincgb	Logsig	27.16%
模型 52	2000	5	20	Traincgb	Logsig	18.90%
模型 53	3000	5	20	Traincgb	Logsig	18.87%
模型 54	4000	5	20	Traincgb	Logsig	25.83%
模型 55	5000	5	20	Traincgb	Logsig	21.19%
模型 56	1000	5	30	Traincgb	Logsig	23.39%
模型 57	2000	5	30	Traincgb	Logsig	24.59%
模型 58	3000	5	30	Traincgb	Logsig	24.18%
模型 59	4000	5	30	Traincgb	Logsig	23.89%
模型 60	5000	5	30	Traincgb	Logsig	23.86%

五、分析結果與討論

本研究利用倒傳遞類神經網路進行信用卡額度預測模型之建置，經由前述步驟所得到之額度預測結果，再與 A 發卡銀行核定之實際額度相較，其中模型 1 之誤差值為所有模型最低，故為本法之最佳化模型，另模型 1 之收斂結果及預測額度與實際額度比較如圖 4.9 與圖 4.10 所示。

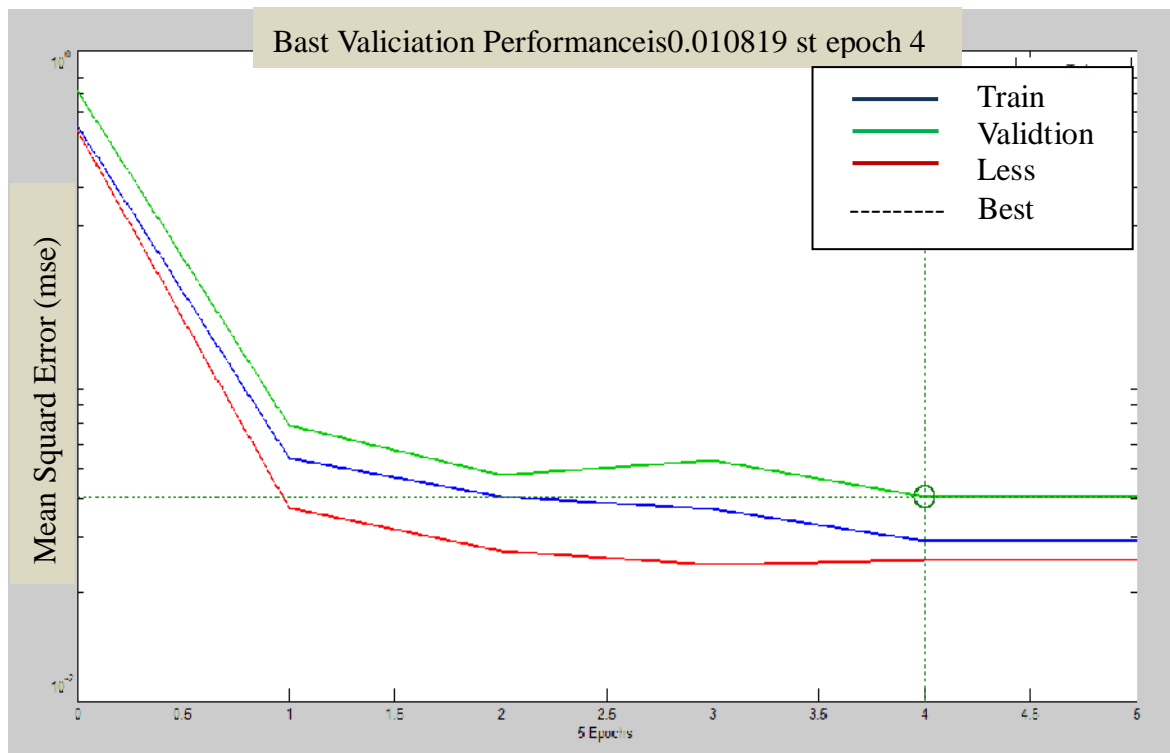


圖 4.9 倒傳遞類神經網路模型 1 收斂結果

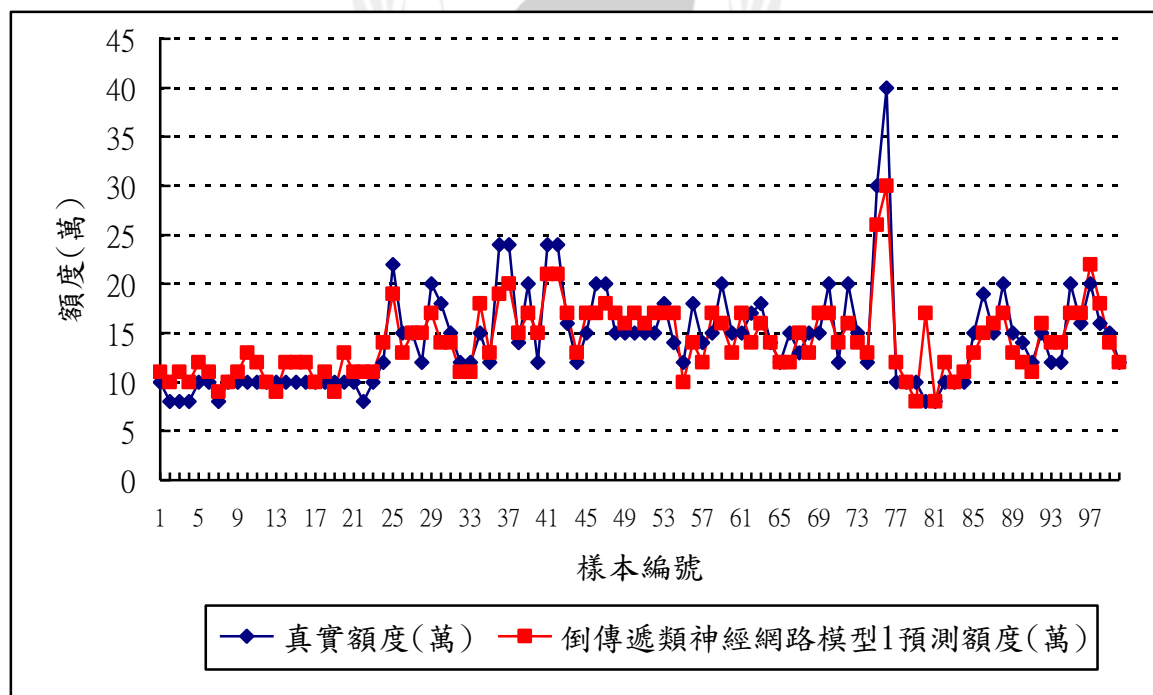


圖 4.10 倒傳遞類神經網路模型 1 預測額度與實際額度比較圖

4.4 適應性網路模糊推論模型建置

本方法模型建置共分五大步驟，並使用 MATLAB 軟體 Anfisedit toolbox 做為軟體執行工具，建置流程如圖 4.11 所示，另說明如下：

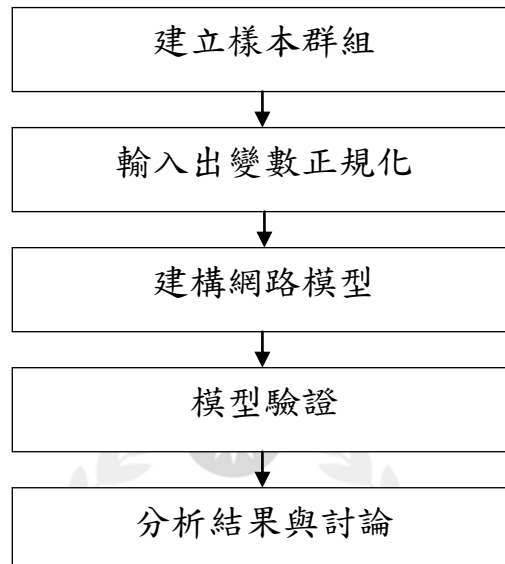


圖 4.11 適應性網路模糊推論模型型建構流程圖

一、建立樣本群組與輸入出變數正規化

沿用倒傳遞類神經網路模型中已建立並完成正規化之訓練組 300 筆與驗證組 100 筆樣本數資料，其中訓練組係做為適應性網路模糊推論模型訓練之用，並用驗證組之資料做為模型可信度之測試。

二、建構網路模型

建構適應性網路模糊推論模型主要包含：設定輸入與輸出值、建立模糊推論引擎、訓練模糊推論系統，分述如下：

(一)設定輸入與輸出值

將正規化後訓練組輸入出資料投入適應性網路模糊推論網路中。

(二)建立模糊推論引擎

適應性網路模糊推論網路可透過輸入與輸出值之投入建立出模糊推論系統架構(FIS 架構)，本研究選擇以鐘型(Gbell)做為輸入歸屬函數之型態，並以非線性 (Linear) 做為輸出歸屬函數之型態。

(三)訓練模糊推論系統

本研究選擇以倒傳遞演算法(Backpropagation)做為演算方式，並設定收斂條件。收斂條件分為學習次數與誤差臨界值，只要任一條件滿足，即停止學習。其中學習次數採試誤法，設定 1000 次至 7000 次，而誤差臨界值則固定為 0。經由不斷訓練後，即可產生模糊規則。

三、模型驗證

將驗證組正規化後 100 筆資料輸入至訓練完成的適應性網路模糊推論系統中以得到輸出變數之模糊集合，另因在運算前執行正規化，即 $x \in X = [0,1]$ ，所以在完成解模糊輸出之後，相關數值需轉換為額度(萬)，執行結果與個案發卡機構核定之實際額度相比較之誤差值，如表 4.10 所示。

表 4.10 適應性網路模糊推論模型訓練結果

模型編號	輸入歸屬函數	輸出歸屬函數	收斂誤差值	訓練次數	誤差值
模型 1	Gbell	Linear	0	1000	17.60%
模型 2	Gbell	Linear	0	2000	15.52%
模型 3	Gbell	Linear	0	3000	15.06%
模型 4	Gbell	Linear	0	4000	14.95%
模型 5	Gbell	Linear	0	5000	14.28%
模型 6	Gbell	Linear	0	6000	13.83%
模型 7	Gbell	Linear	0	7000	16.01%
模型 8	Gbell	Linear	0	8000	16.03%
模型 9	Gbell	Linear	0	9000	16.28%
模型 10	Gbell	Linear	0	10000	16.52%

四、分析結果與討論

本研究利用適應性網路模糊推論進行信用卡額度預測模型之建置，經由前述步驟所得到之額度預測結果，再與 A 發卡銀行核定之實際額度相較，以確認模型之正確性；其中模型 6 之誤差值為所有模型最低，故為本法之最佳化模型，另模型 6 之收斂結果及預測額度與實際額度比較如圖 4.12 與圖 4.13 所示。

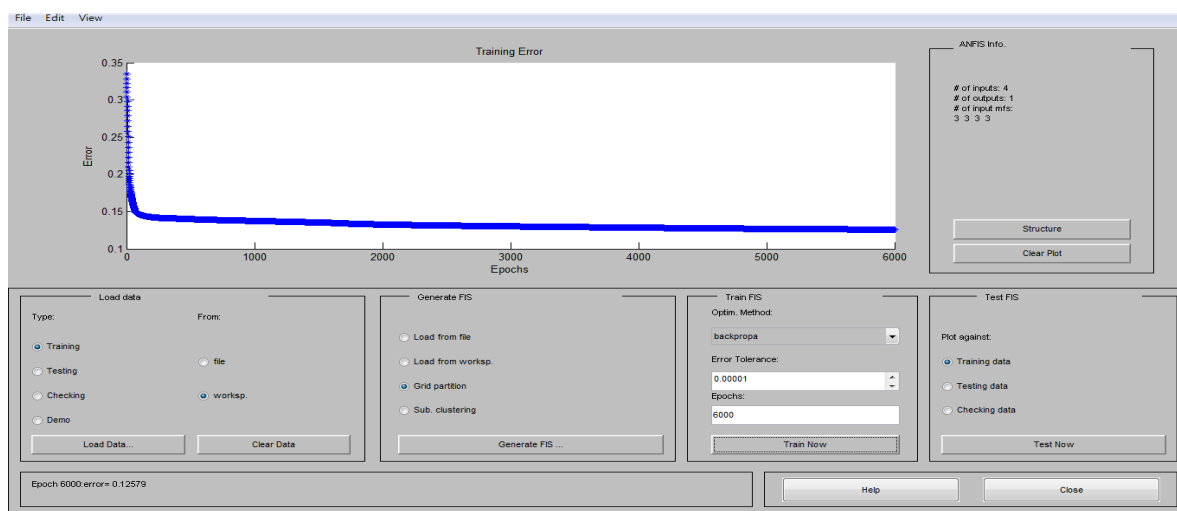


圖 4.12 模型六收斂結果

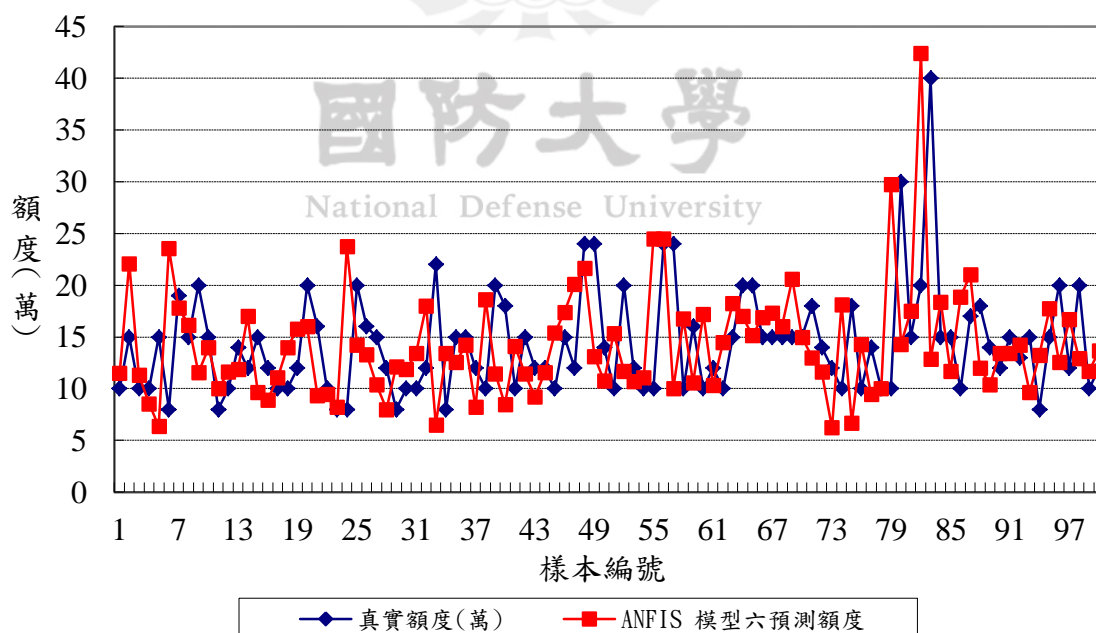


圖 4.13 模型六預測額度與實際額度比較圖

4.5 發卡機構運用模型前後之比較

A 發卡銀行授信人員原於收到申請件後，需先確認申請人之年齡、司法院監護輔助宣告、聯徵中心個人信用紀錄、國民身分證領補換發紀錄、申請應填寫欄位之齊全性是否符合該發卡機構條件，倘若條件均符合，則向申請人進行電話照會後，再進行核卡額度之評估；倘若發卡機構導入額度預測模型之後，待電話照會完成，即可透過模型進行額度核給之判斷，毋需再透過人工核給，採用模型前後比較關係如圖 4.14 所示。

經 A 發卡銀行實際測試，就作業程序而言，個案發卡銀行為授信人員所訂定之關鍵績效衡量指標(Key Performance Indicator, KPI)為每人每日應處理申請件數為 25 件，平均每件作業處理時間為 20 分鐘，倘導入模型後，徵信人員電話照話完成後即完成徵信工作，額度核給即由模型判斷，平均每件作業處理時間可縮短 10 至 15 分鐘，提升 25%；每人每日處理件數可提升至 50 件，提升達 25%。另以人事成本而言，個案發卡機構現有徵信人員三名，倘導入該模型，徵信員額可縮減至 1 名，人事成本可降低 66%，如表 4.11。

表 4.11 模型所產生之作業面與成本面預計效益

	作業面				成本面		
	導入前	導入後	差異%		導入前	導入後	差異
每人每日 KPI(件)	25	50	25%	徵信人員員額	3	1	66%
每件處理時間(分鐘)	20	5	75%	人事成本(萬)	8.4	2.8	66%

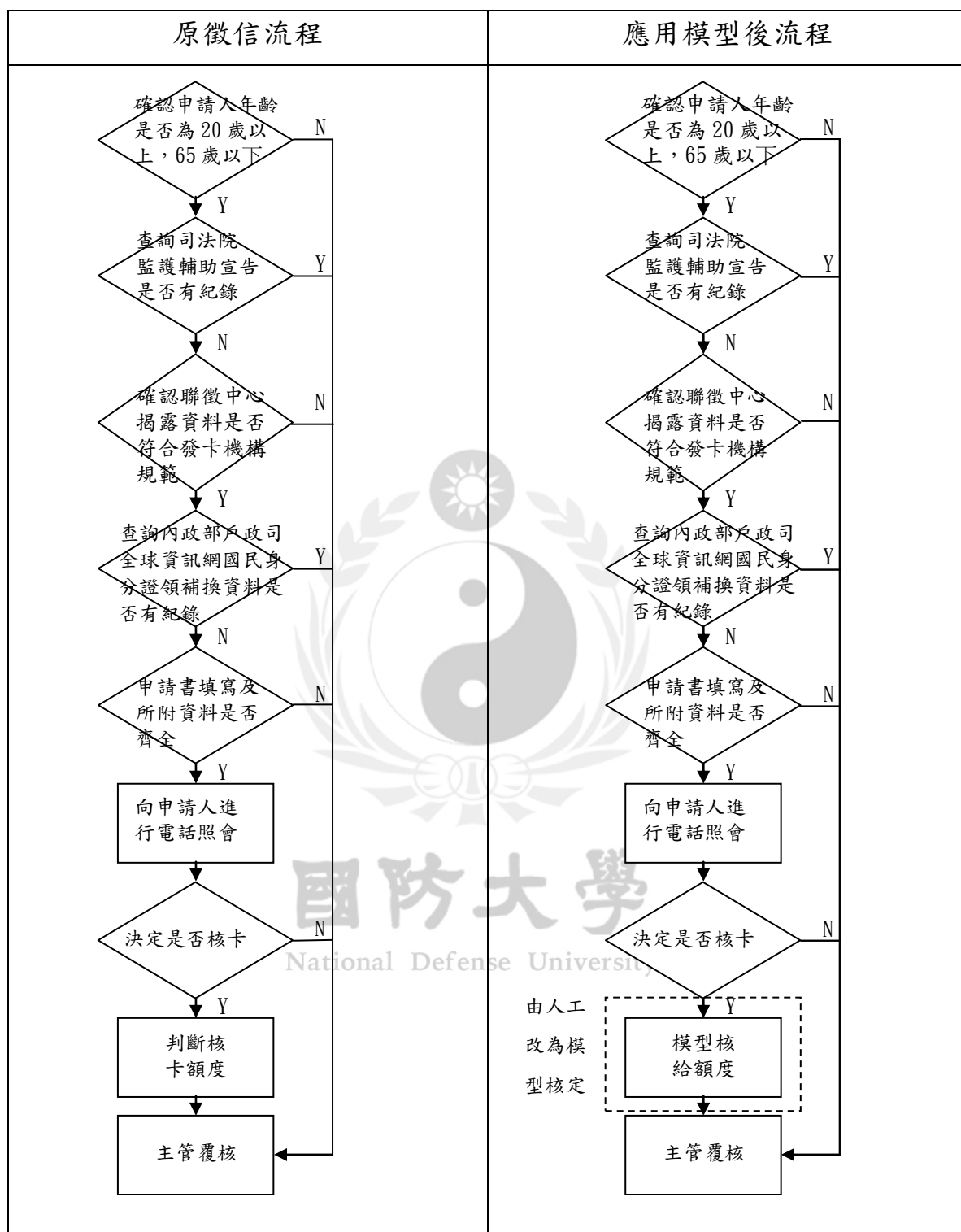


圖 4.14 應用模型前後比較圖

4.6 研究結果比較

研究結果就實際應用而言，運用模糊推論預測之四個群組中，以群組三之樣本誤差值最小，所有群組平均誤差值約為 30% 左右；運用倒傳遞類神經網路所預測之驗證組以模型一誤差值最小，所有模型平均誤差值約 22% 左右，而運用適應性網路模糊推論系統所預測之驗證組以模型六誤差值最小，所有模型平均誤差值約 15.6%，顯見三種方式於實務應用上均具有可行性。

另將驗證組 100 筆樣本數，透過群組三之模糊規則庫進行預測後，將三者之預測結果同時與實際額度相比較(如圖 4.15)後，發現倒傳遞類神經網路與適應性網路模糊推論系統在特定限制條件下所預測之額度準確性優於運用模糊推論所預測之額度；而適應性網路模糊推論系統準確度又優於倒傳遞類神經網路。另圖中也可以發覺適應性模糊推論網路與倒傳遞類神經網路較模糊推論所預測的額度更具有彈性、更靈活反應出真實額度的大小。

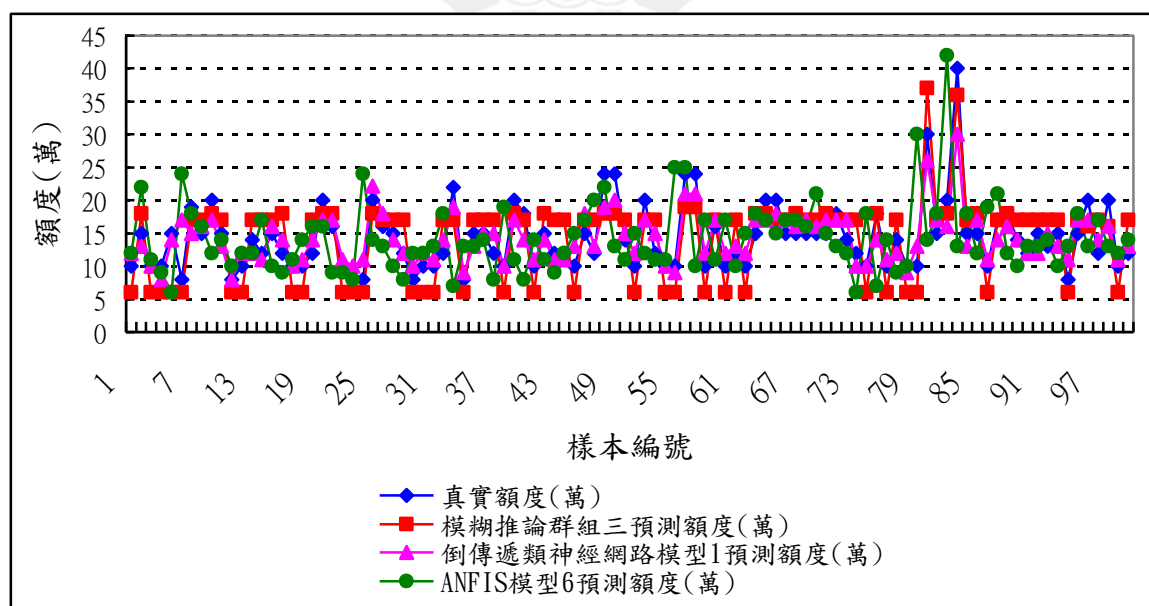


圖 4.15 訓練組樣本運用模糊推論之群組三、類神經網路之模型一與適應性網路模糊推論系統之模型預測額度與實際額度相較圖

第五章 結論與建議

卡債風暴自發生後，造成嚴重之社會及家庭問題，而授信審核是降低信用卡壞帳風險的第一道防線，故發卡銀行更應付起監督管理之責，本研究藉由模糊理論、倒傳遞類神經網路與 ANFIS 等三種方式，進行信用卡額度模型預測之建置，希冀能提供予國內發卡銀行於信用卡授信作業之參考。

實證結果發現，三種方式所得到之預測額度準確性，以 ANFIS 為最佳，次為倒傳遞類神經網路，最次為模糊推論；另就預測額度靈活性而言，ANFIS 與倒傳遞類神經網路所得到與預測額度相較於模糊推論，更接近 A 發卡銀行實際核定額度，也更能靈活反映真實額度之大小。

不過本研究屬學術研究之實證性質，僅以國內 A 發卡銀行之信用卡核准戶做為研究之對象，故所得到之結論未必能直接適用於其它發卡機構，必須藉由更多的樣本數量，方能使模型的訓練更為周全。另外受限於個人資料保護法，本研究中個案發卡機構僅能提供四項變數，故無法取得其它細部資料，例如：申請人所持他行信用卡張數、過去使用信用卡之繳款紀錄...等等。未來研究可以嘗試補充其它可以獲得之相關資料，或許可以讓誤差值降至更低。此外文中樣本分群，係直接利用 A 發卡銀行之分群，惟 A 發卡銀行之分群或許仍存在分群之人為偏差，未來研究亦可採用如感知機或類神經網路等其他分類工具重新進行分類以降低人為主觀偏差。

參考文獻

一、中文部份

- 方俊峰(2008)。適應性網路模糊推論系統於流域暴雨－河川洪水位預報模式之研究。中國科技大學土木與防災應用科技研究所碩士論文，未出版，台北市。
- 王文俊(2008)。認識 Fuzzy。台北：全華科技圖書公司。
- 王進德、蕭大全(2005)。類神經網路與模糊控制理論入門。台北：全華科技圖書公司，頁 26。
- 江淑娟(2003)。信用評等因素與信用卡違約風險之關係－以台灣 A 金融機構所發行之信用卡為例。逢甲大學保險研究所碩士論文，未出版，台中市。
- 宋雅蓉(2006)。由卡債事件探討我國銀行業雙卡業務之風險預警。東吳大學會計系碩士論文，未出版，台北市。
- 李秀梅(2001)。信用卡持卡者資料探勘之研究。輔仁大學應用統計學研究所碩士論文，未出版，新北市。
- 李美笑(2002)。信用卡持卡人信用風險之研究。逢甲大學保險研究所碩士論文，未出版，台中市。
- 周俊宏(2005)。運用類神經網路與支撐向量機於個人信用卡授信預測之研究。國立臺灣科技大學資訊管理系碩士論文，未出版，台北市。
- 周琦森(2009)。影響信用卡持卡人刷卡金額因素之研究-以台北市某銀行為例。銘傳大學管理研究所碩士在職專班碩士論文，未出版，台北市。
- 林有田(民 69)。信用管理-不景氣時期的壞帳預防與處理實務。台北：陽明管理發展中心。
- 林芝儀(2003)。應用資料探勘於信用卡授信決策模式之實證研究。元智大學工業工程與管理學系碩士論文，未出版，台北市。
- 洪春茂(1974)，企業授信預測之研究。國立政治大學企業管理學系碩士論文，未出版，台北市。
- 馬芳資(1994)。信用卡信用風險預警範例學習系統之研究。國立政治大學資訊管理研究所碩士論文，未出版，台北市。

- 馬振武(2009)。基因演策法為基礎之決策樹於信用卡使用者之違約分類預測-以台灣某銀行信用卡為例。華梵大學資訊管理學系碩士論文，未出版，新北市。
- 常如君(2004)。大學生信用卡循環信用使用行為影響因素與相關政策之研究。國立臺灣師範大學大眾傳播研究所碩士論文，未出版，台北市。
- 張文生(2001)。銀行建構「信用卡信用風險即時預警系統」之研究。中原大學企業管理研究所碩士論文，未出版，桃園縣。
- 張育菁(2006)。銀行信用卡客戶信用風險評估模型之建立。國立交通大學管理科學系所論文，未出版，新竹市。
- 張筑嬪(2006)。應用模糊層級分析法建立個人信用評估準則-以信用卡審核為例。中華大學資訊管理學系碩士論文，未出版，新竹市。
- 張簡曉馨(2005)。信用卡呆卡識別模式之建立。南台科技大學企業管理系碩士論文，未出版，台南市。
- 莊朝崇(2005)。應用類神經網路於信用卡授信預測考量因素之實證分析。國立台灣科技大學資訊管理系論文，未出版，台北市。
- 郭幸香(2010)。信用卡帳款分期付款客戶之特性分析。國立臺北大學統計學系碩士論文，未出版，台北市。
- 陳才道(2011)。信用卡分期付款消費行為分析。國立高雄應用科技大學國際企業系碩士論文，未出版，高雄市。
- 陳宜欣(2006)。以資料探勘技術探討顧客忠誠方案—以某信用卡發卡銀行為例。國立中正大學行銷管理研究所碩士論文，未出版，嘉義縣。
- 陳若儀(2010)。個人授信之信用風險研究-以某銀行信用卡為例。銘傳大學風險管理與保險學系碩士在職專班碩士論文，未出版，台北市。
- 陳惠玲(2008)。信用卡紅利積點活動設計對信用卡持卡人贈品兌換偏好影響-以中產階級為例。國立台北科技大學管理系碩士論文，未出版，台北市。
- 陳湘菱(2008)。台灣北區信用卡發卡銀行顧客評價模式之研究。清雲科技大學國際企業管理研究所碩士論文，未出版，桃園縣。
- 陳肇榮(1985)。信用管理之作法與評核。現代管理月刊，六月號。
- 陳勳慧(2004)。國軍人員信用卡功能偏好、知覺風險與信用卡使用行為關係之研究。國防管理學院國防財務資源研究所碩士論文，未出版，

台北市。

曾玫苑(2005)。信用卡信用風險評估。東吳大學國際貿易學系碩士論文，未出版，台北市。

賀增原、涂進財、楊福正(2006)。應用回歸分析與類神經網路於船舶穩度之差異。《台船季刊》，第 28 卷第 1 期，頁 48-59。

黃子慧(2008)。不良債權之特性分析-以信用卡為例。國立中正大學財務金融所碩士論文，未出版，嘉義縣。

黃祈龍(2005)。信用卡申請評分表的建立-以國內某銀行為例。逢甲大學經營管理碩士在職專班碩士論文，未出版，台中市。

黃秋凌(1993)。信用卡管理問題之研究。國立政治大學會計研究所碩士論文，未出版，台北市。

葉怡成(民 93)。應用類神經網路(3 版)。臺北市：儒林圖書公司。

葉秋南(民 87)。美國金融業風險管理。台北：財團法人金融人員研究訓練中心。

詹書銘，(2005)。演化式類神經網路、灰關聯分析應用於信用卡風險管理之實證研究。朝陽科技大學財務金融系論文，未出版，台中市。

盧玟君(2011)。從個人信用交易資訊探討信用卡違約之研究。輔仁大學金融與國際企業學系碩士論文，未出版，新北市。

蘇木春、張孝德(2004)。機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則。台北：全華科技圖書公司。

謝弘一、李天行、邱志洲、邱筱筠(2009)。應用資料探勘技術於顧客行為評分模式之建構。資跨科技國際研討會論文集。

二、英文部份

Adnan Khashman. (2009). A neural network model for credit risk evaluation. *International Journal of Neural Systems*, 19(4), 285-294.

Alca'zar J., Palau A., & Garcia C. V.. (2008). A neural net model for environmental flow estimation at the Ebro River Basin. *Spain Journal of Hydrology*, 349, 44-55.

Ali, A. M. (2004). Application of adaptive neuro-fuzzy controller for SRM. *Advances in Engineering Software*, 35(3-4), 129-137.

Anderson, J. A., & Rosenfeld, E. (1988). *Neurocomputing : Foundations of*

Research, MIT Press.

- Li, D.-C., Wu, C.-S., Tsai, T.-I., & Chang, F. M. (2006). Using mega-fuzzification and data trend estimation in small data set learning for early FMS scheduling knowledge. *Computers & Operations Research*, 33(6), 1857-1869.
- Ellithy, K., & Al-Naamany, A. (2000). A hybrid neuro-fuzzy static var compensator stabilizer for power system damping improvement in the presence of load parameters uncertainty. *Electric Power Systems Research*, 56(3), 211-223.
- Ertunc, H. M., & Hosoz, M. (2006). Artificial neural network analysis of a refrigeration system with an evaporative condenser. *Applied Thermal Engineering*, 26, 627-635.
- Chang, F.-J., & Chang Y.-T. (2006). Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir. *Advances in Water Resources*, 29(1), 1-10.
- Freeman, J. A., & Skapura, D. M. (1992). *Neural Network Algorithms, Applications, and Programming Techniques*. Addison-Wesley Publishing Company.
- Güler, İ., & Übeyli, E. D. (2004). Application of adaptive neuro-fuzzy inference system for detection of electrocardiographic changes in patients with partial epilepsy using feature extraction. *Expert Systems with Applications*, 27(3), 323-330.
- Yeh J.-S. & Cheng C.-H. (2005). Using hierarchical soft computing method to discriminate microcyte anemia. *Expert Systems with Applications*, 29(3), 515-524. National Defense University
- Hi J., Liu X., Shi Y., Xu W., & Yan N. (2004). Classifications of credit cardholder behavior by using Fuzzy linear programming. *International Journal of Information Technology & Decision Making*. 3(4), 633-650.
- Jang J.-S. (1993). ANFIS : adaptive network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685.
- Lippmann, R. P. (1987, April). A Introduction to Computing with Neural Nets. *IEEE ASSP Magazing*, 4(2), 4-22.
- Melin, P., & Castillo, O. (2004). Intelligent control of a stepping motor drive using a hybrid neuro-fuzzy approach. Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 8(8), 546-555.
- Melin, P., & Castillo, O. (2005). Intelligent control of a stepping motor drive

using an adaptive neuro-fuzzy inference system. *Information Sciences*, 170(2-4), 133-151.

Shieh M.-Y., Chang K.-H., Chuang C.-Y. & Lia Y.-Sh. (2007). Development and implementation of an artificial neural network based controller for gait balance of a biped robot. *Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society(IECON)*, 2778-2782.

Daliakopoulos, N., Paulin, C., & Ioannis, K. T. (2005). Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 309, 229-240.

Nelson, M. M. & Illingworth, W. T. (1990). *A Practical Guide to Neural Nets*. Addison-Wesley Publishing Company.

Robert, H. C. (1972). *Consumer and commercial credit management*(2nd ed.), Richard D Irwin, 449-450.

Rumelhart, D. E., Hinton, D. E., & Williams, R. J. (1986). *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition*. Cambridge, MA: MIT Press, 318-362.

Mitra S., & Mitra A. (2006). Modeling exchange rates using wavelet decomposed genetic neural networks. *Statistical Methodology*, 3, 103-124.

Lo S.-P. (2003). An adaptive-network based fuzzy inference system for prediction of workpiece surface roughness in end milling. *Journal of Materials Processing Technology*, 142, 665-675.

Stern, H. S. (1996). Neural networks in applied statistics. *Technometrics*, 38, 205-216.

National Defense University

Vellido, A., Lisboa, P. J. G., & Vaughan, J. (1999). Neural networks in business: a survey of applications (1992-1998). *Expert Systems with Applications*, 17(1), 51-70.

Xie X.-S. & Hu G. (2007). A comparison of shanghai housing price index forecasting. *Third International Conference on Natural Computation(ICNC)*, 221-225.

Zhu X., Wang H., Li X. & Li H. (2008). Predicting stock index increments by neural network : the role of trading volume under different horizons. *Expert Systems with Applications*, 34, 3043-3054.

Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M.Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: the state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14, 35-62.