

國立交通大學

經營管理研究所

碩士論文

混沌理論在資料探勘上的應用
-以國內某藥品公司之客戶信用分析為例



研究生：徐元良

指導教授：毛治國教授

中華民國九十四年六月

摘 要

企業要能夠穩健的經營，除了追求利益以創造其存在的價值之外，任何有可能影響到企業營運的因素都為企業所不容忽視。本研究是利用一般企業內資訊系統所能夠取得的交易歷史資料進行資料探勘(Data Mining)，以混沌理論為理論基礎研究客戶交易行為與客戶發生跳票問題間的關係，並找出客戶發生信用問題的特徵，以避免增加企業不必要的營運成本與降低經營風險，並藉由健全交易客戶的信用體質，達到加強企業與客戶間合作關係的目的。

經由研究結果顯示，客戶交易行為存在著混沌現象的特性，利用李雅普諾夫指數分析與 R/S 分析所得到的相關指數變化，歸納出正常客戶交易行為的樣板，做為檢驗客戶異常交易行為的檢驗指標，並初步建立一套客戶信用交易之預警機制，在具備足夠的客戶交易記錄的條件下，可有效的篩選出發生退票行為的客戶。利用預警機制搭配一般企業所採用的信用管理政策，可為客戶信用管理帶來一套新的思考方向。

關鍵詞：混沌、李雅普諾夫指數、R/S 分析、Hurst 指數、樣版、客戶交易行為、客戶信用、應收帳款。

Abstract

This study applies the data mining technology and Chaos theory to examine the relation between the behavior of customer transactions and the customer credit. Methodologically, this study focuses on the analyses of the sales data of a pharmaceuticals sales company with the use of Lyapunov exponent and Hurst exponent as indicators to the measurement of chaos. Furthermore, by the observations of the change of these two exponents, this study generalizes the pattern of the behavior of normal customer transaction and use this pattern to separate abnormal clients from normals. Under the analysis of Lyapunov exponent, the result shows that the curve of normal clients rises steadily, while abnormal one falls. Similarly, under the analysis of R/S, the result shows that the curve of normal clients converges toward a stable value, while abnormal one shocks. From these results, this study develops forecasting rules that provide a new way to help making decisions in customer credit management.



Keywords: Chaos, Lyapunov Exponent Analysis, R/S Analysis, Hurst Exponent, Pattern, Behavior of Customer Transactions, Customer Credit, Account Receivable.

致 謝

本論文承蒙指導教授毛治國博士之細心指導與教誨，始得以順利完成。在研究過程中，雖然屢屢遇到瓶頸，但毛老師常常勉勵我們要「Think like a winner, don't think like a loser.」，要我們退一步去想問題，把整件事看清楚，要做到見樹又見林，對於許多問題的思考方式，也由毛老師的潛移默化改變學生的思考邏輯，毛老師指導學生以及上課時的專注與認真，亦帶給我們為學做事上的啟發與廣闊的研究思考空間，為我們未來人生態度的效法模範。同時感謝口試委員本所許和鈞教授、銘傳大學資訊管理系鄭毅萍教授以及碩網科技邱仁鈿博士，對於本研究提供諸多的寶貴意見和建議，使得本論文之內容更臻於完善，在此表達由衷的謝意。

從職場中途重新回到學生生涯，進入交通大學經營管理所研究所，接受研究所階段的訓練，在這過程中不但豐富了我的知識涵養，並也影響了我未來的人生態度。論文的完成，不僅代表學業階段的成果，亦代表新的階段的開始，在此為交大經管所獻上本人最高的謝忱與敬意。

此外在研究所就讀期間，首先感謝最親愛的家人們，能夠使我無憂的專心從事課程學習與論文研究。而在最後半年的研究過程，感謝同學黃鴻順、蔡素珍的支持與鼓勵，學妹王怡琄的協助與建議，以及碩一學弟妹駱彥汝、陳怡文、邱玉宜、湯玉萱、連世和、袁明俊等人伴我走過這一段研究所求學的時光，使我留下畢生永難忘懷的回憶。

最後，謹將本論文呈獻給我的父親徐渭忠先生、母親謝千玉女士和關懷我的親友們，你們的支援與鼓勵是本篇論文完成的原動力，願與你們分享這份榮耀。

徐元良

2005年7月

目 錄

	頁次
中文摘要	i
英文摘要	ii
致謝	iii
目錄	iv
表目錄	vi
圖目錄	vii
第一章 緒論	1
1.1 研究背景與研究動機	1
1.2 研究目的	3
1.3 論文組織架構	4
1.4 研究範圍對象及資料	6
1.4.1 研究範圍	6
1.4.2 研究對象	6
1.4.3 研究資料	6
1.5 研究步驟	7
第二章 文獻探討	9
2.1 企業應收帳款之信用風險管理	9
2.1.1 應收帳款及應收票據之定義	9
2.1.2 應收帳款之信用風險管理	9
2.1.3 信用政策(Credit Policy)的制定	12
2.2 資料開採(Data Mining)的理論技術與相關應用	12
2.2.1 資料開採的定義與程序	13
2.2.2 資料開採的功能應用與限制	16
2.3 複雜理論的發展與運用	19
2.3.1 複雜理論介紹	19
2.3.2 碎形理論與特性	26
2.3.3 混沌現象的鑑別方法	28
2.3.4 複雜理論之應用	30
第三章 研究方法	31
3.1 問題描述	31
3.2 研究方法架構	33
3.3 鑑定方法	34
3.3.1 李雅普諾夫指數分析法	35
3.3.2 R/S 分析法	39
3.4 客戶交易行為模式樣版定義	41

3.5	交易異常警示訊號的定義	42
第四章	研究結果	44
4.1	李雅普諾夫指數分析	44
4.1.1	客戶交易行為李雅普諾夫指數分析	45
4.1.2	客戶交易行為李雅普諾夫指數變化分析	46
4.2	R/S 分析	49
4.2.1	客戶交易行為 R/S 分析	49
4.2.2	R/S 指數變化分析	50
4.3	客戶交易預警機制	53
4.4	研究結果總結	57
第五章	結論與建議	58
5.1	研究貢獻與結論	58
5.2	後續研究發展建議	60
參考文獻		62
附錄 A	本研究所使用之資料表及資料表關聯圖	64
附錄 B	本研究所使用之相關資料庫預儲程序	76
附錄 C	分析過程與步驟	88



表目錄

	頁次
表 2-1 鑑別混沌現象的方法.....	29
表 4-1 客戶交易金額李雅普諾夫指數匯總表.....	45
表 4-2 客戶交易金額李雅普諾夫指數迴歸分析匯總表.....	49
表 4-3 客戶交易金額 Hurst 指數匯總表.....	50
表 4-4 客戶交易金額 Hurst 指數變化統計表.....	52
表 4-5 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析(退票發生時).....	53
表 4-6 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析(退票前 5 次).....	54
表 4-7 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析(退票前 10 次).....	54
表 4-8 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析(退票發生時, 交易>50)...	55
表 4-9 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析(退票前 5 次, 交易>50)...	55
表 4-10 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析(退票前 10 次, 交易>50)...	55
表 A-1 客戶基本資料資料表.....	64
表 A-2 退票客戶行為分析資料表.....	65
表 A-3 客戶交易統計資料表.....	67
表 A-4 客戶交易明細資料表.....	72
表 A-5 客戶應收票據明細資料表.....	73
表 A-6 客戶交易混沌特性指數變化資料表.....	74

圖目錄

	頁次
圖 1-1	本研究之論文組織架構..... 5
圖 1-2	本研究之研究步驟..... 8
圖 2-1	資料探勘(Data Mining)所運用的技術整合..... 15
圖 2-2	蝴蝶效應-對初始值的敏感度..... 20
圖 2-3	奇異吸子..... 20
圖 2-4	羅吉斯方程式模型($0 < r < 1$)..... 22
圖 2-5	羅吉斯方程式模型($1 < r < 3$)..... 22
圖 2-6	羅吉斯方程式模型($1 < r < 3$)..... 23
圖 2-7	羅吉斯方程式模型($r > 3$)..... 23
圖 2-8	羅吉斯方程式模型($r = 3.56$)..... 24
圖 2-9	羅吉斯方程式模型($r = 3.725$), 混沌發生..... 24
圖 2-10	平衡解與成長參數 r 之關係圖..... 25
圖 2-11	科赫雪片..... 27
圖 2-12	康托集合..... 27
圖 2-13	西爾平斯基襯墊..... 27
圖 3-1	研究方法架構..... 34
圖 3-2	李雅普諾夫指數示意圖..... 35
圖 3-3	李雅普諾夫指數 $\lambda < 0$ 收斂至單點..... 36
圖 3-4	李雅普諾夫指數 $\lambda < 0$ 收斂至單一軌道..... 36
圖 3-5	李雅普諾夫指數 $\lambda = 0$ 軌道運動呈穩定..... 36
圖 3-6	李雅普諾夫指數 $\lambda = 0$ 兩相鄰軌跡最終發散..... 36
圖 4-1	客戶交易金額李雅普諾夫指數分布圖..... 45
圖 4-2	正常客戶(一)交易金額李雅普諾夫指數折線圖..... 47
圖 4-3	退票客戶(一)交易金額李雅普諾夫指數折線圖..... 47
圖 4-4	正常客戶(二)交易金額李雅普諾夫指數折線圖..... 48
圖 4-5	退票客戶(二)交易金額李雅普諾夫指數折線圖..... 48
圖 4-6	客戶交易金額 Hurst 指數分布圖..... 50
圖 4-7	正常客戶交易金額 Hurst 指數折線圖..... 51
圖 4-8	退票客戶交易金額 Hurst 指數分布圖..... 51
圖 A-1	本研究所使用之資料表關聯..... 75

第一章 緒論

1.1 研究背景與研究動機

近年來隨著全球化市場的趨勢之下，不但使得交易活動日益頻繁，也伴隨著市場競爭日益激烈，為了提昇整體的競爭優勢，促進與客戶達成交易的可行性，企業普遍地提供客戶在資金上的彈性運用，因此企業(公司)間的交易往來大多以信用交易(Trade Credit)為主，也就是以應收帳款(Accounts Receivable)支付交易費用，取代傳統的現金交易。而應收帳款亦屬於企業資產中重要的項目。由於應收帳款是屬於「未實現的經濟利益」，當應收帳款之信用期間到期時，客戶的應收帳款才會轉換成現金，若屆期客戶未能支付貨款，則可能發生問題帳甚至變成壞帳(Bad Debt)問題。在問題帳不能獲得充分控制之下，儘管企業之營業收入很高，但若是無法將營業收入轉換成實際的現金時，則直接會影響到公司的營運獲利，嚴重時甚至導致企業無法繼續經營而倒閉。

永續經營是每個企業的共同目標，追求利益也是企業普遍存在的價值，任何有可能影響到企業營運的因素都為企業所不容忽視，因此，除了積極擴大企業的經營版圖之外，企業應收帳款的信用風險管理，也是企業決策者重視的議題。傳統上許多企業僅能依賴經驗法則及運氣，作為客戶信用管理的決策依據，但是隨著時代的變動，傳統的做法已經不能有效掌握客戶信用的控管，因此企業需要其他的方式進行客戶信用管理。拜科技之賜，使得資料庫技術提升及網際網路的發達，改變了企業內的作業模式，除了大幅的以電腦文書處理取代了紙上作業，各企業也陸續導入進銷存財務會計系統或是 ERP 系統，將企業在財務上的營運活動進行資料彙整與處理，不但改善了原本的工作效率，資料也得以充分的保存，在經過整理與分析之後，資料成為對企業非常有幫助的資訊，許多企業利用這些資訊作為生產流程、存貨成本控制、內部管理、銷售、服務等管理決策的指標，應收帳款管理也屬於其中的範疇。

雖然花費了龐大的金額建置資訊系統，並累積了大量的資料，但企業所能運用的仍屬有限，大部分侷限在機械式的查詢與資料彙整報表的呈現上，而在這些龐大資料的背後，是否隱藏著具有重大意義的資訊。在近幾年來在結合了許多學者的研究以及企業的投入發展之下，開啟了企業資訊應用另一塊新的領域-「資料探勘(Data Mining)」。資料探勘的過程即在龐大的資料庫中尋找出有價值的隱藏事件，藉由統計及人工智慧的科學技術，將資料做深入分析，找出其中的知識，並根據企業的問題建立不同的模型，以提供企業進行決策時的依據。例如目前許多銀行業者，可藉由資料探勘的技術將其龐大的顧客資料做篩選、分析、推演及預測，找出哪些是最有貢獻的顧客，哪些是高流失率族群，或是預測一個新的產品或促銷活動可能帶來的回應率，能夠在適當的時間提供適合的產品及服務。也就是說，透過資料探勘的程序企業得以了解他們的顧客，掌握他們的喜好，滿足他們的需要。

在另一方面，過去學者或是在商業應用上要解決預期問題的答案，基本上都是以"完全理性的假設"作為前提，例如古典經濟學是建構在完全理性的理論基礎上。也就是說科學家完全知道未來將會面對的各種選擇的所有可能狀況，而且以完美無暇的推理，預見行動可能的涵義因此可以在任何情況下，依據所獲得的資訊，採取最有利的行動。並且在預測的模式上，多採用以線性的理論基礎，探討整個系統發展的可能性，但是在真實的世界中，人類的思考模式大多為非理性，大多數的真實系統都是非線性系統，大多數的情形看起來也似乎是雜亂無序。尤有甚者，系統中某些行為的改變，可能也不只是在一個簡單方程式的條件上的做改變就可以解決問題，因此過去的研究就有著修正的必要。

在一九八十年代中期，混沌理論的發展終於開啟了非線性研究的大門。混沌理論，被稱為非線性的決定性(Determinant)過程，藉由混沌理論中對過去行為的回饋情形，去解釋整個過程中非線性的現象，並由其中找出無序中的有序，以做為未來發展更為有效之時間序列預測模型的基礎，也能解決在過去無法真實模擬非線性的缺憾。

因此，此份研究主要是應用企業所能掌握的資訊，透過對於客戶基本資料、交易歷史記錄(訂單資料)與客戶應收帳款所產生信用相關記錄的觀察與整理，希望能夠以混沌理論為基礎，從中解讀出問題帳發生相關的症候，經過假設與實證之後，作為區分正常客戶以及會發生退票行為的問題客戶之檢驗模型，對於之後客戶日常發生的交易行為能夠加以分析與判斷，事先察覺出問題帳發生的徵兆，在問題帳發生前，向帳款管理人員提出警訊，使其注意客戶發生退票行為的可能性，讓帳款管理人員能夠及早採取因應之道，以減少企業應收帳款發生問題帳的機率並降低問題帳發生對企業營運的衝擊為此文之研究動機所在。

1.2 研究目的

研究目的根據上述研究背景與動機，茲將本研究之問題與目的，具體說明如下：

1. 探討過去企業界對於客戶交易行為與應收帳款的相關研究與管理，包括客戶交易行為以及客戶的信用狀況分析，以及企業在客戶信用管理的相關應用。
2. 探討資料探勘(Data Mining)的理論基礎、發展技術以及實務上的應用。
3. 探討混沌理論的發展過程、理論基礎以及國內外文獻關於混沌理論的相關研究，並規劃可行的研究方向。
4. 以混沌理論為基礎，分析客戶交易行為與客戶發生跳票問題之間的關係。
5. 依據上述的分析結果，選擇適當的篩選標準，找出跳票客戶其交易行為與發生跳票情形間的關係，以提供決策者具有參考價值的判斷模式，讓企業能夠及早防範客戶跳票行為及降低企業營運損失。

1.3 論文組織架構

本文在組織架構上共分五個章節：

第一段落為導論，說明研究動機、目的、本研究組織架構與思考邏輯、研究範圍對象及資料以及研究步驟。

第二段落為文獻探討，文獻探討分為三大部分，(1)企業界對客戶應收帳款的信用風險管理之探討(2) 資料探勘(Data Mining) 的理論基礎以及相關研究與應用(3)混沌理論的發展與其應用。

第三段落為研究方法，先將本研究的問題加以詳細描述，之後分別探討李雅普諾夫指數分析法與 R/S 分析法，以及兩種分析法在本研究中如何應用。

第四段落為實證結果，分別利用李雅普諾夫指數分析法與 R/S 分析法，說明客戶交易行為與混沌現象間的關係，之後並就李雅普諾夫指數與 R/S 分析所產生的 Hurst 指數的變化，歸納出正常客戶交易行為的樣版，及定義客戶信用預警機制的警示訊號。

第五段落則為本文之討論與結論，說明發現結果與管理意涵，並提出本研究的相關限制與建議後續的研究方向。

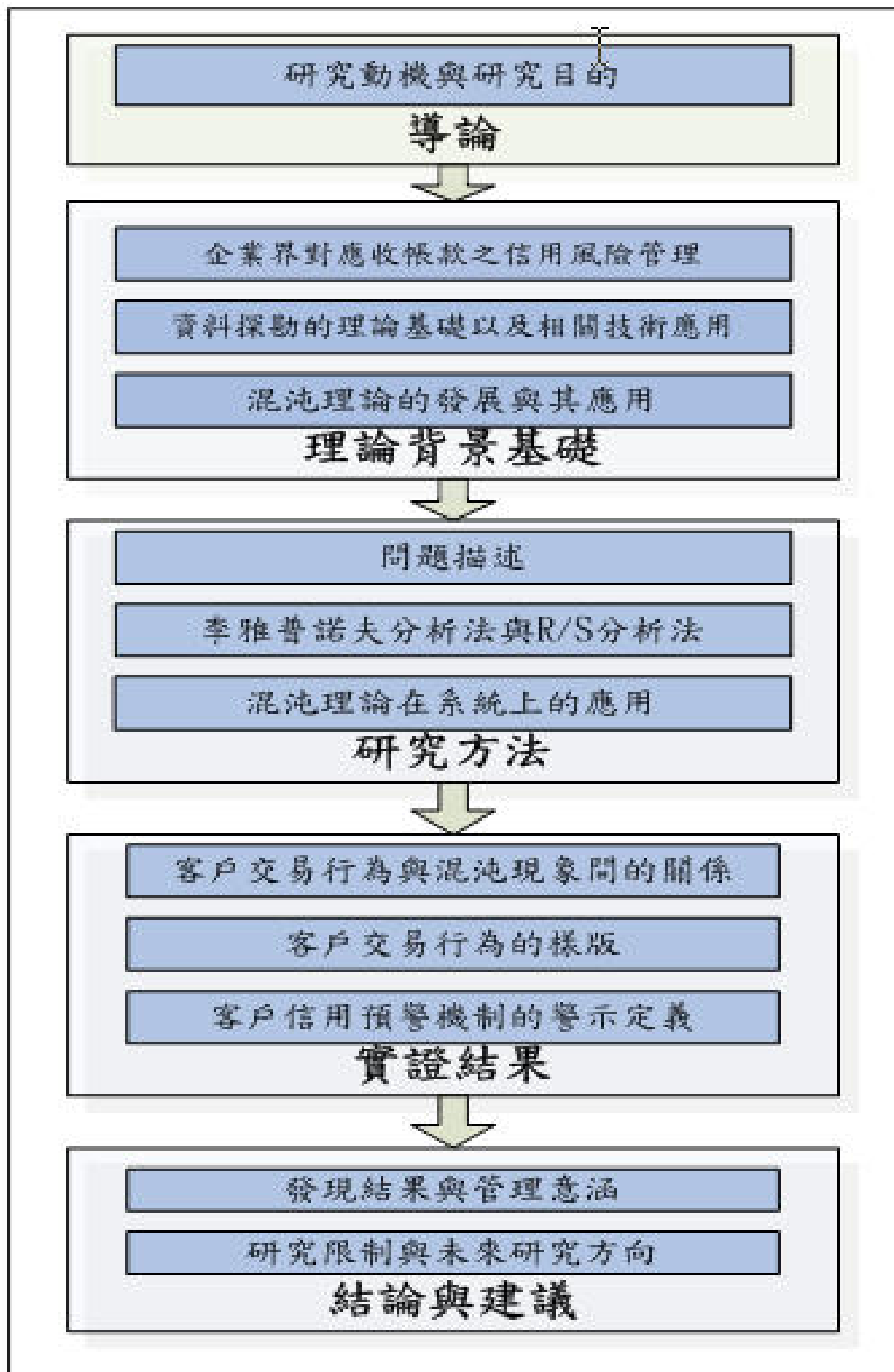


圖 1-1 本研究之論文組織架構

1.4 研究範圍對象及資料

1.4.1 研究範圍：

應收帳款(Accounts Receivable)為國內外各企業普遍使用的信用交易方式，但由於我國企業國情特殊，民間企業均有使用票據作為交易工具的習慣，為增加本研究於本土企業的可用性，因此本研究將應收票據納入廣義應收帳款之研究範疇內。本研究主要以本國企業使用之應收帳款與應收票據作為整體應收帳款的研究範圍。

1.4.2 研究對象：

本研究主要以本國企業為主要研究對象，但基於時間、人力及資料取得的考量，研究對象以作者所服務之醫藥行銷流通公司為研究主體，其服務對象涵蓋台灣全島以及離島地區約一萬三千多家之醫院、診所以及藥局等通路客戶。



1.4.3 研究資料：

本研究主要之研究對象為兩年內有發生交易之客戶，客戶家數為一萬三千多家包括醫院、診所以及藥局等通路客戶，研究資料分為兩部分，一部分為客戶交易歷史資料，在觀察期間兩年內訂單交易共五十萬餘筆；另一部分為收款歷史資料，在觀察期間內收款資料約為六萬八千多筆，此外，觀察期間兩年內的客戶交易中共發生一百零五家客戶，一百八十筆退票記錄，退票總金額兩千四百餘萬元(排除負責人死亡、大小寫金額不符或塗改等非信用相關因素)。以此期間所發生與客戶信用有關的退票事件為判定客戶發生信用問題指標進行相關研究分析，關於客戶資料、訂單資料以及應收帳款/票據資料之資料表結構另標示於附錄中。

1.5 研究步驟

本研究採取下列研究步驟：

1. 界定研究問題與目的

首先研究步驟，就是界定本研究的問題與目的，以作為進行研究的準則與目標。

2. 理論與相關文獻整理

依據研究的問題與目的，進行搜集與研究相關理論及文獻，並且整理相關研究的方法與結果，據此以提出研究之觀念性架構。

3. 建立研究模式

藉由觀念性的架構，參考現有原理、原則、理論、經驗法則或研究應用，建立適當的研究模式以供實證研究。



4. 研究樣本資料蒐集與整理

對於客戶所表現出的行為，大部分企業所能掌握的資訊，不外乎是客戶基本資料、客戶訂單交易記錄以及應收帳款等客戶信用記錄，因此將以上資料進行蒐集與彙整，以便後續研究的運算與分析。

5. 進行研究實證

針對假設做出檢定驗證假設是否成立。

6. 建立客戶信用預警機制

根據以上實證結果，建立客戶交易行為樣版，並以此樣版定義客戶交易異常警示訊號。

7.研究結論

依據結論，針對企業針對應收帳款的風險管理之需求，作成具體之建議，以供企業應收帳款風險管理的應用參考，並提出後續之研究方向。本研究的研究步驟，圖示如圖 1-2：

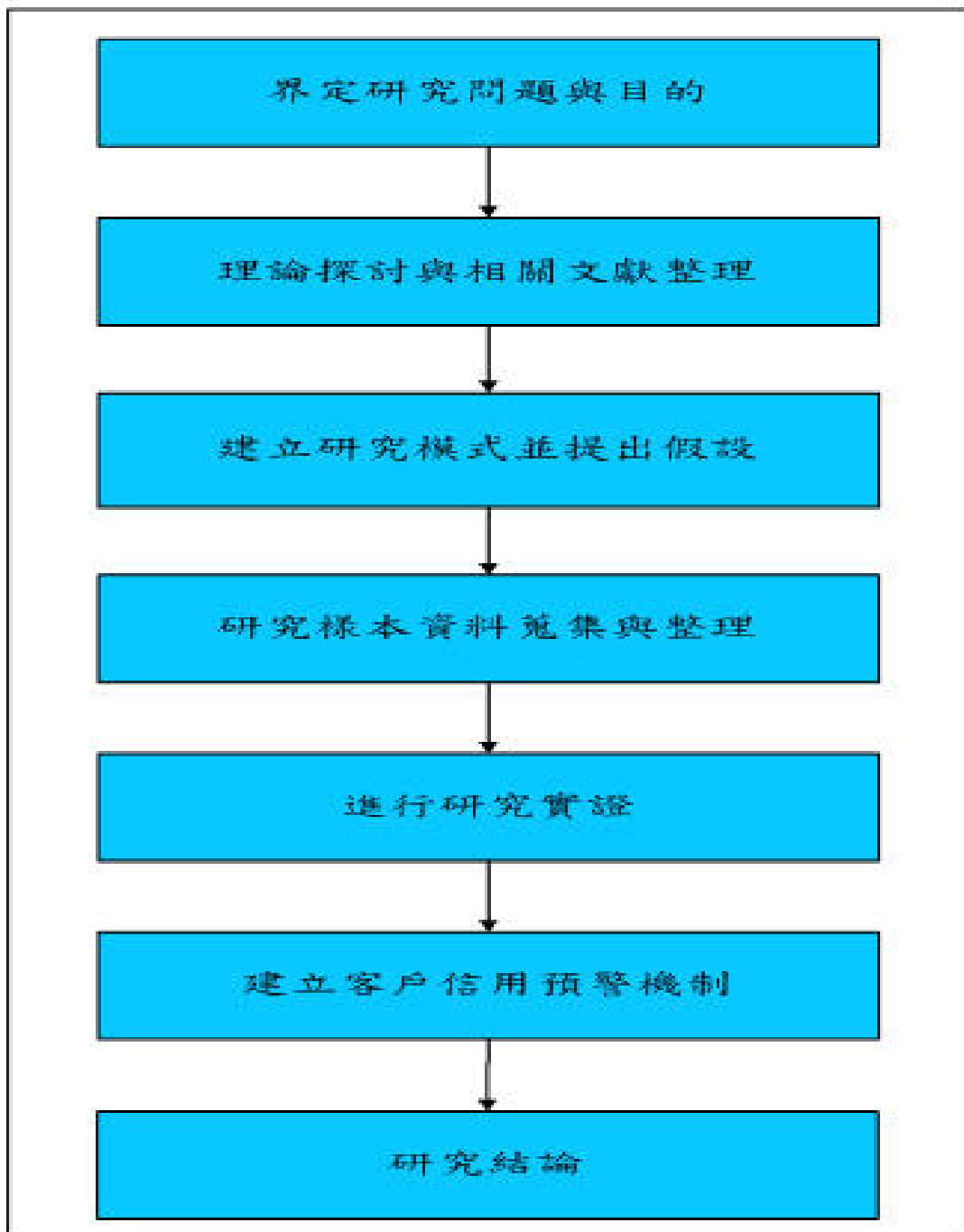


圖 1-2 本研究之研究步驟

第二章 文獻探討

本研究主要目的為針對過去與目前企業在客戶信用管理上較為欠缺的檢驗方法，利用混沌理論探討客戶交易行為與客戶信用之間的關係，並希望從大量的客戶交易資料與應收帳款資料中找出客戶交易行為的正常樣版，利用此樣版定義一套可預測客戶發生信用問題新的預警機制，提供企業對應收帳款客戶信用管理的另一種方法。因此在文獻探討的部份，本章共計分為三個方向進行討論：第一、目前企業應收帳款之信用風險管理機制；第二、資料探勘(Data Mining)的理論技術與相關應用；第三、混沌理論的應用以及相關研究。

2.1 企業應收帳款之信用風險管理

2.1.1 應收帳款及應收票據之定義

應收帳款(Account Receivable)是指企業提供貨物銷售或是勞務服務後應該向客戶收取的報酬，但是為了降低交易成本，並且達到企業營運週轉的彈性，因此產生的尚未實際收取到現金的過度性信用交易項目，在企業營運活動上，有一部分的應收帳款經由客戶開立企業本票或是支票，作為取得客戶信用的票據，稱之為應收票據(Note Receivable)，雖然在企業的會計帳上，此筆銷貨收入已由應收帳款科目轉為應收票據科目，但仍屬於未實現的銷售利益，因此亦屬於過度性項目，在本研究中所探討的，涵蓋應收帳款與應收票據的部分。

2.1.2 應收帳款之信用風險管理

在應收帳款管理中，企業首先要決定是否要將交易信用授權給客戶，且也必須評估企業有多少在外流通的應收帳款，其總額視以下兩個因素而定：

1. 信用銷售的數量。
2. 從銷售發生到將應收帳款收現所需的平均時間。

企業的營運要能進入穩定的狀態，則應收帳款總額為「每日信用銷售額」乘以「平均收現期間」，因此應收帳款總額必須視銷售水準與收現期間而定，且企業的融資需求也會隨著應收帳款的增加而增加。企業的應收帳款餘額太高可能會伴隨呆帳的風險增加而產生鉅額的呆帳損失，同時也會積壓資金，使企業週轉不靈。若是企業大幅降低對客戶的信用交易，雖然應收帳款餘額會大幅降低，發生呆帳的風險及資金的需求均會降低，但是也會對企業的營業績效產生很大的影響，使公司的獲利能力大為減弱。所以一般企業均設定信用政策，進行信用管理，使應收帳款維持在最適當的水準。

企業依目前的經濟環境，市場競爭情形以及企業本身資金的狀況定出寬鬆的信用政策或嚴格的信用政策，在景氣低迷，或企業需要資金週轉時，公司可能採取嚴格的信用政策，信用政策趨向：

(1)縮短信用期間，對使用信用交易的客戶要求較短的票期或鼓勵以現金交易。

(2)緊縮信用標準，只對信用水準較高的客戶給予較高的信用額度。

(3)加速過期未付款之帳款催收。

反之，在景氣復甦，市場競爭激烈，或企業有足夠資金擴充信用時，企業可能採用較寬鬆的信用政策，信用政策趨向：

(1)對風險較大的客戶仍給予信用交易的優惠。

(2)延長付款週期並減少對過期尚未付款的客戶之收款壓力。

依照行業別以及營運屬性的不同，某些企業針對交易金額較大、以及風險較高的客戶會採用徵信的方式做為客戶信用管理的機制，但是一般而言，基於成本與時效性的考量，目前各企業採用的信用評比工具多以報表方式為主，主要為應收帳款明細表、帳齡分析表、客戶別營業額統計表及客戶別收款率分析表，下面就這四項報表做說明：

應收帳款明細表：應收帳款明細表顯示客戶應收未收的交易明細、交易時間以及款項金額，決策者可透過此表初步判斷看出該客戶的交易情形是否異常，並可以據此表向客戶追討未收的部分。

帳齡分析表：帳齡分析表為將客戶的應收帳款分別依照應收帳款週期做分類，主要顯示出應收帳款已流通在外多久的表，它可使信用管理人員很快瞭解下列事項：

1. 到底有多少客戶在折扣期間內付款？
2. 到底有多少客戶在信用期間內付款？
3. 到底有多少客戶在信用期間過後才付款？
4. 到底有多少應收帳款會由於拖太久的緣故而成為壞帳？

信管人員透過帳齡分析表以及公司的平均收現期間，可掌握應收帳款帳齡與金額分布的趨勢，用來評估公司的信用部門相對於其他公司信用部門的績效。如果平均收現期間有開始延長的跡象，或已有越來越多的客戶未能如期付款，則公司就可能必須採取緊縮信用的措施。

客戶別營業額統計表：此表主要是將客戶與企業的交易明細，依照週期(每月)加總顯示該客戶每個週期與公司的交易金額，進而判斷客戶的營運狀況，假設客戶與公司的營業額逐漸遞增的趨勢，且付款狀況正常，則該客戶的信用水準較高。反之若客戶與公司的營業額突然大幅下降，同時貨款均未能按時付清，則此客戶的信用水準有待驗證。

客戶別收款率分析表：此表為公司對客戶各月份的銷售與收款分別加總，顯示收款率統計，透過此表能夠完全比較出客戶的銷售與應收帳款之間的關係，防止客戶銷售金額突然暴增，但卻收不到款的情況發生。透過以上四個表的資料，可以協助企業作客戶信用管理的依據。

2.1.3 信用政策(Credit Policy)的制定

企業擬定信用政策一般係由下列四個要素所構成：

1. 信用期間(Credit Period):信用期間是指企業給予客戶的付款期間，企業通常會根據客戶的正常存貨特有期間或是產品銷售週期來決定信用期間的長短。
2. 信用標準(Credit Standard):為了獲得企業給予信用交易的使用，客戶所需具備的最低財務力量。在決定信用標準時，企業的主要考慮因素是，客戶延遲付款或賴帳不還的可能性。
3. 收款政策(Collection Policy):企業為了催收已過期的應收帳款所遵循的程序。收款政策的改變會影響到銷售額、收現期間、壞帳損失百分比，以及願意享受購貨折扣客戶的百分比。
4. 現金折扣(Cash Discount):企業為了鼓勵客戶提前付款所給予的購貨折扣。

一般而言，信用政策的放鬆會導致銷售額的增加，但基於下列原因，公司的成本也會跟著提高：

1. 為了生產更多的貨物，必須投入更多的人工與原料。
2. 應收帳款會隨著銷售額的增加而增加，故公司必須負擔較前為多的應收帳款持有成本。
3. 壞帳損失以及現金折扣費用也會隨著銷售額的增加而增加。

因此，在信用政策的制定上，除了客戶的交易信用屬性以及整體環境的景氣外，必須配合企業本身的生產能力、財務能力以及風險承擔能力做全盤的考量，才能掌握最佳的財務平衡狀況。

2.2 資料探勘(Data Mining)的理論技術與相關應用

在知識爆炸的時代中，現代的企業體常常需要面對許多有關客戶、供應商、競爭對手以及工業趨勢等資訊；如大量的性別、年齡、職業、住址、

購買習慣、供應商售價表、市場銷售數量與競爭對手價格策略，以及賣場上上千個商品的售價與分類；而他們往往只知道努力的擷取資訊，但卻均無法有效地使用它們。近幾年，企業也體認到他們所收集到資料只有少部份是有效的被使用到。因此，在此需求的情況下，出現了一系列結合各種資料探勘技術(Data Mining Techniques)的新型產品以及服務，使得一般企業所蒐集的資訊可以經由此技術而發揮最大的效用，在本節中，就對資料探勘的理論與技術做相關介紹。

2.2.1 資料探勘的定義與程序

在人類決策的過程中，會經過一定的步驟。經濟學者 H. A. Simon 在 1960 年代提出一般人解決問題的四個階段，分別為情報、設計、選擇及實施，成為較為大家所熟知且引用的模式。此外，毛治國教授認為「決策」可拆解成「見、識、謀、斷、行」等五個步驟。對企業來說，「見識」是一種「如何權衡環境、審時度勢，為企業診斷問題、發掘機會」的工作。它的原則是「了解全局、洞察趨勢、把握重點」；它的重點在「為企業定義正確的問題」。因此，企業在決策的制定過程中，如何蒐集充分的資訊，並從其中過濾出有價值的資訊情報，以找出真正問題的核心，對未來企業所制定決策的品質具有重大的影響，而資料探勘的工作，就是有效的從龐大的資料中取得較不為人知，具有參考價值的資訊。曾任職於 IBM 北美決策支援策劃部的 Evangelos Simoudis 為資料探勘做出以下定義 - 「資料探勘是從一個龐大的資料庫中將正確、以前未發覺卻非常重要的資訊加以抽離出來，並利用這些資訊來做出重要決策的過程。」。

過去在資料庫應用上，經常使用資料庫查詢的功能，透過簡單的程序與排列之後，顯示出較為表面、淺層的資訊，但若是想知道更深入的資訊，在面對龐大的資料，卻都束手無策。資料探勘不僅僅只對資料庫提出一個查詢的要求，事實上，它是一個更加複雜的程序；利用它，使用者可以從排列方式雜亂無序、未結構化的資料中找出並規劃出有用的資訊。有別於傳統的資料庫查詢，資料探勘是自行找出隱含於資料庫中的相關性，並且以一種可令人理解的方式呈現出來；舉例來說，它可能會偵測出有相似特性的客戶群，並決定其中哪些群組的人最可能對新產品或活動會有所回

應。因此可以得知的是資料探勘技術會找出兩種有用的資料；一種是傳統中大家認為有用的資料；另一種是因為其所顯示出的訊息有別於以往較為突出且對於企業而言較為有用的資料。

由於資料探勘的任務主要是由龐大的資料中找出有意義的資料，因此通常依照下列五個步驟進行：

- 1. 決定企業探勘資料的目的：**企業在決定進行資料探勘前，必須清楚的定義出其所面臨的問題以及所欲達成的目標，再衡量需要採用何種技術完成任務。這是非常直覺，卻也是關係到未來進行資料探勘任務成敗的關鍵，因此決定最終目標之後，才能進一步規劃利用適當的資料以及技術以達成目標。
- 2. 資料收集與整合：**目標明確之後，就必須掌握進行資料探勘所需要的資料。資料的來源不外乎存在於企業內部或是外部，最好的狀況是這些資料都是立即可使用的，然而往往實際所遇到的狀況是企業必須面對龐大、雜亂無章、格式不統一且與資料庫系統不相容的資料，若不經過適當的資料格式整理與篩選，可能會導致之後的資料探勘工作無法順利進行下去，或造成最後產生的結果出現偏差的情形，因此在此一步驟，必須決定需要哪些資料，收集資料以及依照資料庫支援的格式與所用到資料欄位屬性訂定資料格式，最後進行資料整理。
- 3. 選擇適當的資料探勘功能：**不同的應用領域，不同的問題型態，以及需要應用到的技術，必須選擇對應的資料探勘功能來解決。例如零售賣場想要訂定產品的搭配銷售策略，則必須採用關聯分析的功能了解消費者的採購偏好。關於資料探勘的功能，會在下一節作詳加介紹。
- 4. 結果分析：**在上一步驟得到探勘的結果，但是不是所產生的結果立即可以使用，有時候也會產生偏差或是完全錯誤的結果，因此必須將結果加以分析，並進行專業評估與解讀，探討分析結果的正確性以及造成結果背後潛在的意義。
- 5. 知識應用：**經過分析的可用結果，便可應用在實際問題的解決上或是策略規劃上。由以上步驟探索出的知識，有些是顯而易見的，也有些是隱晦不明，必須讓專家做進一步的判斷或是對結果進行合理的解

釋，才能成為實務上能夠直接的應用，有時候專家解讀出的結果會另一個新的資料探勘任務的開始。

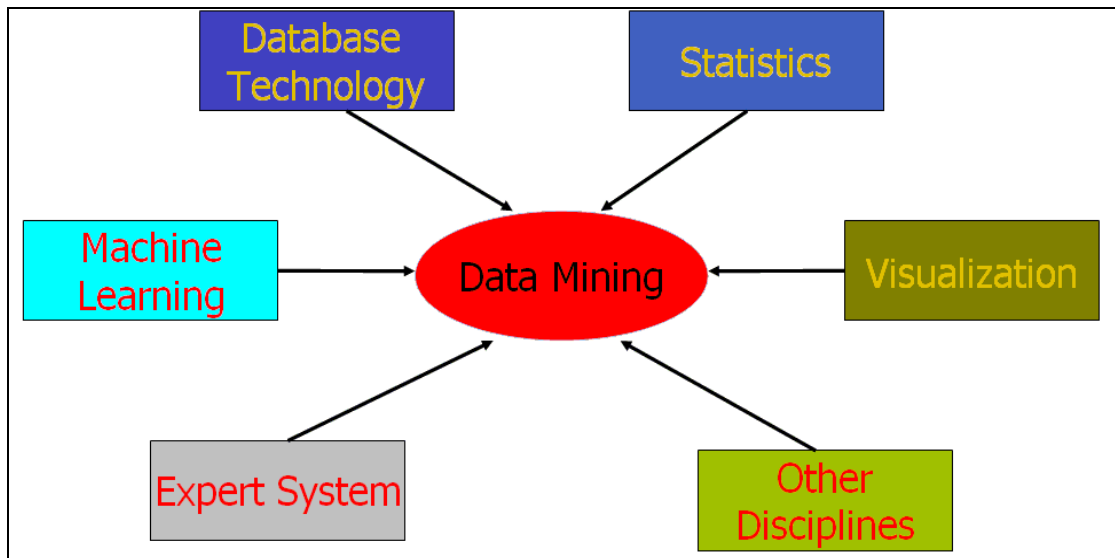


圖 2-1 資料探勘(Data Mining)所運用的技術整合

關於資料探勘所牽涉到的技術領域，如圖 2-1 所示，為了要達到所需的功能，資料探勘整合包括以下的技術：

1. 資料庫技術(Database Technology)：藉由資料庫技術，龐大的資料得以儲存以及做適當的排列與運算，以方便快速的存取，增加資料探勘的效率。
2. 機器學習(Machine Learning)：利用人工智慧中的機器能夠長期觀察與學習的特性，從大量的資料中，分析過去的行為模式並模擬未來可能發展的趨勢。
3. 專家系統(Expert System)：專家系統的特色在於蒐集人類過去的知識與經驗，建構一套知識庫(Knowledge Base)，藉由經驗法則與邏輯的推理，大量又快速的搜尋出最佳的解決方案。
4. 統計技巧(Statistics)：資料探勘的技術是建構於在統計基礎上，大量的資料經過統計後的結果後可顯示較有意義的資訊。
5. 形象化(Visualization)：龐大且雜亂無章的資料，透過圖形化或是形象化的處理方式，將更能夠由其中看出有意義的行為趨勢或是資料的分布狀況。

6. 其他的規則(Other Disciplines)：某些資料透過基本的統計處理無法產生有意義的結果，資料必須依靠其他的規則整理後將能顯示出其背後潛在的意義。

2.2.2 資料探勘的功能應用與限制

資料探勘具有提供相當重要資訊的技術，近年來也廣為學術界或是企業所注重，但是在實際上該如何應用。根據資料探勘所提供的四項主要功能，依照功能需求與執行程序，研究學者更進一步將資料探勘的運作分為四種主要類型：

1. 關聯性運作(Association)：關聯性運作的靈感來自於為了解決零售企業的問題，主要功能去發掘哪些事物總是同時發生，也稱為購物籃分析；美國一個應用資料探勘技術做關聯分析的有名實例是零售連鎖商 Walmart 發現的「星期四、尿布和啤酒」。也就是在審視各銷售點之終端機所獲得的記錄後發現在禮拜四晚上，消費者通常會同時購買尿布和啤酒。這樣的發現提供了 Walmart 更多可與此結合的行銷點子。事實上，購物籃分析就是達成交叉銷售的方法。藉由這些資料，零售商們可以調整貨架的擺設位置，進而設計推銷活動，以期能更有效地將商品賣出。除了實體的零售量販店之外，目前許多新興的網站，也大量應用關聯性技術，透過搜集網友對於網頁瀏覽的偏好、廣告的點閱以及經常搜尋的關鍵字等的間接資料，或是直接在該網站上消費過的商品資訊，推測出網友對於何種商品具有潛在的消費動機，以主動提供相關商品的消費資訊以刺激其購買意願。而對於非商業相關的領域，澳洲健康保險委員會曾使用資料探勘技術來找尋其資料的關聯性；他們的資料探勘工作主要是針對一些不必要的醫療檢驗，而尋找的目標則是利用通常會同時進行檢驗的代碼，找出其間的關聯性。一些專家認為有些檢驗工作是多餘的，根本不需要做的；而且利用這個技術同時發現了許多的實例，足以替委員會節省大量的金錢。

2. 序列特徵(Series Characteristic)：預測是根據對象屬性之過去行為觀察值來推估該屬性未來之值。例如由過去行銷活動所產生的反應來預測未來新活動的回應率，或是由顧客的職業、年齡、收入等人口屬性特質及其消費行為來預測可能的流失率等。使用的資料探勘技術包括時間序列(Time Series Analysis)、類神經網路(Neural Network)、決策樹(Decision Tree)、迴歸分析(Regression Analysis)等。銀行業、保險業、信用卡公司等行業近年來對於詐欺行為的偵測(Fraud Detection)非常關心，因為每年這些行業因詐欺行為而造成的損失都非常可觀。資料探勘可以從一些信用不良的客戶資料中找出相似特徵並預測可能發生的詐欺行為，以達到減少損失的目的。此外，金融市場也是廣泛地將資料探勘的技術用於預測上，例如期貨市場分析過去期貨商品的價格變動，以預測近期商品價格的走勢。

3. 分類(Classification)：分類就是分析資料的所有特質，依據已知類別建立模型，再將其指派至一個現有的群集中，以解釋該類別之特性。例如，金融機構常客戶的將信用狀況區分為高風險、中度風險及低風險，或是將客戶區分為高貢獻度族群、高忠誠度族群等。藉由分類可以對不同族群給予不同的產品及服務。它使用的 Data Mining 技術有決策樹(Decision Tree)，記憶基礎理解(Memory-Based Reasoning)等。信用卡公司除了利用預測的技術，掌控客戶可能發生的詐欺行為之外，在發行信用卡業務上，也應用其擁有過去客戶之信用歷史以及繳款特性等的大量相關資訊，將信用良好的客戶與發生信用問題的客戶的基本資料做分類並建立一些模型，調整新申請者的信用可靠度。此外，在市場行銷上，也透過過去購買該產品的客戶、地點、時間等做基本資料統計與分類，以歸納出該產品的市場消費族群並擬訂配套的行銷策略。

4. 群集化(Clustering)：群集化就是將一群異質的群體區隔為同質性較高的群體或是子群。它與分類不同的是，群集化沒有依靠事先明確定義的類別來進行分類，資料是根據自身的相近性來群集在一起的，因此，群集化可說是分類的前置作業，它也是進行市場區隔的第一步。

雖然在統計上，群集早就被使用了。而在資料探勘上，其新鮮之處在於它處理的一些非數字屬性的物件。使用的技術為 K 平均法。許多廠商在新產品上市前或剛上市後，利用問卷調查的方式，除了從消費者基本資料上做消費族群的分類，並也透過消費習性的問題中，將結果群集化處理，找出消費者的潛在特性，以作為行銷策略或是改善產品的參考。

然而，企業界實際發展資料探勘技術的模式時，效能常不如預期，有許多因素影響，包括資料的不完整性、無時效性會影響 Model 建立的準確度，以及分析的結果需要企業內部其他相關部門配合來執行，才能將資料探勘的效能真正發揮。



2.3 混沌理論的發展與運用

在本節中，主要是介紹混沌理論的發展、混沌現象的探討以及混沌理論的相關研究應用。

2.3.1 混沌理論介紹

混沌(Chaos)是一種非線性確定過程(Nonlinear Deterministic Process)，其看似隨機且非常複雜的變化行為，其實背後卻可由非常簡單的動態過程所產生。混沌理論起源於數學與物理學，是 20 世紀中最重要的創新研究之一。由於真正的隨機過程，是不能夠被精確預測的，因此在過去科學家往往將一些生活中無法解釋，且無規則的非線性行為歸納為隨機過程而予以忽略，隨著混沌理論的發現，許多研究學者開始回頭，試圖從複雜且無規則的現象，探討其背後是否隱藏著其確定性的結構模式(Pattern)，因此混沌理論的研究，也擴展到其他各領域。

提到混沌理論，不得不提到在混沌理論領域具有重大貢獻的氣象學者 - 勞倫茲(Edward Lorenz, 1963)，其利用十二條數學方程式，試圖模擬大氣的系統變化，從天氣預測的電腦中發現到兩個獨特的現象：一為『蝴蝶效應(Lorenz Butterfly)』(如圖 2-2 所示，對初始條件的敏感依賴，初始條件微小的差異，會造成日後系統狀態截然不同)，發現氣象的變化—差之毫釐，失之千里；另一為『奇異吸子(Strange Attractor)』(如圖 2-3 所示，在奇異吸子會在相空間上對漫無秩序的軌跡進行約束，顯示出亂中有序的現象)，引發了此後科學家對於混沌現象的研究。

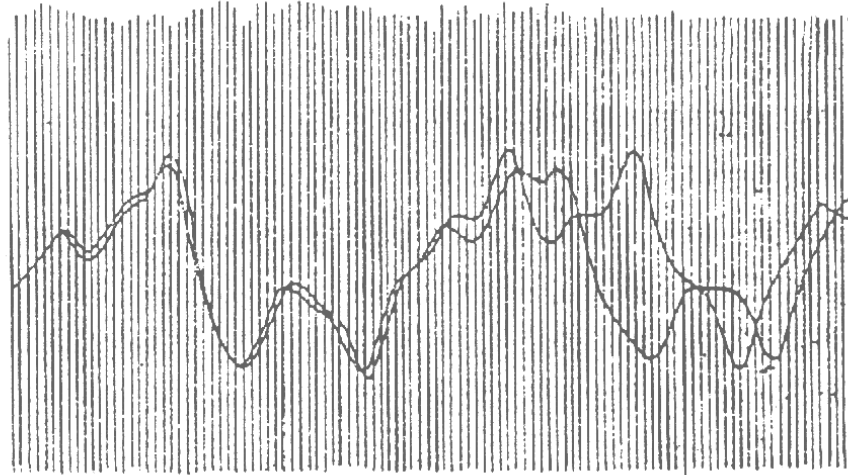


圖 2-2 蝴蝶效應-對初始值的敏感度

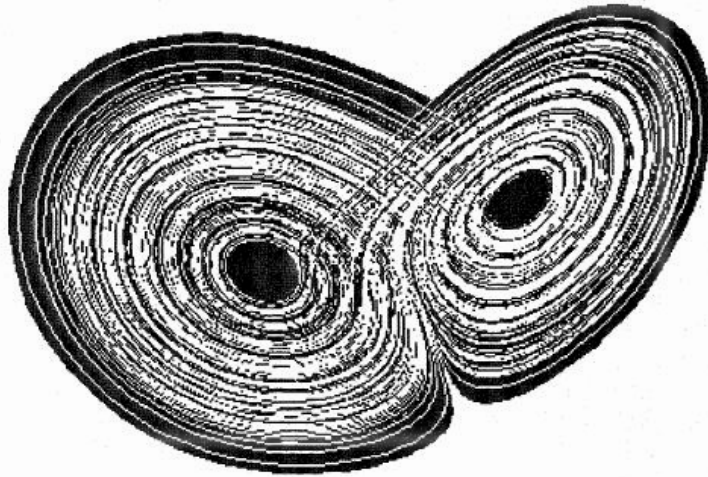


圖 2-3 奇異吸子

關於混沌現象的發現，可以引用介紹混沌理論中常被提到的羅吉斯方程式(Logistic Equation)。在傳統族群生物學中認為，在不受限於食物供給與道德束縛的前提下，生物存活率可由每年增加固定百分率之函數，即為一線性函數： $X_{t+1} = rX_t$ 表示，這就是人口成長的古典馬爾薩斯構想(Classical Malthusian Scheme)。但在 1845 年由菲耳胡斯特(P.E.Verhulst)所提出，用來描述封閉環境中生物發展的概念，之後生物學家根據此概念從事研究，在一座孤島上所做的野兔生態學觀察，在觀察中發現當地野兔的存活率會受到前幾季存活率的影響，若是前幾季存活率過高，野兔數量過多，則會因為封閉環境內的成長空間達到瓶頸，沒有足夠的糧食，造成彼此互

相競爭，影響到當季的存活率，因此在實際的世界裡，生物的成長是有所限制的，當生物數量很小時，其數量會急速成長，到了中間值成長速度開始遲緩，當數量龐大時會崩潰下降。在經過一連串的時間觀察與統計之後，生物學家歸納出以下的數學關係式：

$$X_{t+1} = rX_t(1 - X_t) \dots\dots\dots(2.1)$$

$$0 < X_t < 1, 0 < r < 4$$

式(2.1)中 X_t 代表當季野兔的存活率， X_{t+1} 代表下一季的野兔存活率， r 代表成長參數，此方程式表示下一季的野兔存活率會受到前一季的野兔存活率以及成長參數 r 所影響。其中 $(1 - X_t)$ 項使得成長限定在某一範圍內，當 X_t 增加，則 $(1 - X_t)$ 會相對減少，顯示存活率會受到前期存活率的負反饋作用，由於生態環境的改變，成長參數 r 也會隨之改變。

羅吉斯方程式之所以會被廣泛的解釋混沌現象，是後續生態學者將物種的遷移能力以其棲息區所能支援物種最大數量的觀念納入，衍生出新的方程式：



$$P_{t+1} = r \times P_t \frac{(K - P_t)}{K} \dots\dots\dots(2.2)$$

其中 P_t 表示某一物種數目， K 代表棲息地所能容納該物種的最大數量。以下列例子來做解釋，假設某棲息地所能容納野兔的數量 $K=1000$ ，如圖 2-4 所示，假設野兔數量初始值 P_0 為 500，並在 0 到 1 之間取成長參數 r 分別為 $r=0.25, 0.6, 0.95$ ，則在數期之後，野兔數量將逐漸為 0，亦即野兔滅亡。

Logistic Equation - Decline to Zero

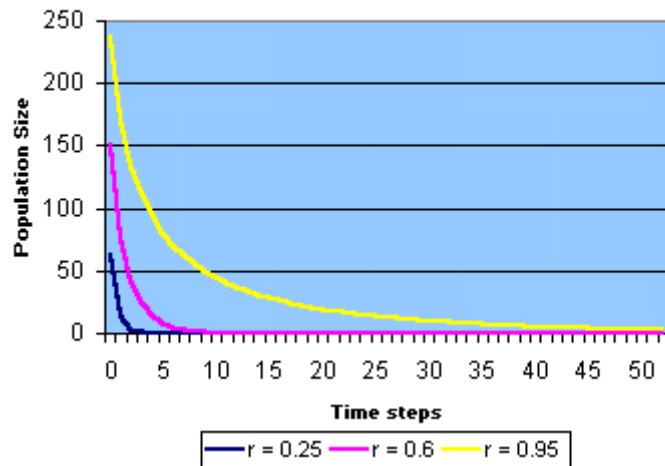


圖 2-4 羅吉斯方程式(logistic equation)模型($0 < r < 1$)

但是將 r 取在 1 到 3 之間，如圖 2-2 所示，分別取 $r=1.25$ ， $P_0=600$ ； $r=2.0$ ， $P_0=750$ ； $r=2.75$ ， $P_0=990$ ，由於一開始數量太多，野兔數量會突然下降，數量越大的下降幅度越大，但是到最後終究維持在一平穩值，這表示系統已達到平衡。另外參考圖 2-5，初始值 $P_0 = 0.01$ ，在 r 介於 1 至 3 之間時，數量會穩定的增加，由圖 2-4 與圖 2-5 所示，系統隱含有自我平衡的功能。由圖 2-4、2-5 與 2-6 所示，當 r 介於 0 到 3 之間，數量終究收斂至一穩定值，儘管圖 2-4 中數量變為 0，但仍為收斂。

Logistic Equation - Normal Population Growth

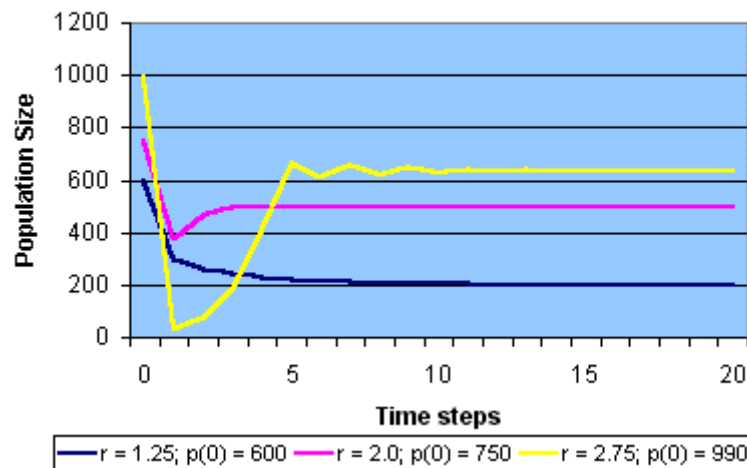


圖 2-5 羅吉斯方程式(logistic equation)模型($1 < r < 3$)

Logistic Equation - Normal Population Growth

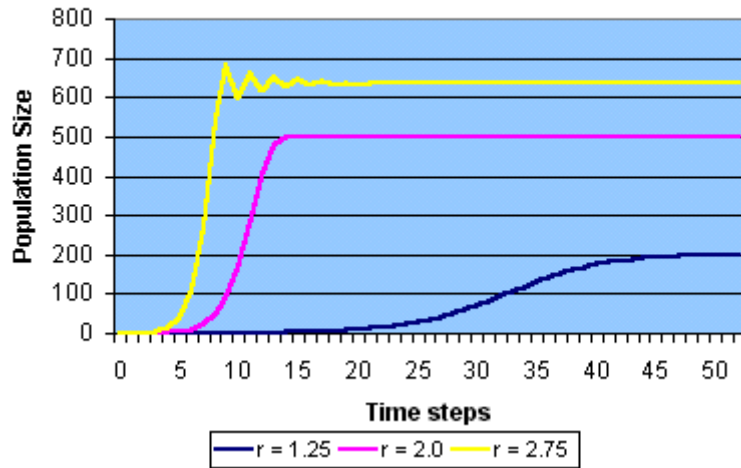


圖 2-6 羅吉斯方程式(logistic equation)模型($1 < r < 3$)

但是當 $r \geq 3$ ，如圖 2-7，分別取 $P_0 = 0.01$ ， $r = 3.0$ 與 $r = 3.45$ ，則可以觀察出，當 $r = 3$ 時，系統最後會出現在兩個穩定值中來回震盪，當 $r = 3.45$ 時，系統會出現在四個穩定值中來回震盪。當更進一步取 $r = 3.56$ ，如圖 2-8 所示，此時系統出現八個穩定值，路徑在此八個穩定值中震盪。當 r 值持續增加，函數的不穩定平衡點將更多，由四點的循環，變為八點，再增加為十六點以上的循環，直到呈現 2^n 點的循環($n = 1, 2, 3, 4, \dots$)此週期不斷增加的過程稱為分歧(May, 1976)。

Logistic Equation - Multiple Stable Values

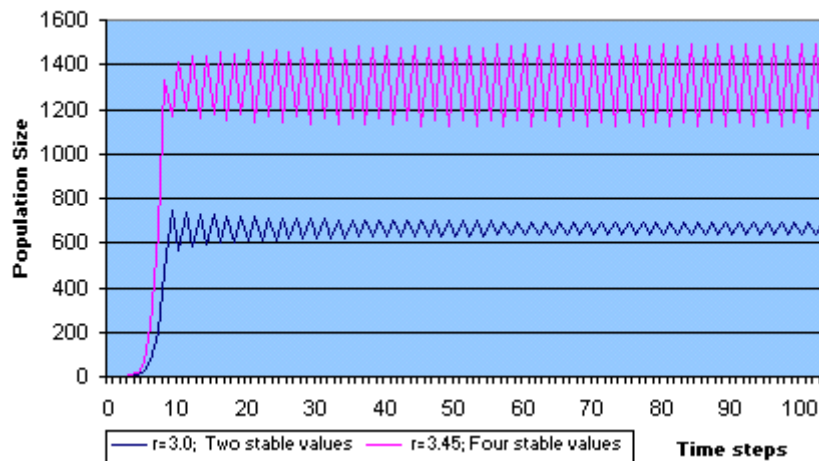


圖 2-7 羅吉斯方程式(logistic equation)模型($r > 3$)

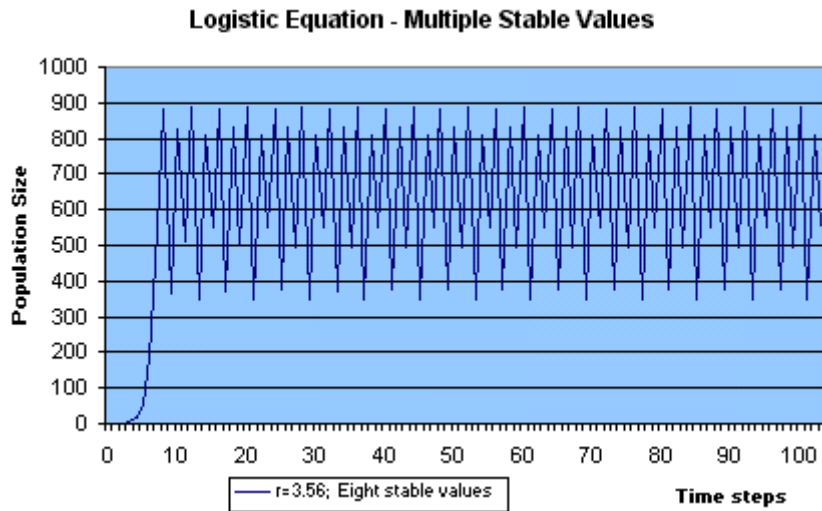


圖 2-8 羅吉斯方程式(logistic equation)模型($r=3.56$)

但是當 r 到達 3.7，取 $r=3.725$ 時，如圖 2-9 所示，奇妙的現象發生了，此時圖形出現看似隨機且不可預期的震盪，亦即不會產生重複的穩定值，這也是所謂的混沌現象發生。而這種複雜的行為，是由簡單的羅吉斯方程式所產生的。圖 2-10 為系統穩定值與成長參數 r 的關係圖。

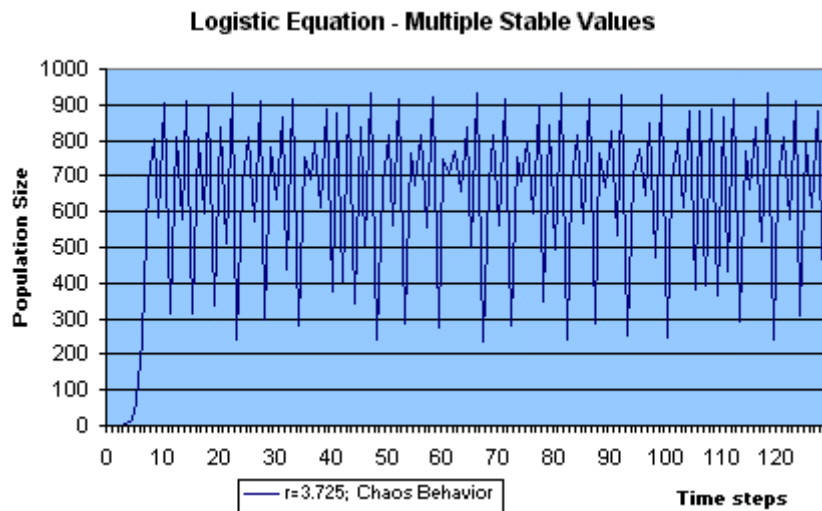


圖 2-9 羅吉斯方程式(logistic equation)模型($r=3.725$)，混沌現象發生

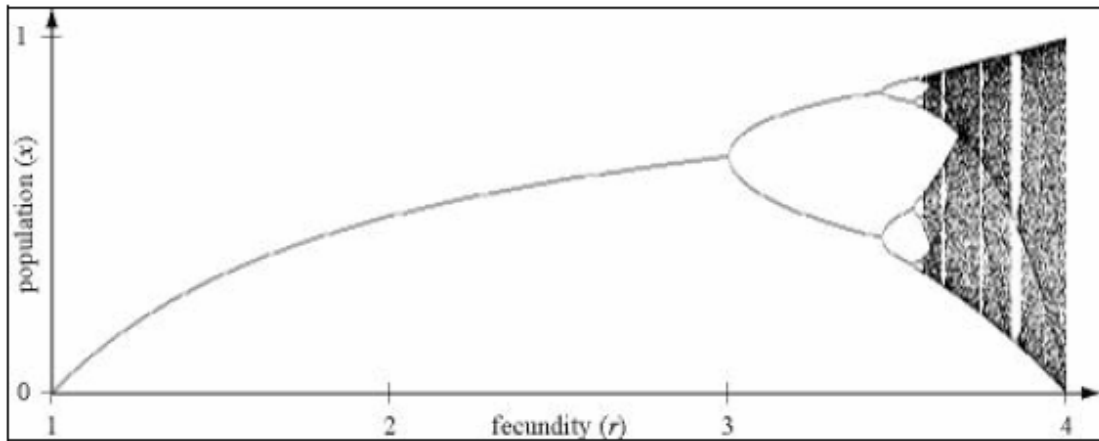


圖 2-10 平衡解與成長參數 r 之關係圖

由以上的說明，可以得到一個重要的觀念，序列關係(The Sequence)，此觀念在混沌理論中稱為運行軌跡(Orbit)，序列可經由一個遞迴的系統產生，設定初始參數值，經由一定的演算過程即可不斷產生往後的序列數值。綜合以上的探討，可以歸納混沌特性如下：

1. 混沌過程必為非線性動態過程：傳統的決定性系統的行為是明確、規律，可以藉由因果性來加以掌握，混沌雖然來自決定性系統，但是它的內在的非線性過程使其展示無規律的行為。此外，雖然混沌現象必然出現在非線性的動態系統中，但反者並不恆成立，如上述的羅吉斯方程式為例，雖為非線性動態方程式，但當 r 小於 3 時，並不會產生混沌的現象，序列最後會達到一個穩定的均衡。
2. 混沌現象對初始值的高度敏感：在許多研究中常常會談到的例子——蝴蝶效應：一隻蝴蝶振翅所拍打出來的風，會造成未來地球上氣候的巨變。混沌系統對於初值極為敏感，系統的演化過程中，一個微小的誤差或干擾，很可能造成演化方向極端的差異，即所謂的「差之毫厘，失之千里」，這種對於初始值的敏感性使得嘗試對複雜系統所做預測的結果極不可靠。但是複雜系統是否僅能描述其行為，無法發掘出背後產生的機制呢？因此，找出混沌中的秩序，是各界學者努力挑戰的目標。
3. 無週期的時間路徑：以羅吉斯方程式為例，當 r 從 $r=3$ 開始增加時，會先出現循環時間加倍的特性，而當混沌現象形成後，由於無週期的擺盪

行為，則永遠不可能產生相同的輸出值或有極多的穩定平衡點。因為假設當相同的值一旦再出現，序列就會出現週期循環的現象，軌跡即便可以完整預測，就不會是讓人困擾的混亂現象。

4. 存在有奇異吸子的現象：混沌現象外觀看似隨機發生，但是內在其實是由一確定性非線性模式不斷的演算所產生，以一混沌系統不斷的進行某種轉換，並將產生的數值在平面記錄下來，觀察軌跡的情形，當軌跡呈現出有秩序的圖形，即表示背後存在有吸子(Attractor)，混沌軌跡所產生的吸子會在相空間上對漫無秩序的軌跡進行約束，產生安定的碎形集合，即使在改變初始參數的情況下，仍會出現相同的圖形，一般研究稱這種吸子為奇異吸子(Strange Attractor)，奇異吸子會產生一個吸收的區域稱為盆地(Basin)，將軌跡收斂在此範圍內，不致於遠離發散。

2.3.2 碎形理論與特性



碎形(Fractal)一詞是 Mandelbrot (1974)為複雜形狀與無規則現象創造的一個新詞，意指有些破碎部份不規則集合在一起的狀態，可是到目前為止，碎形仍無一個嚴格的定義。碎形的特徵是描述一個集合(set)，當此集合對於本身在不同程度的放大後，而所看到的形態總是相同的。一般要對於碎形有一個較明確的概念，皆從碎形幾何的角度開始，學術上的範例為由許多數學家創造出的規則碎形，如科赫雪片(Koch Snowflake)、康托集合(Cantor Set)、西爾平斯基襯墊(Sierpinski Gasket)等，如圖 2-11 至圖 2-13 所示。簡而言之，碎形本身具有兩個重要的特性：自我相似性(Self-Similarity)及碎形維度(Fractional Dimension)。

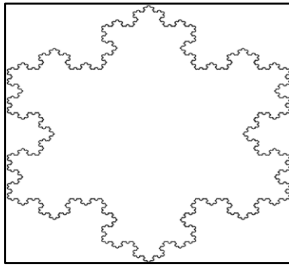


圖 2-11 科赫雪片

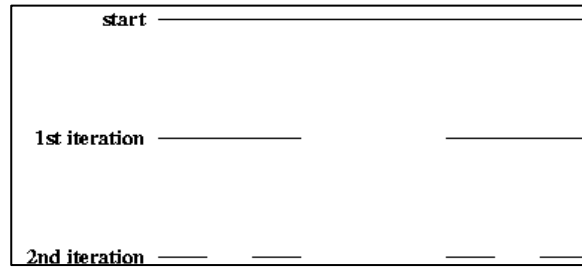


圖 2-12 康托集合

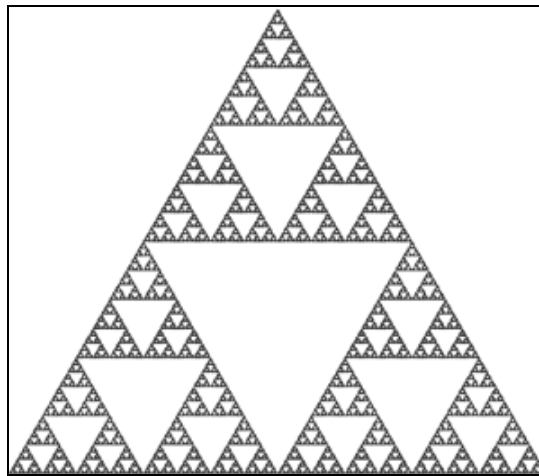


圖 2-13 西爾平斯基襯墊

1. 自我相似性(Self-Similarity)：指不論採用什麼樣大小的標度(Scale)對碎形本體進行測量，其形態皆不變，以一條曲線為例，觀察取出曲線的一小部份，加以適當放大以後，仍與曲線整體的形狀是一樣的，曲線的任何一小部分都是整體的縮形。實際的現象並不如想像中及實驗創造出的現象那般規律，但從統計上的意義來看，仍然是具有自我相似性的，即統計的自我相似性(Self-Similarity)。所謂的統計意義，就是在研究中收集許多類似的形狀，把其中之一的一小部份加以放大後，其形狀與收集中的另一個形狀是相搭配的。就時間序列而言，將資料的一小段放大，所呈現的特徵和原先尺度所呈現的特徵相似。以系統而言，常見的自回饋系統是個很好的例子，在此類系統中，系統的輸入值即為前階段的輸出值，在此程式下產生的時間序列即存在自我相似性。
2. 碎形維度(Fractional Dimension)：碎形維度的值不是整數而是分數，

在歐氏幾何中，所研究的形狀維度都是整數，分數維度在歐氏幾何中視不可思議的，但是碎形這種怪異性質在自然界卻普遍存在，在此引用依據碎形理論大師 Mandelbrot [1982] 所說的：『雲朵不是球體，山峰不是圓錐體，海岸線不是圓弧，樹皮不是光滑的，甚至閃電走的路徑也不是直線』，反映出歐幾里德幾何學的應用是有限制的，對於解釋自然界的複雜物體方面是如何的無能為力，遂產生了『碎形幾何學』。

以紙球為例，當一張紙張攤平時，假設不考慮其厚度，其歐氏幾何維度為二維平面，接著將紙張撕成碎片，擠壓成一個紙球，此時紙球的維度將不再是二維平面，但它的維度也不是三維。因為紙球表面有裂縫空隙存在，其維度將小於三維，但若擠壓的愈緊，則維度愈接近三維。對於這種現象，是傳統的歐氏幾何無法以其純粹、平滑的方式能描述的，唯有實心的固體才是維數上真正三維的物體，故只有碎形維度的衡量方能適切的表示物體或時間序列。複雜系統的背後必隱藏有特殊碎形結構的奇異吸子，鑑別時間序列是否具混沌現象，可藉由碎形維度的衡量作判斷，並由碎形維度的大小得知系統的複雜程度。

當一系統(或時間序列)呈現混沌的特性的話，則它即具有混沌現象，由基本的非線性動態過程推演出的序列，通常能符合以上特性，如數學家們提出的方程式；但是由實際資料證明是否符合以上特性的研究是各工程領域所期望的，遂發展出許多鑑定混沌現象的方法。本研究將在下一節作說明。

2.3.3 混沌現象的鑑別方法

如果將由簡單的數學方程式和改變少量的參數與初始資料就可以描繪出複雜形狀的方法稱為『問題』的話，那麼由複雜的形狀反求具有原方程式的方法就稱為『反問題(Inverse Problem)』。由上節所述羅吉斯方程式的例子，鑑別時間序列是否具有混沌現象為反問題的求解方式，這也是各工程領域研究中，試圖以混沌現象解釋複雜行為的重點，基於這個需求，研究學者發展出許多鑑別時間序列的方法。

在時間序列實證上，通常由檢視一系統是否具有奇異吸子，來判別系統是否屬於隨機、混沌抑或其他特性的系統。由幾何的角度觀示，混沌現象是屬於一種具有特別維度的碎形，可將軌跡顯示於座標為 (X_t, X_{t+1}) 的平面上，由於奇異吸子的存在，軌跡不會將平面填滿，所以軌跡圖不具有整數的維度，而是具有非整數的維度(碎形維度)。計算時間序列的碎形維度成為判斷是否具有混沌現象的依據，碎形維度的大小則為系統複雜度的依據。如何鑑別一個系統是否具有混沌現象，已有許多學者提出圖形或數量化的方法，茲整理如表 2-1：

方法	方法概念說明	鑑別方式 〔具混沌現象〕
李雅普諾夫指數	以軌跡追蹤的方式計算特定的關係式，直到包含所有資料，計算最大的李雅普諾夫指數	李雅普諾夫指數 >0 表示軌跡運行並不收斂
R/S 分析法	計算 Hurst 冪數(H)，作為判斷系統是否具有持續性的指標，具此參數 H 推估碎形維度	$0.5 < H < 1$ 序列具有持續正相關 未來路徑受過去行為影響
相關維度分析法	以相關積分的概念，衡量資料組間之距離小於某一特定值的程度	維度值 D 〔D 值不為整數〕
容積維度	以幾何空間角度觀察維度，當維度值為非整數時具有混沌現象	維度值 D 〔D 值不為整數〕
資訊維度	與容積維度相同，只是以機率的型態表現	維度值 D 〔D 值不為整數〕
龐加萊圖	以圖形方式觀察混沌的動態行為，將 n 維的動態系統減為 n-1 維的間斷系統，觀察其行為	圖形呈現特殊的結構
Close Returns	研究奇異吸子的結構，設定差異值，計算所有資料點彼此的差異，以二分法繪製點圖，觀察圖形行為	圖形呈現規則的散佈結構
資料來源：陳信維〔2000〕		

表2-1鑑別混沌現象的方法

2.3.4 混沌理論之應用

混沌觀點的探討，除了在自然科學上的研究上廣泛被應用之外，近年來在經濟管理領域，也受到很大的注意。由於在研究上許多時間序列的研究，其研究樣本中的時間序列普遍存在非線性相關的現象，例如股票指數、匯率變動、期貨指數等，是經濟學家所關切的時間序列資料，他們期望此方面的研究，可以協助他們預測未來的走勢。此外，在生產管理的領域，市場需求的預測及掌握是分析第一步，但限於研究條件的限制，因此常逕自將其假設為某項機率分配，這樣的假設在新理論未發展前是可以被接受的，但畢竟與真實情況相異，因此混沌理論的出現，正是解決此研究問題的契機。

混沌及碎形理論中的分析方法，其實也可算是時間序列分析的方法，只因為初始的應用目的不相同，一直未關聯在一起，直到新科學掀起一陣研究的風潮，才廣泛的出現在各個工程領域中。由於傳統方法的不適性，近期的研究大都引用新分析方法，國內韓宜芬、李世欽、葉時魁、沈添吉、陳信維等在其論文研究中皆討論經濟方面的時間序列資料是否具混沌現象，對於股價指數、匯率、金融資產價格變動率、民生物品價格等時間序列，分別以不同之鑑別混沌現象的方法進行分析，雖然研究所得的結果皆無法提出明顯證據證明該時間序列具有混沌的現象，但是根據之前學者的相關研究，發現生活中處處充滿混沌的系統，如人體的經脈系統、道瓊股價指數的波動、資料傳輸時的雜訊等等。雖然有些研究無法證實研究對象(時間序列)具有混沌特性，但對於此類的研究仍有其貢獻性。

第三章 研究方法

本研究主要係依照資料探勘(Data Mining)的步驟進行研究，一開始對本研究所探討的客戶交易行為與客戶信用做一詳細的問題描述，以提出本篇論文的研究方法架構，接下來對本研究所採用以混沌理論觀察客戶交易行為之鑑別方式做演算法的流程做具體說明，之後歸納出正常客戶的交易行為模式樣版(Pattern)，最後由客戶交易行為樣版定義出一套客戶應收帳款的預警機制，以作為最後的研究結果。

3.1 問題描述

自企業開始採用信用交易作為主要的交易機制以來，雖然提供了企業與客戶間交易的便利性，並間接提高了企業的交易成功率，但也因信用交易所伴隨的風險，造成客戶應收帳款無法成為實質營業收入，產生客戶壞帳的問題，不但提高了企業營運成本，其所造成的企業資金衝擊，直接影響到企業的獲利，甚至危及企業的營運，因此對於客戶應收帳款的控管，是目前所有企業所重視的議題。

「事出必有因」，客戶應收帳款會出現問題，其發生原因必定與客戶本身有關，因此本研究觀察的目標為客戶行為。客戶在永續經營的前提之下，其必須妥善掌握銷售、存貨與資金的控制，以維持正常的營運。換言之，也就是在管理上講求降低庫存與增加銷貨，以維持營運成本最小化與營業收入最大化的目的。客戶若是營運狀況不佳，而導致其資金週轉不足，此時不但無法支付先前的應付帳款以發生退票現象，並且無多餘的資金進行採購，使得其失去營運的能力；也有可能為銷售業績衰退或是受到市場的影響，造成本身存貨無法有效的銷售出去，此時也會減緩採購的頻率或採購金額。因此，客戶的採購交易行為會間接反映出客戶的營運狀況。

目前企業在客戶應收帳款的管理上，多採用客戶帳齡分析表作為管理工具，透過帳齡分析表，可觀察出客戶目前有多少未兌現的應收帳款，以

及其帳齡金額/天數分布情形，雖然可以從中掌握客戶應收帳款的狀況，避免客戶的信用額度無限擴張，但是當客戶營運發生問題，無法支付帳款時，還是無法有效的避免客戶跳票而造成企業的營業損失，因此本研究希望透過客戶交易行為的觀察與分析，建立一套有效的預警機制，一方面可防範客戶退票的行為發生，另外也可以在客戶營運出現狀況之前，給予客戶適當的支援(例如增加其銷售能力、或是協助客戶辦理退貨以減少其資金壓力)，以達到關懷客戶的效果。

分析客戶交易行為的方法可分為定性分析與定量分析，定性分析一般是透過業務人員對客戶的交易行為利用其經驗或是對該客戶的熟悉度進行判斷，由於定性分析較為主觀，且較無法提出有效的數據證明其分析結果，因此定性分析較無法成為客戶管理的主要程序。反之隨科技的進步與工商業的發展，分析技術逐漸趨向較為客觀的定量分析。對於企業而言，其所能夠掌握客戶行為的主要資料來源為客戶的歷史交易資料，歷史交易資料是一組有時間先後順序的統計資料，而時間序列分析(Time Series Analysis)廣泛的應用在歷史資料分析上。時間序列分析的主要目的有二：

1. 描述及解釋時間序列的行為
2. 協助決策及預測未來發展

此兩項目的存有先後關係，當過去的行為能夠被充分解釋，在掌握其特性之後，對於未來的發展才能夠有效的做決策與預測，其目的符合本研究的目標，因此時間序列分析是本研究所使用主要的分析方法。

雖然時間序列在不同範疇已被廣泛的應用，但是大部分的時間序列分析，均有其限制條件，如穩定性、線性與隨機，而在現實生活中，時間序列資料普遍地存在非線性(Nonlinearity)，並隱含有決定性(Deterministic)問題，本研究中所探討的客戶交易行為，亦是種非線性動態過程。以往許多研究以線性試圖模擬非線性過程，但是長期而言，其終究無法掌握系統狀態，因此呈現出傳統方法的不適用性，而非線性動態過程為混沌的特性，因此以混沌理論或碎形來解釋客戶交易行為是否更為貼切？

因此本研究提出的研究方法將分為三大部分進行：

1. 對於客戶歷史交易資料以混沌之鑑別方法分析，判斷客戶交易行為是否存有混沌現象的特性。
2. 根據鑑別方法所產生的結果，建立正常客戶與退票客戶之交易行為模版(Pattern)。
3. 根據正常客戶與退票客戶之交易行為模版，找出其行為差異，並訂出警示參數。

3.2 研究方法架構



本研究的研究方法架構如圖 3-1 所示，主要是針對本研究所要探討的議題 - 「由客戶交易資料找出客戶發生退票行為的徵兆」，充分運用資料探勘(Data Mining)所提供的各項功能，分別進行以下處理步驟：

1. 群集：資料概念化的步驟。將原本雜亂無章的客戶交易時間序列資料，分別計算其李雅普諾夫指數與 Hurst 指數，以判別其是否具有混沌現象的特性。
2. 序列特徵：藉由兩種指數的變化，產生新的序列，並利用客戶應收帳款/信用記錄中是否曾經發生退票的記錄，將客戶分為正常客戶與退票客戶，由其序列觀察出正常客戶交易行為樣版(Pattern)。
3. 分類：將異常客戶其交易行為序列與正常客戶由步驟 2 所找出的行為樣版做比較，以觀察出其行為差異。
4. 關聯性：觀察客戶發生退票行為前，其交易時間序列是否產生變化，以觀察出的現象做為制定客戶信用交易之預警訊號。

最後將研究結果如何應用在客戶信用管理作相關探討，至於本研究分析過程，將於附錄 C 做詳細說明。

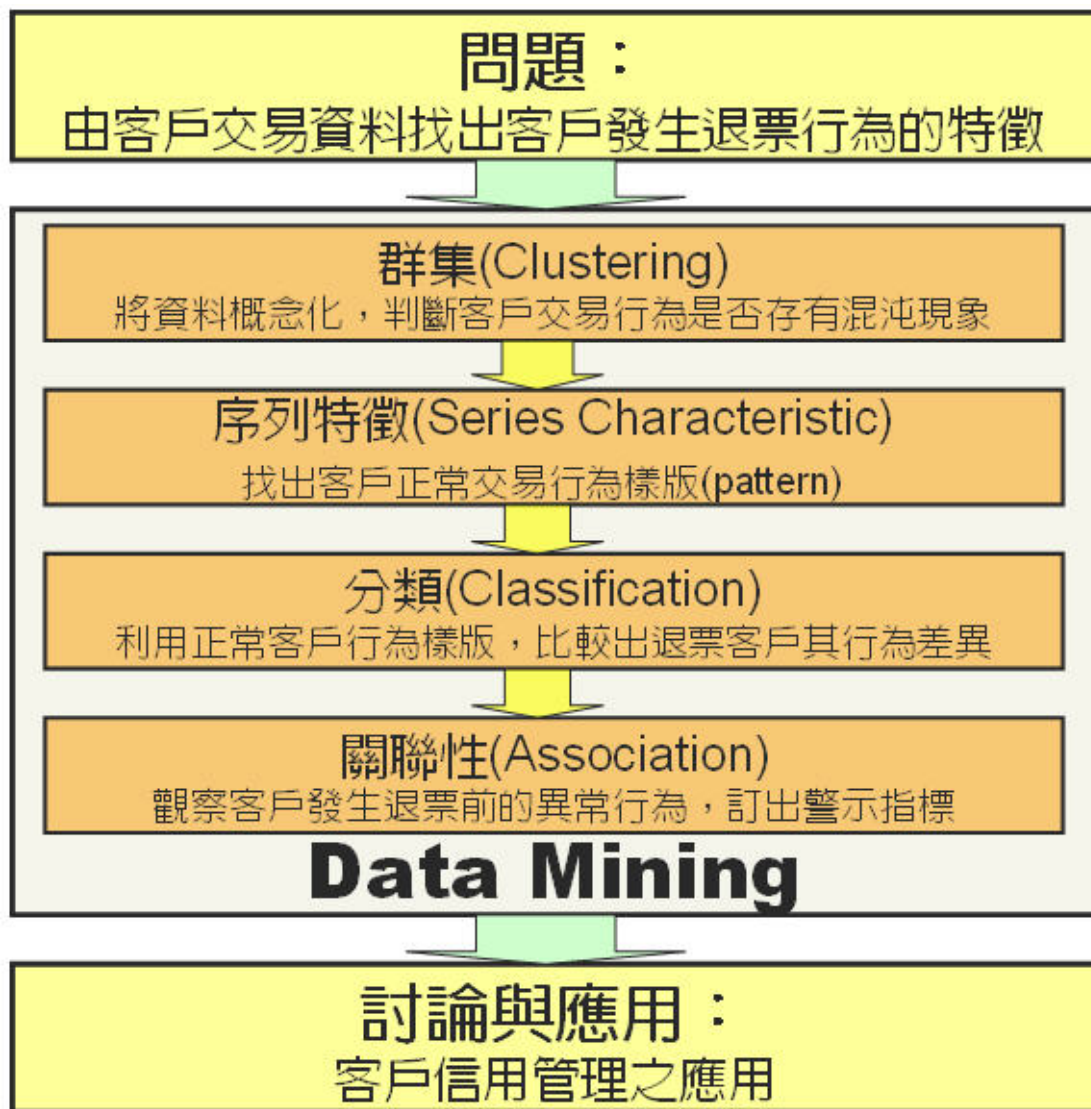


圖 3-1 研究方法架構

3.3 鑑定方法

本研究是以混沌理論為基礎，觀察客戶交易行為與探討交易行為與發生退票情況之間的關係，因此主要是以分析客戶交易資料為主，客戶交易行為是種非線性動態過程，而非線性動態過程為混沌的特性之一，因此本研究嘗試以混沌理論或碎形來解釋客戶交易行為。混沌與碎形理論是否能在解釋客戶交易行為上，首先必須對其交易行為之時間序列資料加以鑑定使否有混沌現象的發生。

隨著近幾年混沌及碎形理論的風行，藉其對於複雜系統的解釋能力，

混沌理論已漸漸廣泛應用在許多領域，因此以混沌理論鑑別時間序列是否具有混沌現象，以發展出許多數量化的方法。本研究採用較受到廣泛應用的鑑別方法－李雅普諾夫指數分析法與 R/S 分析法來鑑定客戶歷史交易資料，並利用其鑑定結果(李雅普諾夫指數與 Hurst 指數)之變化過程，歸納出正常客戶與發生退票行為客戶之行為模式。本研究並提供其鑑別的演算過程，期望能供後續研究者加以應用與改良。

3.3.1 李雅普諾夫指數分析法(Lyapunov Exponent Analysis)

李雅普諾夫指數分析法(Lyapunov Exponent Analysis)是在混沌理論領域中，常被用來鑑別時間序列是否具有混沌現象的分析方法。

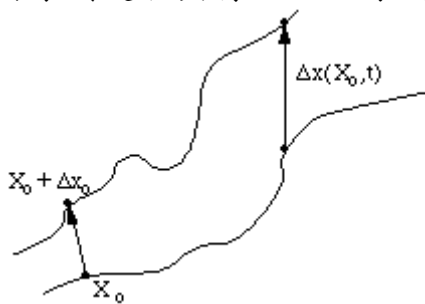


圖 3-2 李雅普諾夫指數示意圖

以圖 3-2 為例，假設在空間上有兩點 X_0 與 $X_0 + \Delta X_0$ ，其中 X_0 為參考點， $X_0 + \Delta X_0$ 為鄰近 X_0 的測試點，此兩點 X_0 與 $X_0 + \Delta X_0$ 移動會形成兩條軌跡，兩條移動軌跡可看做是兩個時間函數方程式，因此這兩軌道間的距離也為一時間函數。考慮到複雜系統中，對於初始值的敏感依賴，因此兩軌跡間的距離函數可寫成 $\Delta x(X_0, t)$ 。若在系統中存在一固定吸引子(Attracting Point)或是吸引週期軌道，則 $\Delta x(X_0, t)$ 會隨時間逐漸縮小。若系統為不穩定狀態，例如系統中具有混沌現象，則兩軌道間的距離會成指數般的發散 (Diverge)，但終究還是發散至一極值。因此可以利用下式所求得的指數 λ 來判斷兩軌跡間的距離關係是否呈指數般的發散。

$$\lambda = \lim_{\substack{t \rightarrow \infty \\ \Delta x_0 \rightarrow 0}} \frac{1}{t} \ln \frac{|\Delta x(X_0, t)|}{|\Delta x_0|} \dots\dots\dots(3.1)$$

其中 λ 就是一般所稱的李雅普諾夫指數(Lyapunov Exponent)。李雅普諾夫指數的判別條件為：

1. $\lambda < 0$ ，如圖 3-3 與圖 3-4 所示，軌道運動收斂至定點或是收斂至單一軌道。

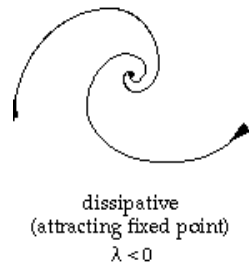


圖 3-3 李雅普諾夫指數 $\lambda < 0$ 收斂至單點

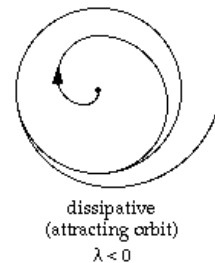


圖 3-4 李雅普諾夫指數 $\lambda < 0$ 收斂至單一軌道

2. $\lambda = 0$ ，如圖 3-5 所示，軌道運動呈穩定。

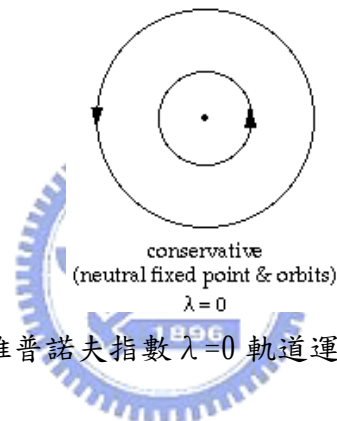


圖 3-5 李雅普諾夫指數 $\lambda = 0$ 軌道運動呈穩定

3. $\lambda > 0$ ，如圖 3-6 所示，兩相鄰軌跡最終發散，軌道運動具有混沌現象的特徵。

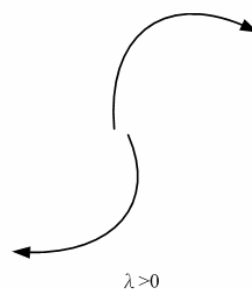


圖 3-6 李雅普諾夫指數 $\lambda > 0$ 兩相鄰軌跡最終發散

換言之，以本研究為例，當李雅普諾夫指數檢定得到 $\lambda > 0$ ，表示兩相鄰點其運行軌跡最終發散，隱含混沌現象中對初始值的敏感性且無週期的路徑；反之若 $\lambda < 0$ 或 $\lambda = 0$ 則無混沌現象的特徵。

但是在真實世界裡，本研究只能取得有限的樣本資料，並且在理論上，

時間序列分析是以連續(Continuous)的時間軌跡為主，本研究所取得的時間序列資料均為離散(Discrete)，因此，假設時間序列資料

$X(t_0), X(t_1), X(t_2), X(t_3), \dots$ ， $t_0 < t_1 < t_2 < t_3 \dots$ ，若時間序列具有混沌現象的特性，則以下列敘述證明：在時間序列 $X(t)$ 中任取一點 $X(t_i)$ ，再由此序列中挑選最接近但其值不等於 $X(t_i)$ 的一點 $X(t_j)$ ，則兩點之間的距離為：

$$d_0 = |X(t_i) - X(t_j)| \dots\dots\dots(3.2)$$

兩點在其下一個時間點的距離為

$$d_1 = |X(t_{i+1}) - X(t_{j+1})|$$

以此類推

$$d_2 = |X(t_{i+2}) - X(t_{j+2})|$$

$$d_3 = |X(t_{i+3}) - X(t_{j+3})|$$

.....

當經過 n 期之後，則

$$d_n = |X(t_{i+n}) - X(t_{j+n})| \dots\dots\dots(3.3)$$

假設隨著 n 的增加，兩點間的距離以指數型態增加，則

$$d_n = d_0 e^{\lambda n} \dots\dots\dots(3.4)$$

$$\lambda = \frac{1}{n} \ln\left(\frac{d_n}{d_0}\right) \dots\dots\dots(3.5)$$

此處 λ 即為李雅普諾夫指數。

由以上的計算過程，可以注意以下幾點(Hilborn，1994)：

1. 若兩條軌跡間的距離，以指數型態發散，則以時間變數為橫軸，在取對數 \log 之後的 d_n 為橫軸，則理論上會產生為一條斜率為 λ 的直線，因此可用最小平方法檢驗其有效性。
2. λ 值與所選擇的初始值 $X(t_i)$ 有關，為避免有限的樣本會造成 λ 值的偏差，因此取不同的初始值 $X(t_i)$ 分別計算其 λ ，再計算 λ 的平均值與標準差以表示結果與準確性：

$$\bar{\lambda} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i \dots\dots\dots(3.6)$$

$$S_{\lambda} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\lambda_i - \bar{\lambda})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \dots\dots\dots(3.7)$$

3. 由於本研究中樣本的有限性，同時評估時間序列間隔 n 的有效性，因此在計算 λ 時，需嘗試不同的 n 代入式(3.5)中計算，從其中取得較為客觀的結果。

4. 在選定初始值 $X(t_i)$ 之後，為避免 d_0 為 0 代入式(3.5)中產生負無窮的結果，因此已限定選擇最接近但其值不等於 $X(t_i)$ 的點 $X(t_j)$ ，但是若在 n 期之後，所得到的 d_n 亦等於 0，則必須另外選擇次接近的點 $X(t_j)$ 作為參考點，以得到適當的結果。

根據以上李雅普諾夫指數的定義與計算限制，假設某客戶共有 $(X(t_0), X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_{m-1}))$ 共 m 筆歷史交易資料，本研究的演算法流程如下：

1. 選擇適當的 n 值。
2. 選擇客戶初次交易的參考點為初始值 $X(t_0) = X(t_i)$ 。
3. 再選擇最接近但其值不等於的點 $X(t_i)$ 的點 $X(t_j)$ ，計算兩點間的距離 $d_0 = |X(t_i) - X(t_j)|$
4. 找出點 $X(t_i)$ 與點 $X(t_j)$ 在 n 期後的點 $X(t_{i+n})$ 與點 $X(t_{j+n})$ ，並計算兩點間的距離 $d_n = |X(t_{i+n}) - X(t_{j+n})|$ ，若 d_n 為 0，則回到步驟 3，選擇次接近的點 $X(t_j)$ ，直到 d_n 不為 0。
5. 代入式(3.5)中，得到李雅普諾夫指數 λ_i 。
6. 選擇客戶下一個交易的參考點為初始值 $X(t_i)$ ，重複步驟 2 到步驟 5，分別計算 λ 值，直到計算至參考點 $X(t_{m-n})$ 的 λ 值 λ_{m-n} 。
7. 將以上的結果代入式(3.6)與式(3.7)中，求得 λ 之平均值與標準差。

3.3.2 R/S 分析法(Rescaled Range Analysis)

R/S 分析法是源自於英國科學家 Hurst(1951)研究尼羅河洪水現象而發展出的一套統計方法，重要的結果參數-赫斯特冪數(Exponent H)與其衍生的碎形維度 D，其中赫斯特冪數 H 為一統計量，可用於衡量時間序列的長期相依程度，而長期相依隱含系統具有非線性、長期記憶(Long Memory)與自我學習的特性，此時序列會呈現長時間非週期性的循環，有別於短期自我相關的循環，如自迴歸移動平均序列，R/S 分析的主要貢獻是在提供由非隨機(Nonrandom)或決定性(Deterministic)序列中區分出隨機現象，彌補傳統在統計上缺乏區別隨機與決定性的能力。

赫斯特(Hurst)定律關係式：

$$R/S = a(n)^H \dots\dots\dots(3.8)$$

$$D=2-H \dots\dots\dots(3.9)$$

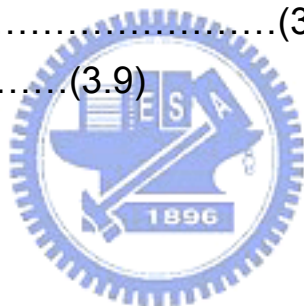
其參數解釋如下：

R：全距

S：標準差

H：Hurst 指數

D：碎形維度



假設 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 為一有 n 個樣本的時間序列，則平均數 \bar{X} 為

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \dots\dots\dots(3.10)$$

累積殘差(Accumulated Departure) ξ_t 為

$$\xi_t = \sum_{i=1}^t (X_i - \bar{X}), t = 1, 2, \dots, n \dots\dots\dots(3.11)$$

全距 R 為

$$R = \max(\xi_t) - \min(\xi_t) \dots\dots\dots(3.12)$$

標準差 S 為

$$S = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \dots\dots\dots(3.13)$$

因此，

$$\frac{R}{S} = a(n)^H, \text{ 由過去經驗法則, 本研究取 } a = \frac{1}{2}$$

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log(n/2)} \dots\dots\dots(3.14)$$

$$D=2-H$$

Hurst 指數的判別是經由觀察微粒子在溶液中的運動狀態。簡易的離散近似布朗運動為一維的隨機漫步，因而此處將從一維布朗運動的研究開始，探討布朗運動與 R/S 分析之間的關係。之布朗運動式為：

1. 若 $0 \leq H < 0.5$ ，則時間序列呈負相關的持續性，越接近 0 則持續性越明顯，意即系統潛在具有混沌現象的特性。
2. 若 $H=0.5$ ，則時間序列為一隨機漫步過程，系統不具有混沌現象的特性。
3. 若 $0.5 < H \leq 1$ ，則時間序列成正相關的持續性，越接近 1 則持續性越明顯。

根據上述赫斯特(Hurst)定律關係式的定義，本研究的演算法流程如下：

1. 計算某一客戶其交易金額平均數 $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$
2. 計算某一客戶其交易金額標準差 $S = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$
3. 由該客戶第一次交易開始算起，計算其交易金額與交易金額平均數的殘差值 $X_i - \bar{X}$ ，並逐次累計，即

$$\xi_t = \sum_{i=1}^t (X_i - \bar{X}), t = 1, 2, \dots, n$$
4. 挑選出其中最大累積殘差值 $\max(\xi_t)$ 與最小累積殘差值 $\min(\xi_t)$ ，最大累積殘差值與最小累積殘差值之差異即為全距 R。
5. 計算赫斯特指數

$$H = \frac{\log_{10}(R/S)}{\log_{10}(n/2)}$$

其中，R、S 不得為 0 (若有 0 出現， $\log_{10}(R/S)$ 則無法計算)，客戶交易次數必須大於 2，若違反計算條件則放棄該客戶之樣本。

3.4 客戶交易行為模式樣版定義

由節 3.3.1 與 3.3.2 中，利用李雅普諾夫指數分析法與 R/S 分析法，可用於判斷客戶交易行為是否具有混沌現象的特性，但無法辨別出正常客戶與發生退票情況客戶其行為的差異，並且其所得到的李雅普諾夫指數 λ 與 Hurst 指數 H 為最終結果或是平均值，無法從其中觀察兩指數隨客戶發生交易所產生的變化。因此，本研究將利用李雅普諾夫指數分析與 R/S 分析的方法，隨著客戶交易的發生，分別計算每次交易發生時後的其李雅普諾夫指數 λ 與 Hurst 指數 H ，並觀察兩數值的變化情形，期望從中找出正常客戶的交易行為樣版，將發生退票的客戶加以比較。

觀察李雅普諾夫指數 $\lambda = \frac{1}{n} \ln\left(\frac{d_n}{d_0}\right)$ 的關係式，其中 n 為選定值，表示觀察兩條軌跡間其距離的時間長短， $\frac{d_n}{d_0}$ 的比值則表示在該時間區段內兩軌跡間距離的成長倍數，假設一穩健經營的客戶，其營業額與營運規模保持穩定的成長，則可推斷其採購金額與數量亦會穩定的增加，則兩軌跡的成長倍數 $\frac{d_n}{d_0}$ 應穩定增加，因此本研究在李雅普諾夫指數分析法的假設為：正常客戶其李雅普諾夫指數會隨著交易次數的增加而增加，若以交易次數為橫軸，李雅普諾夫指數為縱軸，則會出現一穩定成長型區線。換言之，當一客戶其營業狀況出現問題時，會影響到其採購行為，採購金額與採購量會出現異常，若是其營業狀況不佳，採購金額與數量萎縮，則 $\frac{d_n}{d_0}$ 會逐漸減少，李雅普諾夫指數出現開始下滑的趨勢，本研究亦會探討是否有其現象發生。

而觀察 R/S 分析法中赫斯特(Hurst)指數 $H = \frac{\log_{10}(R/S)}{\log_{10}(n/2)}$ 的關係式，其中分母部分 n 隨交易次數的增加而增加，假設一穩健經營的客戶，其營業額與營運規模保持穩定的成長，則可推斷其採購金額與數量亦會穩定的增加，赫斯特指數分子的部份全距 R 與標準差 S 的比例亦會隨著交易次數的增加而增加，因此本研究在 R/S 分析法的假設為：正常客戶其赫斯特(Hurst)指數會隨著交易次數的增加而逐漸收斂至一穩定的值，該值支持客戶其交易行為具有長期記憶的現象。換言之，當一客戶其營業狀況出現問題時，

會影響到其採購行為，採購金額與採購量會出現異常，而赫斯特指數亦會在問題發生時間點開始出現不穩定的現象，本研究將會探討以上假說是否成立。

因此本研究將會將各別計算每個研究樣本客戶，其李雅普諾夫指數與Hurst指數隨交易行為的發生所產生的變化，分別繪製成以時間—指數的關係圖，並計算正常客戶與發生跳票行為客戶的行為趨式，若能由樣本資料中觀察出支持上述的假設，則可以因此建立正常客戶交易行為的樣版 (Pattern)，以正常客戶交易行為的樣版為標準去檢驗其他客戶交易行為模式是否合乎正常交易行為，若有異常的情形發生，則可針對該客戶加以特別注意，以避免之後的跳票情況發生。

3.5 交易異常警示訊號的定義

在經過李雅普諾夫指數分析以及 R/S 分析之後，本研究希望透過兩種方法的檢定，觀察客戶的交易行為以及早發現客戶發生退票行為的可能性並避免退票情形發生，因此必須設計一套有效的預警機制，以在發生問題之前發現以事先預防。預警機制除了注重其有效性之外，如何在發生問題的關鍵點，及早出現異常警示訊號，以降低問題發生對企業所產生的衝擊。

在本研究的個案資料中，客戶在發生交易行為後，透過企業的收款員向客戶收取款項，個案資料中大部分的客戶均使用票據作為信用交易工具來支付款項，其票期為三個月內，因此推斷由交易至退票情形發生中間有三個月時間的延滯期，亦即該筆交易發生後三個月後才能得知票據能否如期兌現，在此時間內的所有交易都有跳票的風險存在。此外，本研究的樣本資料中，客戶每月平均交易次數為 3.2 次，由此推算，在持續交易的情況下，平均每個客戶有十筆交易具有風險存在，因此本研究期望能在客戶最近發生的十次交易左右或更早之前，能夠判斷出其有發生退票情形的可能性，並及早作預防措施。在建構預警機制的同時，本研究也必須考慮到異常警示訊號的定義過於敏感，以至於許多交易正常的客戶亦會落入警示觀察名單之內，因此警示訊號定義還是必須考慮其可靠性。

根據以上的目標，本研究以退票客戶最近的交易行為為觀察起始點，分別觀察發生其行為何時開始出現異常，並能夠與正常客戶交易行為做有效的區隔，以找出最適的警示訊號參數，做為警示訊號指標的基準，以下為定義警示指標的步驟：

1. 決定觀察區間：為能夠有效判斷出客戶在發生退票情形前其交易行為發生異常，必須選擇適當的觀察區間，若此區間選擇過長，則有可能將其先前的正常交易行為也涵蓋在觀察區間內，而降低成功過濾出行為異常的機率，若觀察區間選擇過短，則有可能將過多不會發生退票行為的客戶，其交易行為只是偶發性的落在警示篩選條件內，而被列入警示名單，如此將失去預警機制的意義。因此，先選定一觀察區間的初始值 n ，將退票客戶在發生退票情形前最後 n 筆的交易記錄，套用在正常客戶交易行為的樣版上，計算出有多少退票客戶能夠有效的被篩選出，並且也將其他正常客戶最近的 n 筆交易資料，以頸式指標篩選，計算出有多少正常客戶會被誤判，之後再逐漸縮小觀察區間 n ，以找出最佳的觀察區間。
2. 找出有效的稽核點：預警機制除了必須能夠有效地篩選出可能發生退票情形之客戶，也注重其時效性，以求能夠及早察覺出其交易行為的異常，降低企業的損失，因此，本研究將退票客戶發生退票情形前的交易行為逐漸往前加以分析，以找出其交易情形出現異常的關鍵時間點，再配合由步驟 1 所求得的觀察區間，定義出適當的警示訊號指標。

第四章 研究結果

本章分別混沌理論中探討時間序列常用的李雅普諾夫指數分析法 (Lyapunov Exponent Analysis) 及 R/S 分析法 (Rescaled Range Analysis)，對於本研究中所有的客戶，針對其交易金額的李雅普諾夫指數與Hurst指數加以統計整理，以從其中觀察出指數的平均值與分布趨勢。此外，本研究更進一步將發生退票的客戶，分別觀察其交易金額的李雅普諾夫指數及Hurst指數變化的變化，並與正常客戶作分析比較，從其中歸納出客戶交易行為的樣版(Pattern)，之後利用正常交易行為的樣版做為判別模式，試著將此樣版在客戶交易行為的關鍵特定時間點驗證能夠篩選出多少發生退票的客戶與不該被篩選出的正常客戶，以作為提供企業信用管理人員的參考預警機制，最後對本研究之研究結果與研究限制作為最後研究總結的部份。

4.1 李雅普諾夫指數分析(Lyapunov Exponent Analysis)

李雅普諾夫指數代表系統的運動或演化特徵，根據以往的研究方法，均延著時間序列的進行方向擷取初始值，計算得出李雅普諾夫指數 λ 值之正負與大小，以表示長時間系統在吸引子在相鄰軌道依該方向平均發散的快慢與程度。李雅普諾夫指數分析主要是以相鄰兩條軌跡間的距離，會依照時間的增加而呈現指數型態的分離。

本研究在李雅普諾夫指數分析分為兩部份，第一部分先將所有交易客戶，根據其歷史交易資料，計算出其李雅普諾夫指數，歸納出所有客戶的李雅普諾夫指數的分布狀況。第二部份則針對發生退票客戶的交易歷程，分別計算出其李雅普諾夫指數的變化，並與同區域、同通路的正常客戶加以比較，以觀察並歸納出正常客戶與退票客戶的交易行為樣版，以作為判別其交易行為差異的根據。

4.1.1 客戶交易行為李雅普諾夫指數分析

本研究將李雅普諾夫指數分析應用在客戶交易行為上，假設一般客戶在妥善經營的前提下，其營業額應呈現穩定的成長，因此先以一點為初始值，並選擇最接近初始值的一點為參考點，在選定兩相鄰的初始值，計算經過 n 期之後兩條交易曲線軌跡間的距離亦呈現指數倍的變化。

在過去研究中，對於計算李雅普諾夫指數取其觀察值大部份會以時間序列中的假設性週期為主，由於本研究中每個客戶的交易週期不固定，但是本研究之客戶平均每月交易次數為 3.2 次，並且大部分客戶開立票據的票期為三個月，因此本研究中計算客戶之李雅普諾夫指數之觀察值 n 取 $n=10$ ，以李雅普諾夫指數分析法對所有客戶的交易金額(單日交易金額)計算其李雅普諾夫指數分析匯整其結果，結果如圖 4-1 及表 4-1。

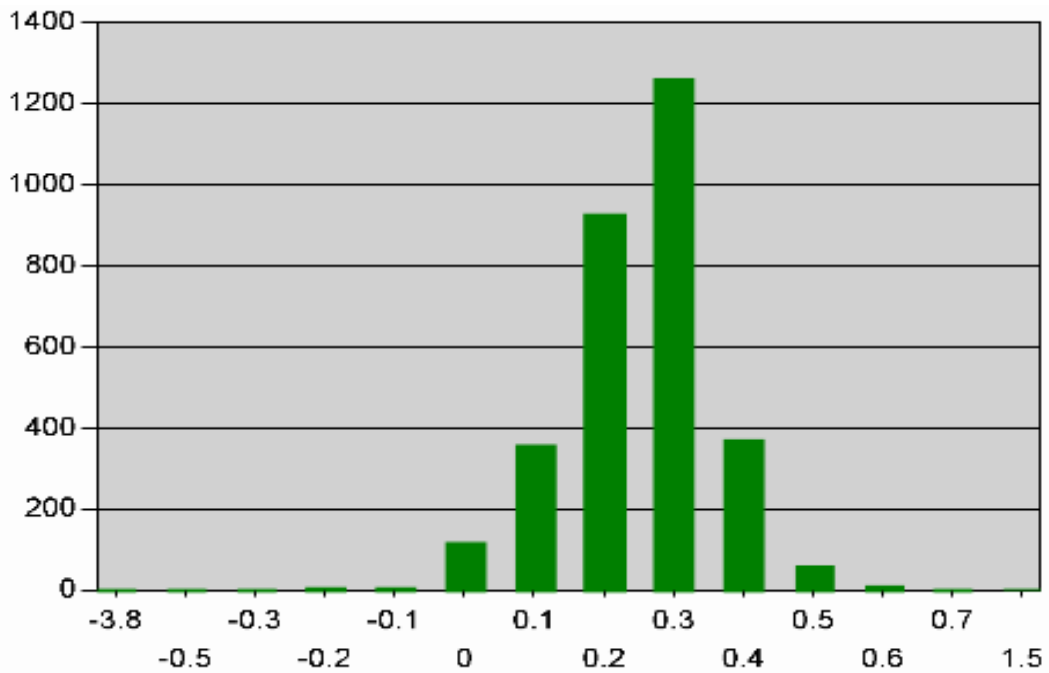


圖 4-1 客戶交易金額李雅普諾夫指數分布圖

樣本數	平均值(Mean)	標準差(S)	變異係數(S/Mean)
3146	0.24920	0.13093	52.5%

表 4-1 客戶交易金額李雅普諾夫指數匯總表

由圖 4-1 及表 4-1 中可得知，客戶基本上其李雅普諾夫指數值大於 0，顯示客戶交易行為的軌跡具有混沌現象的特徵。

4.1.2 客戶交易行為李雅普諾夫指數變化分析

為了解退票客戶其在交易後期所發生退票的行為，並且與正常客戶做比較，因此本研究由客戶交易時間序列接近退票發生的時點當做初始值並選定最接近初始值的一點作為參考點，由後往前推 n 期，計算出 n 期後兩軌跡間的距離變化並得到 λ 值，觀察其 λ 值隨交易歷程的改變情形，本研究將此方法應用在多家退票客戶，並與正常客戶比較，在許多正常客戶與退票客戶中觀察出圖 4-2 至圖 4-5 的情形。



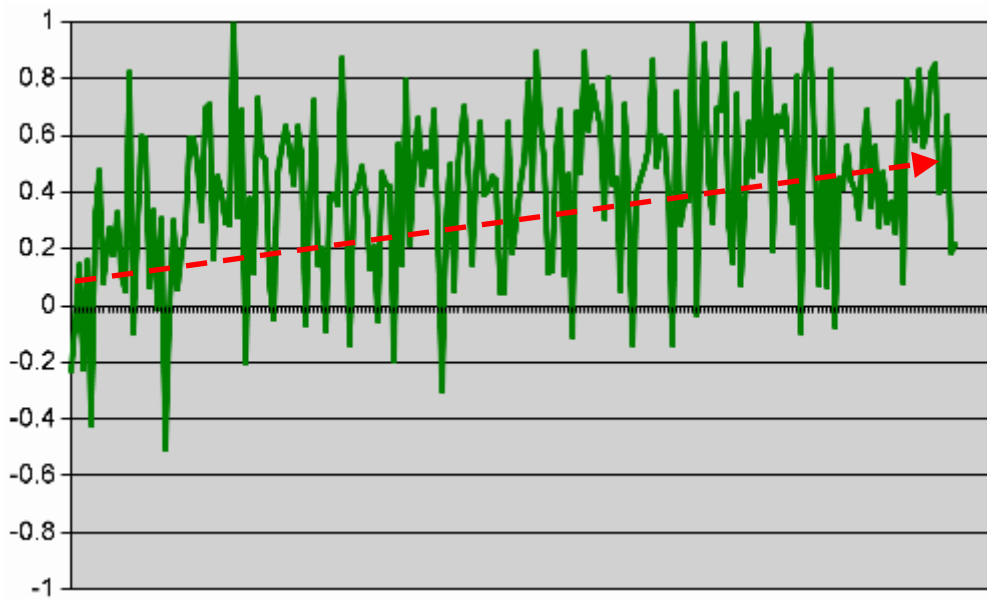


圖 4-2 正常客戶(一)交易金額李雅普諾夫指數折線圖

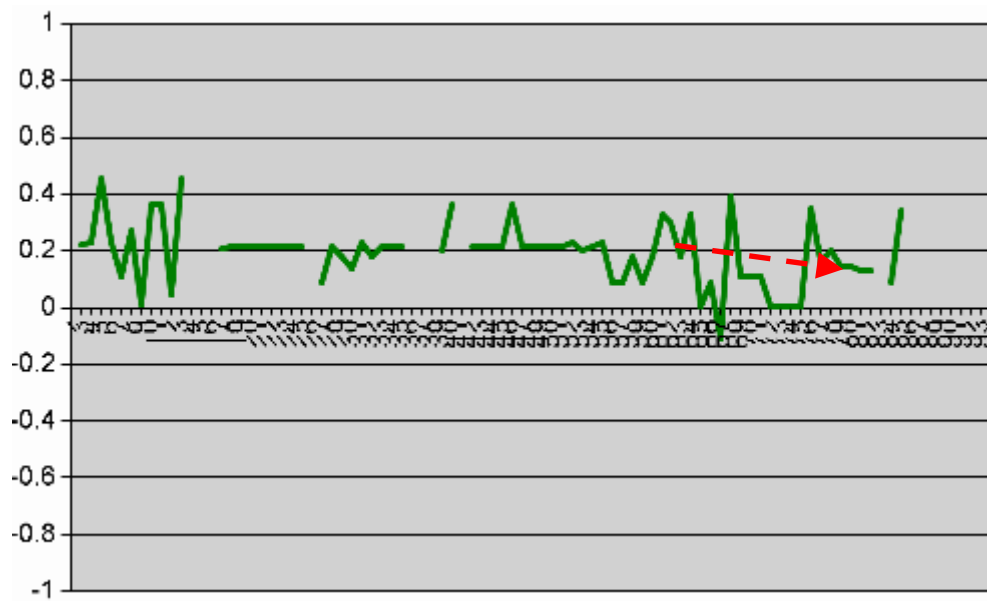


圖 4-3 退票客戶(一)交易金額李雅普諾夫指數折線圖

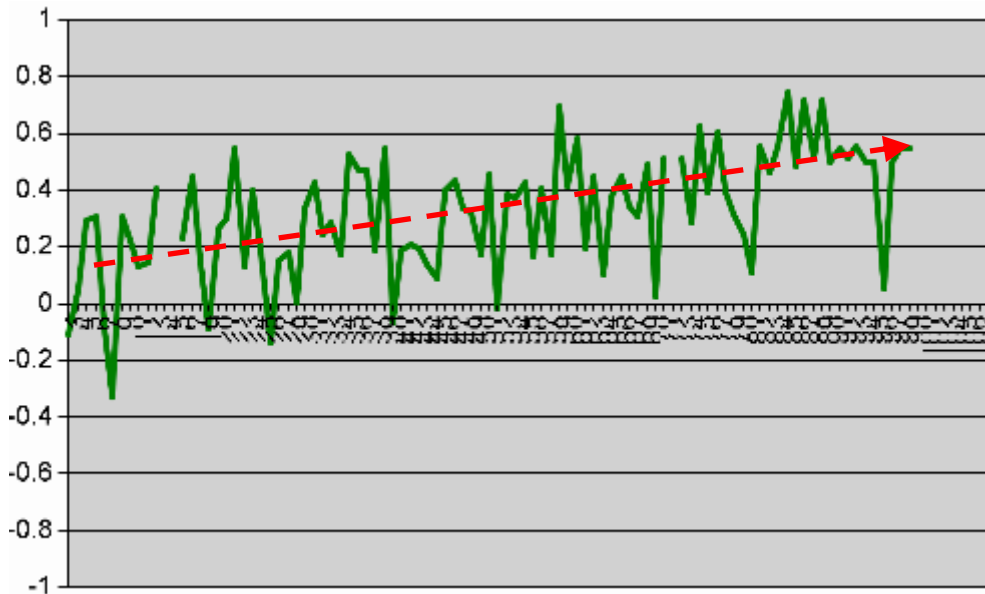


圖 4-4 正常客戶(二)交易金額李雅普諾夫指數折線圖

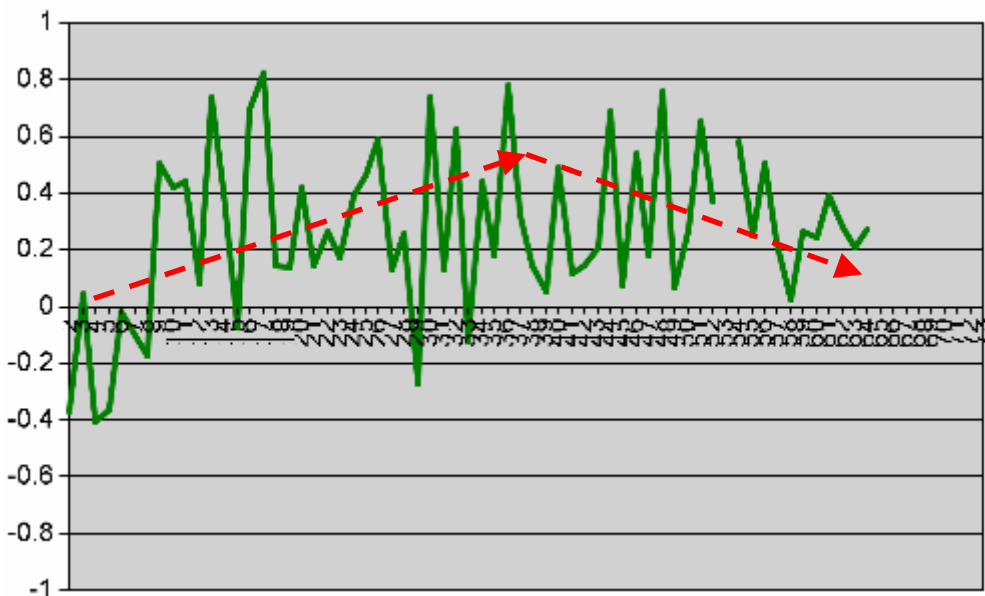


圖 4-5 退票客戶(二)交易金額李雅普諾夫指數折線圖

比較正常客戶與退票客戶之李雅普諾夫指數曲線，可以觀察出正常客戶期李雅普諾夫指數曲線是呈現上升成長趨勢，而退票客戶則呈現持平震盪或是下降的趨勢，顯示退票客戶的交易狀況可能呈現萎縮或是不穩定的情形，或許這也是導致退票情形發生前的徵兆。

透過觀察退票客戶與正常客戶之交易金額李雅普諾夫指數折線圖，觀察到退票客戶在最後幾次交易，其李雅普諾夫指數有逐漸下降的趨勢，因此本研究分別以發生退票客戶在退票時與發生退票前 5 次、前 10 次

的交易為觀察時間點，計算由退票發生當時最近十次(約為退票收票至發生退票的時間)的李雅普諾夫指數做迴歸分析，取其 β 值觀察其斜率關係，並與正常客戶作比較，經過彙整之後，得到表 4-2 結果。

觀察時點	客戶	樣本數	$\beta > 0$ 數量	$\beta > 0$ 比例	$\beta < 0$ 數量	$\beta < 0$ 比例
退票發生時	正常客戶	2812	1874	66.64%	938	33.36%
	退票客戶	51	14	27.45%	37	72.55%
退票發生前 5 次	正常客戶	2314	1469	63.48%	845	36.52%
	退票客戶	45	15	33.33%	30	66.67%
退票發生前 10 次	正常客戶	1923	1280	66.56%	643	33.44%
	退票客戶	35	12	34.29%	23	65.71%

表 4-2 客戶交易金額李雅普諾夫指數迴歸分析匯總表

由以上結果可得知，在客戶發生退票行為前，利用客戶之李雅普諾夫指數有下降的趨勢，可及早發覺客戶之交易行為產生異狀。

4.2 R/S 分析(Rescaled Range Analysis)

在 R/S 分析分為兩部份，第一部分先將所有往來客戶，根據其歷史交易資料，計算出其 R/S 指數，歸納出所有客戶的 R/S 指數的分布狀況。第二部份則針對發生退票客戶的交易歷程，分別計算出其 R/S 指數的變化，並與同區域、同通路的正常客戶加以比較，以觀察並歸納出正常客戶與退票客戶的交易行為樣版，以作為判別其交易行為差異的根據。

4.2.1 客戶交易行為 R/S 分析

以 R/S 分析法對所有客戶的交易金額(單日交易金額)計算其 Hurst 指數匯整其結果，結果如圖 4-6 及表 4-3。

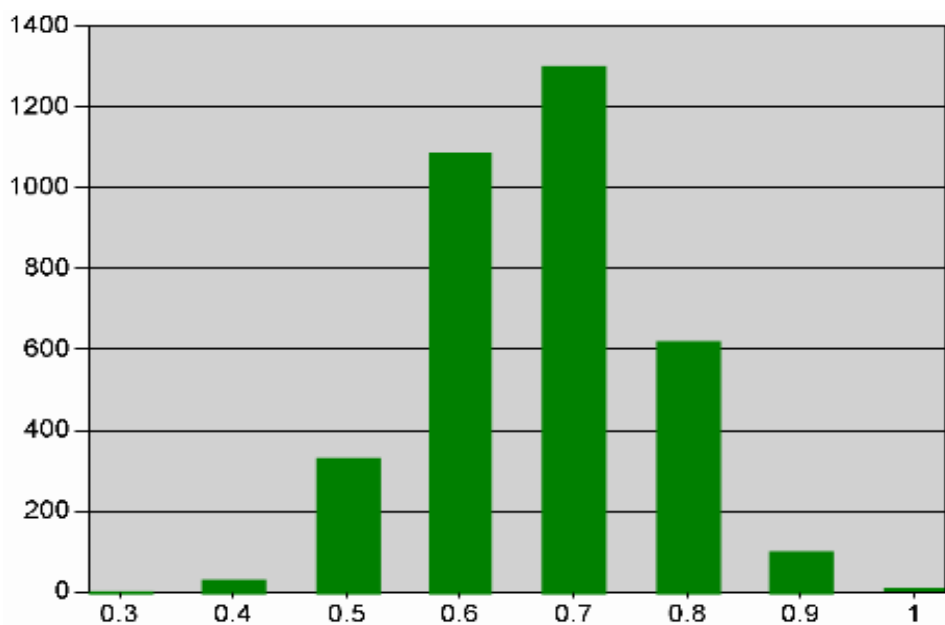


圖 4-6 客戶交易金額 Hurst 指數分布圖

樣本數	平均值(Mean)	標準差(S)	變異係數(S/Mean)
3496	0.67124	0.09477	14.12%

表 4-3 客戶交易金額 Hurst 指數匯總表

由以上結果得知，以交易金額為自變數，針對客戶交易行為加以分析，所得到的 Hurst 指數為 0.67124 ($0.5 < H < 1$)，初步驗證客戶交易行為之時間序列並非隨機漫步，而是具有正相關的長期持續性關係，有別於一般隨機漫步的過程，其結果顯示客戶交易行為具有長期記憶的效果，可得知客戶本身的交易行為會依照過去的行為模式所影響，存在著混沌現象中對初始狀態具有敏感度的特性。

4.2.2 R/S 指數變化分析

計算所有客戶交易行為的 Hurst 指數，其結果顯示客戶交易行為具有 Hurst 指數大於 0.5，推論出客戶交易行為不屬於隨機漫步的過程，在過去大部份的研究，亦只對單一時間點的 Hurst 指數加以計算分析，但是隨著時間序列的增加，其 Hurst 指數是否會產生變化？亦即本研究藉由觀察客戶 Hurst 指數的變化，找出正常客戶與發生退票客戶在發生退票時的 Hurst 指數變化差異。本研究根據所有退票事件，找出其中九家情節重大的客戶，

並依照其所在區域及通路，挑選出平均交易金額最接近的正常客戶作為對照，分別針對其單日交易金額，從最初開始交易逐次計算 Hurst 指數，最後依照其變化繪制成「交易次數- Hurst 指數」的簡單折線圖，由繪製結果觀察出其中有四家客戶於退票發生前，其 Hurst 指數出現有趣的現象，以下舉其中一例，分別列於圖 4-7 與圖 4-8。

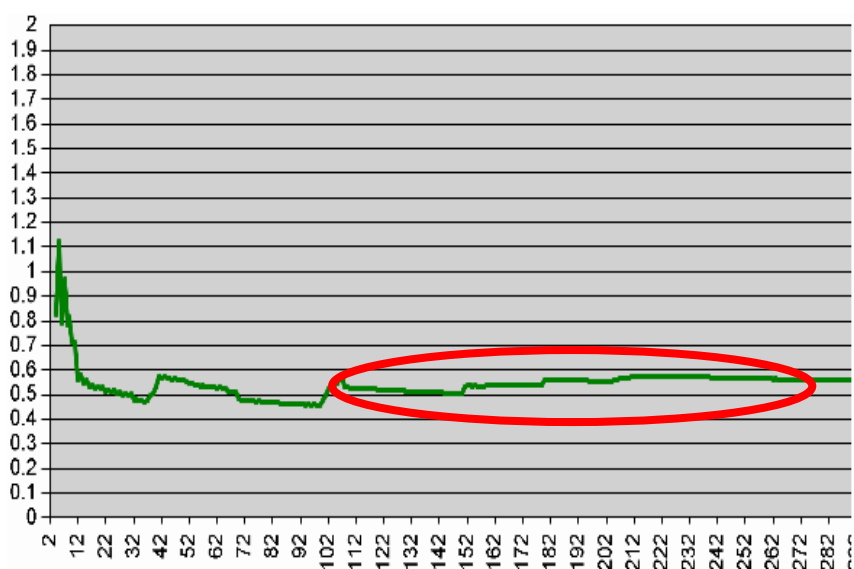


圖 4-7 正常客戶交易金額 Hurst 指數折線圖

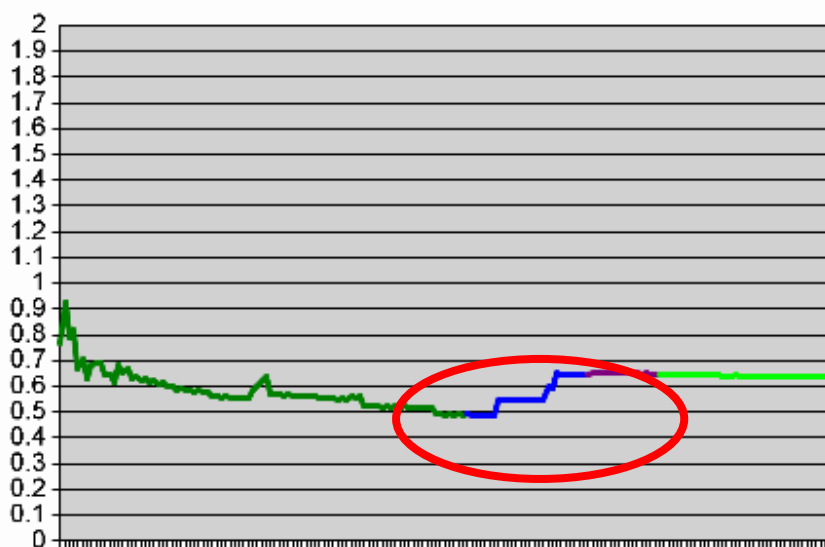


圖 4-8 退票客戶交易金額 Hurst 指數折線圖

由圖 4-7 及圖 4-8 可歸納出以下觀察現象：

1. 以交易金額觀察客戶之 Hurst 指數變化，在交易初期，Hurst 指數偏高並出現震盪現象，但隨著交易次數的增加，Hurst 指數開始

出現平穩，以正常客戶為例，到最後幾乎維持水平狀態，直到收斂至某一 Hurst 指數值。

2. 對照圖 4-7 與圖 4-8，正常客戶的 Hurst 指數曲線逐漸收斂至水平狀態，或是平緩的增加或減少，但是退票客戶在退票收票時間點與實際發生退票時(圖 4-8 藍色線段與紫色線段)，其 Hurst 指數曲線出現階梯式的變化，曲線開始呈現不穩定現象。

由以上觀察結果，配合 R/S 指數公式內容推斷，正常客戶其交易金額維持在一定的區間內，或是其交易金額隨著營業規模的擴大以穩定的比例增加，因此 Hurst 指數會隨著交易次數的增多逐漸收斂至某一固定值，而退票客戶在發生退票前，由於其交易金額出現異常的升高或是異常的降低，造成其交易金額的 Hurst 指數開始發生如階梯般的震盪，因此非穩定的交易行為或許可以解釋為客戶發生退票前的徵兆。

為了進一步探討退票客戶在發生退票前所發生 Hurst 指數震盪的現象，本研究分別以發生退票客戶在退票時與發生退票前 5 次、前 10 次的交易為觀察時間點，計算在當時最近十次的 Hurst 指數的平均值、標準差與變異係數，若是 Hurst 指數出現震盪現象，則其標準差與變異係數，與正常客戶相比較，應該會出現明顯的差異。此外，本研究以變異係數為觀察指標，找出一最佳判斷值，係由此判斷值可用來明顯的分別出正常客戶與退票客戶，本研究茲將結果整理成表 4-4。

觀察時點	客戶	樣本數	Hurst 平均值	標準差	變異係數 (CV)	CV 最適判斷值 γ	大於 γ 數量	大於 γ 比例
退票發生時	正常客戶	3018	0.76421	0.02690	3.59%	3.78%	985	32.64%
	退票客戶	50	0.78225	0.04085	4.87%		35	70.00%
退票發生前 5 次	正常客戶	2524	0.75785	0.02654	3.56%	3.06%	805	31.89%
	退票客戶	44	0.77592	0.03328	4.24%		28	63.64%
退票發生前 10 次	正常客戶	2124	0.75368	0.02611	3.53%	3.39%	698	32.86%
	退票客戶	38	0.76488	0.04533	5.90%		23	60.53%

表 4-4 客戶交易金額 Hurst 指數變化統計表

表 4-4 為客戶交易金額 Hurst 指數變化統計表，由此表可看出退票客戶在發生退票前其 Hurst 指數的標準差與變異係數均高於正常客戶，並且利用此現象，分別找出一變異係數的判斷值 γ ，以作為分辨客戶是否具有發生退票行為的觀察指標，根據結果顯示，有 50%~70%左右的退票客戶發生退票前的交易行為，其 Hurst 指數的變異係數(CV)值會高於判斷值 γ ，可由判斷值檢驗出，但是也有 30%左右的正常客戶其 Hurst 指數的變異係數(CV)值亦高於判斷值 γ ，也因此被篩選出，但是總體而言，決定適當的變異係數判斷值 γ 應可以提供相當的參考價值，以判斷客戶是否會發生退票行為的指標。

4.3 客戶交易預警機制

經過 4.1 節探討的李雅普諾夫指數分析以及 4.2 節的 R/S 分析之後，初步可觀察出正常客戶其李雅普諾夫指數折線圖以及 Hurst 指數折線圖有一定的行為樣版(Pattern)，而發生退票行為的客戶在退票時其折線趨勢會出現異於正常行為模版的現象，若是利用以李雅普諾夫指數以及 Hurst 指數的樣版做篩選，是否產生一套客戶交易行為的預警機制？因此本研究利用以上雙重的檢定，檢驗發生退票客戶在退票時與發生退票前 5 次、前 10 次的交易為觀察時間點，並與正常客戶做比較，將結果整理成表 4-5 至表 4-7。

正常客戶(n=2609)	Hurst 指數曲線	Hurst 指數曲線
退票客戶(n=48)	CV <最適判斷值 γ	CV >最適判斷值 γ
李雅普諾夫指數	42%(1101)	24%(631)
曲線 $\beta > 0$	10%(5)	25%(12)
李雅普諾夫指數	25%(658)	8%(219)
曲線 $\beta < 0$	29%(14)	35%(17)

表 4-5 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析
(退票發生時)

正常客戶(n=2239)	Hurst 指數曲線	Hurst 指數曲線
退票客戶(n=42)	CV <最適判斷值 γ	CV>最適判斷值 γ
李雅普諾夫指數 曲線 $\beta > 0$	48%(1065)	20%(457)
	19%(8)	21%(9)
李雅普諾夫指數 曲線 $\beta < 0$	24%(538)	8%(179)
	26%(11)	33%(14)

表 4-6 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析
(退票前 5 次)

正常客戶(n=1885)	Hurst 指數曲線	Hurst 指數曲線
退票客戶(n=34)	CV <最適判斷值 γ	CV>最適判斷值 γ
李雅普諾夫指數 曲線 $\beta > 0$	41%(775)	23%(427)
	18%(6)	29%(10)
李雅普諾夫指數 曲線 $\beta < 0$	28%(529)	8%(154)
	26%(9)	26%(9)

表 4-7 李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析
(退票前 10 次)

由表 4-5 至表 4-7 觀察結果顯示，當使用李雅普諾夫指數與 Hurst 指數標準，共同檢驗客戶是否有發生退票的可能性，在越接近退票發生時，退票客戶的特徵越容易被篩選出，並且以此種方法檢驗退票客戶，則有 30% 的退票客戶能夠成功被篩選出來，而只有 8% 正常客戶會被誤判，大幅的降低正常客戶被誤判的機率，但也犧牲掉成功篩選退票客戶的機率。

因此，為了探討其他發生退票行為的客戶沒有被成功篩選出原因，本研究分別分析這些客戶的交易次數、李雅普諾夫指數的變化與 Hurst 指數的變化，發現造成無法成功被篩選出發生退票行為的特徵有以下幾個原因：

1. 退票客戶交易歷史資料不足，交易行為的樣版尚未形成：由於客戶交易資料要能夠形成交易行為的樣版，必須仰賴足夠的交易資料，經過個別觀察結果，要產生足以判斷交易行為的樣版，至少必須累積 50 筆以上的交易資料，而在本研究的最後能計算出兩指數的 48 家退票客戶樣本資料中，有 15 家客戶的交易資料少於 50 筆，因此造成其無法被檢驗出的原因。
2. 退票前所出現的跡象出現在觀察區間以外：根據觀察個別發生退票行為的客戶其李雅普諾夫指數的變化與 Hurst 指數的變化，發現退票客戶的行為特徵，會出現在觀察區間之外，但若是將觀察區間擴大或是移動觀察區

間，又會造成其他發生退票客戶其特徵的不顯著，這樣的因素也許待日後研究使用其他較有有效的方法來解決。

3. 退票發生原因為業務人員之人為因素造成：由於業務人員不當的介入與人為操作，致使客戶產生退票，這也是本研究中所無法避免的部份。

針對客戶交易歷史資料不足所造成篩選退票客戶的機率下降的原因，本研究以交易次數大於 50 次以上的客戶再次檢驗，得到表 4-8 至表 4-10 的結果。

正常客戶(n=1509)	Hurst 指數曲線	Hurst 指數曲線
退票客戶(n=33)	CV <最適判斷值 γ	CV>最適判斷值 γ
李雅普諾夫指數	56%(855)	11%(160)
曲線 $\beta>0$	9%(3)	15%(5)
李雅普諾夫指數	22%(325)	11%(169)
曲線 $\beta<0$	24%(8)	51%(17)

表 4-8 交易次數>50 次之客戶李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析
(退票發生時)

正常客戶(n=1509)	Hurst 指數曲線	Hurst 指數曲線
退票客戶(n=33)	CV <最適判斷值 γ	CV>最適判斷值 γ
李雅普諾夫指數	59%(894)	8%(123)
曲線 $\beta>0$	15%(5)	15%(5)
李雅普諾夫指數	22%(338)	10%(154)
曲線 $\beta<0$	27%(9)	42%(14)

表 4-9 交易次數>50 次之客戶李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析
(退票前 5 次)

正常客戶(n=1509)	Hurst 指數曲線	Hurst 指數曲線
退票客戶(n=33)	CV <最適判斷值 γ	CV>最適判斷值 γ
李雅普諾夫指數	58%(874)	10%(150)
曲線 $\beta>0$	30%(10)	15%(5)
李雅普諾夫指數	22%(329)	10%(156)
曲線 $\beta<0$	27%(9)	27%(9)

表 4-10 交易次數>50 次之客戶李雅普諾夫指數與 R/S 指數綜合分析
(退票前 10 次)

由表 4-8 至表 4-10 的結果顯示，以交易次數超過 50 次客戶進行檢定，退票客戶成功被篩選出的機率明顯上升，雖然為檢定對象加入先天的限制條件，因此在此限制下所建立的預警機制具有其參考價值。



4.4 研究結果總結

經過以上的實證分析，本研究觀察出客戶交易行為具有混沌現象的特性，並由李雅普諾夫指數分析與 R/S 分析分別觀察正常客戶與退票客戶其相關指數的變化情形，得出客戶交易行為存在著行為模版(pattern)，由樣版的定義中可初步分辨出大部分的正常客戶與退票客戶，之後運用李雅普諾夫指數分析與 R/S 分析所歸納出客戶是否會發生退票行為的判別標準加以整合，分別檢驗客戶交易行為，結果得到在具有足夠的客戶交易記錄下，所建立的預警機制具有其參考價值。

由於要形成可供辨識的客戶交易行為樣版，必須累積足夠的交易記錄，因此為本研究所建立的預警機制產生了限制條件，也對實際作為商業上的應用留下了缺憾。為了解決交易次數較少的新客戶或是交易頻率不高的客戶無法判定的問題，則可以搭配傳統的信用管理措施，對於新客戶，適度的授與信用交易額度與信用期間，或是鼓勵客戶使用現金交易，以充分控制新客戶的交易風險，在與客戶建立的較為穩固的合作關係之後，再適度放寬信用交易額度與信用期間，並搭配本研究所架構的預警機制，則或許能夠為企業客戶信用交易管理帶來新的思考方向。

第五章 結論與建議

企業要能夠穩健的經營，除了追求利益以創造其存在的價值，任何有可能影響到企業營運的因素都為企業所不容忽視。本研究是利用一般企業內的資訊系統所能夠取得的交易歷史資料，以混沌理論研究應收帳款與客戶交易行為間的關係，找出客戶發生信用問題的特徵，以減少企業的營運的成本與風險，健全交易客戶的信用體質，並加強與客戶間的合作關係。

5.1 研究結論

本研究之研究成果與發現可歸納為以下幾點：

第一、目前許多中小企業每年花費數十萬至上千萬在建置或維護其內部進銷存財務會計系統或是 ERP 系統，但所能夠利用到的功能大部分均侷限在企業流程與會計記帳上，本研究所使用的研究資料來自於這些資訊系統的龐大資料庫，以交易歷史資料觀察回溯客戶的交易行為，並運用資料探勘的技術加以分析，得到潛藏在資料背後重要的意義，因此這些歷史資料也可看成是企業的寶貴資源，企業若能夠妥善的運用這些資料，則對於企業掌握營運狀況或制定企業決策具有相當大的幫助。

第二、判斷系統是否具有混沌現象特徵的方法很多，但在過去在混沌領域大部分的研究，均使用單一方法去解釋系統是否具有混沌現象的特徵，因此也造成無法有效判斷系統是否具有混沌現象，本研究採用多重方法，以李雅普諾夫指數分析法以及 R/S 分析法進行檢定，所得到的結果具有較高的可信度。

第三、本研究以某企業的客户交易資料以及客户信用資料為樣本資料，透過驗證混沌現象的方法檢驗之，經由研究結果顯示，大部分的客户交易行為不為隨機漫步的現象，其李雅普諾夫 λ 均大於 0，所得到的意義表現在系統運動或演化的特徵，並具有混沌現象的特性，而 R/S 分析法的

結果亦呈現出正相關的持續性現象，表示客戶交易的時間序列存在長期記憶的影響，因此客戶交易行為可能存在混沌的現象。

第四、過去學者在混沌理論中混沌現象的研究，多以計算某一時間序列其李雅普諾夫指數或是 Hurst 指數的數值以判斷時間序列是否具有混沌現象的特性，本研究除了計算時間序列最後結果的李雅普諾夫指數與 Hurst 指數，並利用客戶交易記錄逐次計算出李雅普諾夫指數與 Hurst 指數的變化，透過觀察結果顯示，一般客戶其 Hurst 指數隨著交易次數的增加而趨於穩定，而李雅普諾夫 λ 呈現穩定的微幅上升。經由上述的實證結果，本研究歸納出正常客戶交易行為的趨勢，並得以定義出正常客戶交易行為的樣版 (Pattern) 做為檢驗異常客戶交易行為的檢驗指標。

第五、根據本研究的觀察結果，以正常客戶與退票客戶相比較，在李雅普諾夫指數分析方面，當客戶發生信用問題時，有別於正常客戶隨著交易次數的增加，李雅普諾夫指數值會持平或是穩定的增加，而退票客戶其李雅普諾夫指數 λ 值曲線會呈現下降的趨勢；在 R/S 分析方面，有別於正常客戶隨著交易次數的增加，Hurst 指數會收斂至一穩定值，當客戶發生退票行為前，其 Hurst 指數會產生震盪現象。因此以合理的推斷，退票客戶在退票前的交易行為已受到本身經營狀況所影響，藉由觀察分析客戶交易行為，可以在客戶發生信用問題之前察覺出些端倪。

第六、將李雅普諾夫指數分析與 R/S 指數分析所歸納出客戶是否會發生退票行為的判別標準加以整合，分別檢驗客戶交易行為，在足夠的交易次數的條件下，所建立的預警機制具有其參考價值。若要將本研究結果實際使用在商業應用上，對於交易次數未達到可供檢驗的客戶，有其使用上的限制，但一般來說，企業在授權客戶使用信用交易的政策上，對於新客戶或是交易次數不多的客戶，均有信用額度與信用期間的限制，因此本研究發展的預警機制，搭配一般企業傳統上所使用的客戶信用管理辦法，將可有效的掌握客戶信用狀況，並提高客戶信用交易的品質。

第七、透過對於歷史資料所做的資料開採，其結果產生出預警機制可

供信管人員作為參考，但若要依此建立決策支援系統，則必須搭配結構化的信用管理機制，以適當的信用管理措施加強對於客戶信用管理的操作方式。

5.2 後續研究發展建議

基於時間與研究資料的限制，雖然無法進一步將本研究所歸納出的模式實際應用在真實的企業決策操作上，並加以驗證此一模式的可行性。然而對於有興趣對本研究做更深入探討的研究者而言，本研究最後有以下的後續研究建議：

第一、在過去混沌理論多用於數學、物理與其他自然科學的領域，近幾年來許多學者紛紛將混沌理論應用在經濟及管理領域，所得到的結果也受到相當程度的重視，本研究亦是以混沌理論探討客戶交易行為與客戶信用間的關係，最後也得到客戶交易行為存在著混沌現象特性的研究結果，因此建議後續研究可應用混沌理論在其他管理領域相關的議題，例如客戶訂單預測與存貨管理等進行相關研究，或許能夠得到不錯的結果。除此之外，由於本研究之研究資料以時間序列為主，因此在未來只要與時間序列有關的議題，例如價格、績效成長、市場需求量等各種長期觀察資料，均可參考本研究所使用的方法進行追蹤探討。

第二、本研究使用某企業在兩年間的交易歷史資料做資料探勘樣本，所能夠觀察的時間與資料有限，因為未來研究若能夠在研究樣本更充足的情況下，或許能夠得到更有力的證據或提高判斷客戶交易發生問題的正確性。

第三、除了以客戶交易金額為自變數之外，亦可以更探討特殊品項的交易情形，由於許多產品有其季節性、區域性、使用期限與消費族群等獨特的屬性，因此以混沌理論觀察並探討特殊品項的銷售情形，也許可歸納並預測出該品項的銷售狀況，並加以控制出貨給客戶的數量，畢竟除了致

力於創造企業本身的業績之外，妥善的規劃產品行銷策略與管理客戶的營運狀況，增加客戶的銷售能力並降低客戶不必要的存貨，才是企業與客戶相互合作之下以追求彼此永續經營的最終目標。

第四、本研究係利用李雅普諾夫指數分析與 R/S 分析，作為對客戶交易行為是否具有混沌現象的判斷參考，但是亦有其他方式與衡量指標可作為判別依據，例如熵(Entropy)與碎形維度(Fractal Dimension)，其中熵可視為系統混亂程度的量度，碎形維度代表某種自相似性的結構與圖形，因此後續研究也可使用其他不同的方式與衡量指標，作為探討客戶交易行為混沌現象的依據。



參考文獻

中文：

- [1] 毛治國，決策，天下雜誌，民國 92 年。
- [2] 沈添吉，「台灣利率混沌現象之研究」，國立成功大學，碩士論文，民國 85 年。
- [3] 李世欽，「台灣股票市場分類股價指數—碎形與混沌之探討」，國立政治大學，碩士論文，民國 84 年。
- [4] James Cleick 著，混沌-不測風雲的背後，林和譯，天下文化出版社，民國 80 年。
- [5] 林泓遠，「混沌理論在股價上的實證研究」，國立中山大學，碩士論文，民國 90 年。
- [6] 吳慧娟，「類神經網路與混沌現象」，國立政治大學，碩士論文，民國 89 年。
- [7] 吳培源，「複雜系統混沌控制理論與實現之研究」，國立高雄師範大學，碩士論文，民國 93 年。
- [8] 涂敏芬，「以混沌觀點探討產業與技術改變」，國立清華大學，碩士論文，民國 91 年。
- [9] 施才憲，「企業應收帳款敏感性分析之研究」，國立中山大學，碩士論文，民國 89 年。
- [10] 涂吟樺，「商業智慧之核心--Data Mining(資料採礦)」，台新銀行月刊，90 年 8 月。
- [11] 梁定彭，決策支援系統與企業智慧，智勝文化事業，民國 93 年。
- [12] 張保隆，現代管理數學，華泰書局，民國 90 年。
- [13] 陳信維，「混沌與碎形理論在時間序列分析之應用」，國立台灣科技大學，碩士論文，民國 89 年。
- [14] 陳昭男，李宗仰，「應用 R/S 分析法於災變序列之預報」，2002 第二屆全國災害危機處理學術研討會論文，民國 90 年。
- [15] M. Mitchell Waldrop 著，複雜，齊若蘭譯，天下文化出版社，民國 83 年。
- [16] 韓宜芬，「台灣加權股價指數非線性與混沌現象之研究」，國立成功大學，民國 82 年。

英文：

- [17] Bedford, Crayton W, "The case of Chaos", Mathematics Teacher, Vol.91, pp. 276-282, April 1998.
- [18] Charles W. Calomiris, Charles P. Himmelberg, Paul Wachtel, "Commercial Paper, Corporate Finance, And The Business Cycle: A Microeconomic Perspective", NBER Working Paper , No. 4848, 1994.
- [19] David H. Lindsay, Annhenrie Campbell, "A Chaos Approach to

- Bankruptcy Prediction”, Journal of Applied Business Research, Vol.12, 1996
- [20] Hill, Denys, “Chaos And Stability in Operational Cashflows”, Management Accounting, June 1996.
- [21] Hsieh, David A, “Chaos and Nonlinear Dynamics : Application to Financial Markets”, The Journal of Finance, Vol.46, No.5, pp.1839-1877, 1991.
- [22] John D. Sterman, Business Dynamics : System Think and Modeling for a Complex World, pp. 129-133, 2004.
- [23] Lee, Joon Suh and Kun Soo Chang, “Application of Chaos and Fractals in Process Systems Engineering”, Journal of Process Control, Vol.6, No. 2/3, pp.71-87, 1996.
- [24] Peters, Edgar E., Chaos and Order in the Capital Market : A New View of Cycles, Prices, and Market Volatility, New York: John Wiley & Sons Inc., 1991
- [25] Peter Gwynne, “Digging for Data”, IBM Think Research : Data Management, 1996.
- [26] Robert F. Mulligan. “Fractal Analysis of Highly Volatile Markets: An Application to Technology Equities”, The Quarterly Review of Economics and Finance, Vol. 44, 2004.
- [27] Robert T. Michael, “Causation Among Socioeconomic Time Series”, NBER Working Paper, No. 246, 1978
- [28] S. N. Resband, Chaotic Dynamics of Nonlinear Systems , A Wiley-Interscience Publication, 1989.
- [29] Young, T. R, “Change and chaos theory: metaphysics of the postmodern”. The Social Science Journal, Vol. 28: 289-305, 1991.

附錄 A 本研究所使用之資料表及資料表關聯圖

資料表名稱	Cust_tbl	資料表敘述	客戶基本資料資料表
欄位名稱	欄位格式與長度	是否允許 NULL	欄位摘要
Cust_ID	varchar(10)	N	客戶編號
Cust_Alias	varchar(128)	N	客戶簡稱
Cust_Name	varchar(128)	N	客戶名稱
Cust_Addr	varchar(255)	N	客戶地址
Cust_Tel	varchar(32)	Y	客戶電話
Cust_Post_Code	varchar(3)	Y	客戶郵遞區號
Cust_Bosshead	varchar(16)	Y	負責人
Cust_Contact	varchar(16)	Y	聯絡人
Cust_Tax_reg_Num	varchar(8)	Y	稅籍編號
Cust_Type	varchar(1)	N	客戶通路屬性(H:醫院,G:診所,D:藥房)
Cust_Remark	varchar(255)	Y	備註

表 A-1 客戶基本資料資料表

資料表名稱	ERP_Notes_Dishonored_Statistics_tbl	資料表敘述	退票客戶行為分析資料表
欄位名稱	欄位格式與長度	是否允許 NULL	欄位摘要
Cust_ID	varchar(10)	N	客戶編號
Cust_Name	varchar(128)	N	客戶名稱
Cust_Post_Code	varchar(3)	N	客戶郵區
Cust_Type	varchar(1)	N	客戶通路屬性(H:醫院,G:診所,D:藥房)
Dishonored_Notes_Count	int	N	退票張數
Notes_Count	int	N	票據總張數(包含正常票據與退票)
Min_D_DUE_DATE	datetime	N	最早退票到期日
Max_D_DUE_DATE	datetime	N	最後退票到期日
Min_D_RECEIPT_DATE	datetime	N	最早退票收票日
Max_D_RECEIPT_DATE	datetime	N	最後退票收票日
Min_RECEIPT_DATE	datetime	Y	正常票據最早收票日期
Max_RECEIPT_DATE	datetime	Y	正常票據最後收票日期
Min_DISHONORED_DATE	datetime	N	最早退票日期
Max_DISHONORED_DATE	datetime	N	最後退票日期
Min_Dishonored_Amount	float	N	最小退票金額
Max_Dishonored_Amount	float	N	最大退票金額
Avg_Dishonored_Amount	float	N	平均退票金額
Total_Dishonored_Amount	float	N	退票總金額
Min_Amount	float	N	票據最小金額(包含正常票據與退票)
Max_Amount	float	N	票據最大金額(包含正常票據與退票)
Avg_Amount	float	N	票據平均金額(包含正常票據與退票)
Total_Amount	float	N	票據總金額(包含正常票據與退票)

Normal_Notes_Count	int	N	正常票據總張數
Max_N_DUE_DATE	datetime	Y	最大正常票據到期日
Max_N_RECEIPT_DATE	datetime	Y	最大正常票據收票日
Min_Normal_Amount	float	N	正常票據最小金額
Max_Normal_Amount	float	N	正常票據最大金額
Avg_Normal_Amount	float	N	正常票據平均金額
Total_Normal_Amount	float	N	正常票據總金額

表 A-2 退票客戶行為分析資料表



資料表名稱	Cust_TX_Statistics_tbl	資料表敘述	客戶交易統計資料表
欄位名稱	欄位格式與長度	是否允許 NULL	欄位摘要
Cust_ID	varchar(10)	N	客戶編號
Cust_Post_Code	varchar(3)	N	客戶郵區
Cust_Type	varchar(1)	N	客戶通路屬性(H:醫院,G:診所,D:藥房)
First_Sale_TX_Date	datetime	N	初次交易日期
Last_Sale_TX_Date	datetime	N	最後交易日期
First_Applied_Date	datetime	Y	初次應收款立帳日期
First_Cashing_Date	datetime	Y	初次兌現日期
Sale_TX_AMOUNT_T	float	N	交易總金額
Sale_TX_O_Count	float	N	交易次數
Sale_TX_O_Cycle	float	N	平均交易週期天數
Sale_TX_R_Count	float	N	退貨次數
Sale_TX_R_Cycle	float	N	平均退貨週期天數
AR_CUST_TAG	varchar(2)	N	客戶信用狀況(N:正常,D:發生退票)
XT_AMOUNT_P0_AVG	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易之平均交易金額(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_P0_STD	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易之交易金額標準差(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_P0_RANGE	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易之全距(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_P0_H	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易之交易金額所計算出之 Hurst 指數
XT_AMOUNT_P0_D	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易之 R/S 分析計算出之碎形維度

XT_AMOUNT_P0_CV	float	Y	退票客戶發生退票時最後 10 點之變異係數
XT_AMOUNT_P0_CV_STD	float	N	判別客戶是否發生退票之變異係數標準值
XT_AMOUNT_P0_CV_TAG	varchar(1)	Y	判別結果(Y:發生退票,N:不發生退票)
XT_AMOUNT_P5_AVG	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易之平均交易金額(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_P5_STD	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易之交易金額標準差(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_P5_RANGE	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易之全距(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_P5_H	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易之交易金額所計算出之 Hurst 指數
XT_AMOUNT_P5_D	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易之 R/S 分析計算出之碎形維度
XT_AMOUNT_P5_CV	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前最後 10 點之變異係數
XT_AMOUNT_P5_CV_STD	float	N	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前為觀察點判別客戶是否發生退票之變異係數標準值
XT_AMOUNT_P5_CV_TAG	varchar(1)	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前為觀察點判別結果(Y:發生退票,N:不發生退票)
XT_AMOUNT_P10_AVG	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10 次交易前所有交易之平均交易金額(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_P10_STD	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10 次交易前所有交易之交易金額標準差(計算 Hurst 指數使用)

XT_AMOUNT_P10_RANGE	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易之全距(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_P10_H	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易之交易金額所計算出之 Hurst 指數
XT_AMOUNT_P10_D	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易之 R/S 分析計算出之碎形維度
XT_AMOUNT_P10_CV	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前最後 10 點之變異係數
XT_AMOUNT_P10_CV_STD	float	N	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前為觀察點判別客戶是否發生退票之變異係數標準值
XT_AMOUNT_P10_CV_TAG	varchar(1)	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前為觀察點判別結果(Y:發生退票,N:不發生退票)
XT_AMOUNT_LE_P0_N	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易之李雅普諾夫指數計算個數
XT_AMOUNT_LE_P0_CV	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易之李雅普諾夫指數變異係數
XT_AMOUNT_LE_P0_AVG	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易之李雅普諾夫指數平均值
XT_AMOUNT_LE_P0_R	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 R
XT_AMOUNT_LE_P0_SD_X	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 SD
XT_AMOUNT_LE_P0_SD_Y	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易以回歸

			計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 SD
XT_AMOUNT_LE_P0_B	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值
XT_AMOUNT_LE_P0_C	float	Y	退票客戶發生退票時之前(正常客戶最後交易之前)所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之常數項 C 值
XT_AMOUNT_LE_P5_N	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易之李雅普諾夫指數計算個數
XT_AMOUNT_LE_P5_CV	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易之李雅普諾夫指數變異係數
XT_AMOUNT_LE_P5_AVG	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易之李雅普諾夫指數平均值
XT_AMOUNT_LE_P5_R	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 R
XT_AMOUNT_LE_P5_SD_X	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 SD
XT_AMOUNT_LE_P5_SD_Y	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 SD
XT_AMOUNT_LE_P5_B	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值
XT_AMOUNT_LE_P5_C	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)5 次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之常數項 C 值
XT_AMOUNT_LE_P10_N	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10 次交易前所有交易之李雅普諾夫指數計算個數

XT_AMOUNT_LE_P10_CV	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易之李雅普諾夫指數變異係數
XT_AMOUNT_LE_P10_AVG	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易之李雅普諾夫指數平均值
XT_AMOUNT_LE_P10_R	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 R
XT_AMOUNT_LE_P10_SD_X	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 SD
XT_AMOUNT_LE_P10_SD_Y	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值所需要的係數 SD
XT_AMOUNT_LE_P10_B	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之 β 值
XT_AMOUNT_LE_P10_C	float	Y	退票客戶發生退票時(正常客戶最後交易)10次交易前所有交易以回歸計算李雅普諾夫指數之常數項 C 值

表 A-3 客戶交易統計資料表

資料表名稱	Sale_tbl	資料表敘述	客戶交易明細資料表
欄位名稱	欄位格式與長度	是否允許 NULL	欄位摘要
Sale_So_No	varchar(16)	N	訂單編號
Sale_So_Seq	varchar(2)	N	訂單列序號
Cust_ID	varchar(10)	N	客戶代號
Sale_TX_Date	Datetime	N	交易日期
Sale_TX_Type	varchar(2)	N	交易型態(01:銷貨 02:退貨 03:折讓)
Item_No	varchar(32)	N	品號
QTY	float	N	數量
Sale_AMT	float	N	交易金額
Sale_Tax	float	N	稅額
Sale_Remark	varchar(250)	Y	訂單備註

表 A-4 客戶交易明細資料表



資料表名稱	ERP_NM_Check_List_tbl	資料表敘述	客戶應收票據明細資料表
欄位名稱	欄位格式與長度	是否允許 NULL	欄位摘要
NR_CHECK_ID	int	N	應收票據流水號
NR_CHECK_NUMBER	varchar(30)	N	應收票據票號
CHECK_DATE	datetime	Y	開票日期
FUTURE_PAY_DUE_DATE	datetime	N	票據到期日
NR_TRXN_AMOUNT	float	N	票據金額
RECEIPT_DATE	datetime	Y	收票日期
CUST_ID	varchar(10)	N	客戶編號
CUST_NAME	varchar(128)	N	客戶名稱
STATUS	varchar(30)	N	票據沖銷狀態(APP:已沖銷,NSF:退票,UNAPP:未沖銷,REV:迴轉,STOP:止付)
FORECAST_CASHING_DATE	datetime	Y	預計兌現日
CHECK_STATUS_FLAG	varchar(15)	Y	票據狀態(COLLECTION:託收,VOID:作廢,OPEN:未託收,DISHONORED:退票)
DISHONORED_DATE	datetime	Y	退票日期
DISHONORED_REASON_CODE_DESC	varchar(40)	Y	退票原因

表 A-5 客戶應收票據明細資料表

資料表名稱	CUST_TX_CHAOLGY_tbl	資料表敘述	客戶交易混沌特性指數變化資料表 (包含李雅普諾夫指數與 Hurst 指數)
欄位名稱	欄位格式與長度	是否允許 NULL	欄位摘要
Cust_ID	varchar(10)	N	客戶編號
AR_CUST_TAG	varchar(2)	N	客戶信用狀況(N:正常,D:發生退票)
TX_ORDER	int	N	交易順序序號
XT_AMOUNT	float	N	交易金額
XT_TX_DATE	datetime	N	交易日期
XTL_AMOUNT	float	Y	前次交易金額
XTL_TX_DATE	datetime	Y	前次交易日期
XT_AMOUNT_AD	float	Y	累積殘差(計算 Hurst 指數使用)
XT_AMOUNT_AVG	float	Y	交易金額平均值(累積至本次之交易金額平均)
XT_AMOUNT_STD	float	Y	交易金額標準差(累積至本次之交易金額標準差)
XT_AMOUNT_RANGE	float	Y	R/S 分析所計算出之 Hurst 指數之全距
XT_AMOUNT_H	float	Y	R/S 分析所計算出之 Hurst 指數
XT_AMOUNT_D	float	Y	R/S 分析所計算出之碎形維度
XT_AMOUNT_LE	float	Y	李雅普諾夫指數

表 A-6 客戶交易混沌特性指數變化資料表

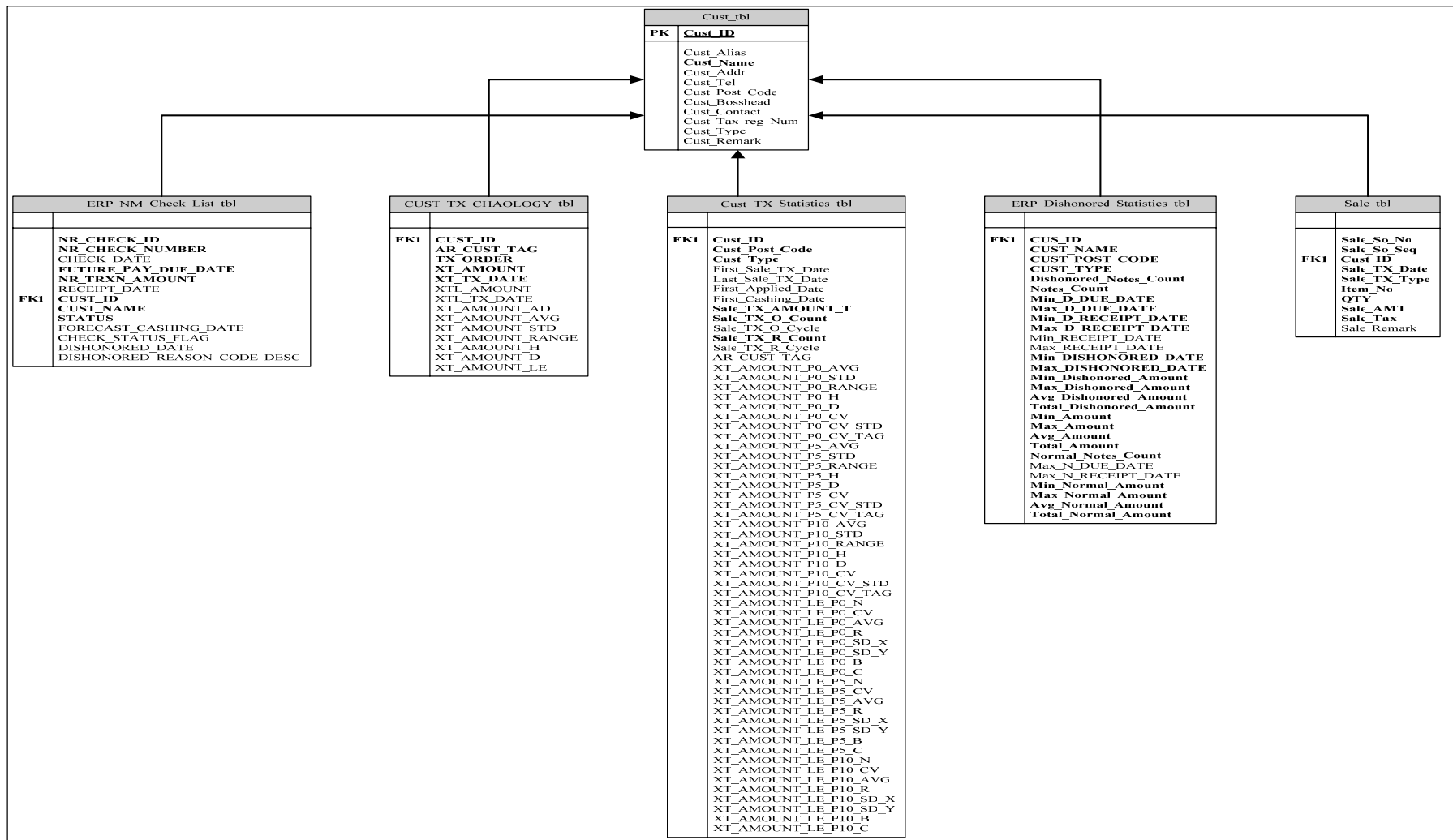


圖 A-1 本研究所使用之資料表關聯

附錄 B 本研究所使用之相關資料庫預儲程序

B-1 計算李雅普諾夫指數

```
CREATE PROCEDURE procedure_cust_tx_chaology_le_amount_sp AS
BEGIN
--定義所需要的變數
--客戶編號
DECLARE @Cust_ID varchar(10)
--交易順序序號
DECLARE @TX_ORDER int
--第 0 次交易基準點的交易序號
DECLARE @TX_ORDER_0 int
--第 0 次交易參考點的交易序號
DECLARE @TX_ORDER_T0 int
--距離交易基準點 n 次後的交易順序序號,本研究採用客戶平均交易次數 10 次當做間隔 n
DECLARE @TX_ORDER_TN int
DECLARE @XT_AMOUNT float
--第 n 次交易基準點的交易序號
DECLARE @XT_AMOUNT_TN float
--第 0 次交易參考點的交易金額
DECLARE @XT_AMOUNT_0 float
--第 0 次交易金額的差異
DECLARE @XT_AMOUNT_D0 float
--第 n 次交易金額的差異
DECLARE @XT_AMOUNT_DN float
--李雅普諾夫指數
DECLARE @XT_AMOUNT_LE float
--計算出李雅普諾夫指數之 Tag
DECLARE @GT varchar(1)
```



```
UPDATE CUST_TX_CHAOLGY_tbl SET XT_AMOUNT_LE = NULL
```

```
DECLARE tbl_cust_cur CURSOR local DYNAMIC for
```

```
SELECT CUST_ID FROM Cust_TX_Statistics_tbl
```

```
Open tbl_cust_cur
```

```
fetch next from tbl_cust_cur into @Cust_ID
```

```
while (@@fetch_status = 0)
```

```
BEGIN
```

```
SET @MAX_TX_ORDER = NULL
```

```
SET @XT_AMOUNT_D0 = NULL
```

```
SET @XT_AMOUNT_DN = NULL
```

```
SET @XT_AMOUNT_LE = NULL
```

```
SET @XT_AMOUNT = NULL
```

```
SET @XT_AMOUNT_0 = NULL
```

```
DECLARE ad_order_cur CURSOR local DYNAMIC for
```

```
SELECT TX_ORDER,XT_AMOUNT FROM CUST_TX_CHAOLGY_AMOUNT_vw
```

```
where CUST_ID = @CUST_ID order by TX_ORDER DESC
```

```
Open ad_order_cur
```

```
fetch next from ad_order_cur into @TX_ORDER,@XT_AMOUNT
```

```
while (@@fetch_status = 0)
```

```
BEGIN
```

```
SET @GT = 'N'
```

```
IF @TX_ORDER > 10
```

```
BEGIN
```

```
SET @TX_ORDER_0 = @TX_ORDER - 10
```

```
SELECT @XT_AMOUNT_0 = XT_AMOUNT FROM
```

```
CUST_TX_CHAOLGY_AMOUNT_vw WHERE CUST_ID = @CUST_ID and TX_ORDER =  
@TX_ORDER_0
```

```
DECLARE vw_le_t_cur CURSOR local DYNAMIC for
```

```

SELECT TX_ORDER,ABS(XT_AMOUNT-@XT_AMOUNT_0) AS
XT_AMOUNT_D0 FROM CUST_TX_CHAOLGY_AMOUNT_vw WHERE CUST_ID =
@CUST_ID AND TX_ORDER < @TX_ORDER_0 AND XT_AMOUNT<>@XT_AMOUNT_0
ORDER BY ABS(XT_AMOUNT-@XT_AMOUNT_0)

OPEN vw_le_t_cur
fetch next from vw_le_t_cur into @TX_ORDER_T0,@XT_AMOUNT_D0
while (@@GT = 'N' and @@fetch_status = 0)

BEGIN
    IF @TX_ORDER_T0 IS NOT NULL
        BEGIN
            SET @TX_ORDER_TN = @TX_ORDER_T0 + 10
            SELECT @XT_AMOUNT_TN = XT_AMOUNT FROM
CUST_TX_CHAOLGY_AMOUNT_vw WHERE CUST_ID = @CUST_ID and TX_ORDER =
@TX_ORDER_TN

            IF @XT_AMOUNT <> @XT_AMOUNT_TN
                BEGIN
                    SET @XT_AMOUNT_DN =
abs(@XT_AMOUNT-@XT_AMOUNT_TN)
                    PRINT '@XT_AMOUNT_DN=' + CAST(@XT_AMOUNT_DN as
varchar)

                    PRINT '@XT_AMOUNT_D0=' + CAST(@XT_AMOUNT_D0 as
varchar)

                    SET @XT_AMOUNT_LE =
LOG(@XT_AMOUNT_DN/@XT_AMOUNT_D0)
                    SET @XT_AMOUNT_LE = @XT_AMOUNT_LE/10
                    UPDATE CUST_TX_CHAOLGY_tbi SET XT_AMOUNT_LE =
@XT_AMOUNT_LE WHERE CUST_ID = @CUST_ID and TX_ORDER = @TX_ORDER_0
                    SET @GT = 'Y'
                END
            END
        END
    fetch next from vw_le_t_cur into @TX_ORDER_T0,@XT_AMOUNT_D0

```

```

        END
        close vw_le_t_cur
        deallocate vw_le_t_cur
    END
    fetch next from ad_order_cur into @TX_ORDER,@XT_AMOUNT
END
close ad_order_cur
deallocate ad_order_cur
fetch next from tbl_cust_cur into @Cust_ID
END
close tbl_cust_cur
deallocate tbl_cust_cur
END

```

B-2 R/S 分析法計算 Hurst 指數



```

CREATE PROCEDURE procedure_cust_tx_rs_ts_sp AS
BEGIN
--定義所需要的變數
--客戶編號
DECLARE @Cust_ID varchar(10)
--交易順序序號
DECLARE @TX_ORDER int
--交易金額
DECLARE @XT_AMOUNT float
--交易金額累積殘差
DECLARE @XT_AMOUNT_AD float
--最大交易金額累積殘差
DECLARE @MAX_XT_AMOUNT_AD float
--最小交易金額累積殘差
DECLARE @MIN_XT_AMOUNT_AD float

```

```

--交易金額平均值
DECLARE @XT_AMOUNT_AVG float
--交易金額標準差
DECLARE @XT_AMOUNT_STD float
--交易金額全距
DECLARE @XT_AMOUNT_RANGE float
--Hurst 指數
DECLARE @XT_AMOUNT_H float
--碎形維度
DECLARE @XT_AMOUNT_D float

```

```

DECLARE tbl_cust_cur CURSOR local DYNAMIC for
SELECT CUST_ID FROM Cust_TX_Statistics_tbl
Open tbl_cust_cur
fetch next from tbl_cust_cur into @Cust_ID
while (@@fetch_status = 0)
BEGIN
    SET @MAX_TX_ORDER = NULL
    SET @XT_AMOUNT_AVG = NULL
    SET @XT_AMOUNT_STD = NULL
    SET @XT_AMOUNT_RANGE = NULL
    SET @XT_AMOUNT_H = NULL
    SET @XT_AMOUNT_D = NULL
    SET @XT_AMOUNT_AD = 0
    SET @MAX_XT_AMOUNT_AD = 0
    SET @MIN_XT_AMOUNT_AD = 0

    UPDATE CUST_TX_CHAOLGY_tbl SET XT_AMOUNT_AVG =

```



```
NULL,XT_AMOUNT_STD = NULL,@XT_AMOUNT_RANGE = NULL,XT_AMOUNT_H =  
NULL,XT_AMOUNT_D = NULL WHERE CUST_ID = @CUST_ID
```

```
DECLARE ad_amount_cur CURSOR local DYNAMIC for  
SELECT XT_AMOUNT,TX_ORDER FROM CUST_TX_CHAOLGY_AMOUNT_vw  
where CUST_ID = @CUST_ID order by TX_ORDER  
Open ad_amount_cur  
fetch next from ad_amount_cur into @XT_AMOUNT,@TX_ORDER  
while (@@fetch_status = 0)  
BEGIN  
    --計算交易金額的平均值與標準差  
    SELECT @XT_AMOUNT_AVG = AVG(XT_AMOUNT),@XT_AMOUNT_STD =  
STDEVP(XT_AMOUNT) FROM CUST_TX_CHAOLGY_AMOUNT_vw WHERE CUST_ID =  
@CUST_ID and TX_ORDER <= @TX_ORDER  
    --計算交易金額的累計殘差  
    SET @XT_AMOUNT_AD = @XT_AMOUNT_AD + (@XT_AMOUNT -  
@XT_AMOUNT_AVG)  
    --計算交易金額的累計殘差最大值  
    IF @XT_AMOUNT_AD > @MAX_XT_AMOUNT_AD or @TX_ORDER = 1  
        SET @MAX_XT_AMOUNT_AD = @XT_AMOUNT_AD  
    --計算交易金額的累計殘差最小值  
    IF @XT_AMOUNT_AD < @MIN_XT_AMOUNT_AD or @TX_ORDER = 1  
        SET @MIN_XT_AMOUNT_AD = @XT_AMOUNT_AD  
    IF @TX_ORDER >= 2  
        BEGIN  
            --計算全距  
            SET @XT_AMOUNT_RANGE = @MAX_XT_AMOUNT_AD -  
@MIN_XT_AMOUNT_AD  
            IF @XT_AMOUNT_STD <> 0 and @XT_AMOUNT_RANGE <> 0 and  
@TX_ORDER > 3
```

```

BEGIN
    --計算 hurst 指數
    SET @XT_AMOUNT_H =
LOG10(@XT_AMOUNT_RANGE/@XT_AMOUNT_STD)/LOG10(@TX_ORDER/2)
    --計算碎形維度
    SET @XT_AMOUNT_D = 2-@XT_AMOUNT_H

    UPDATE CUST_TX_CHAOLGY_tbl SET XT_AMOUNT_AVG =
@XT_AMOUNT_AVG,XT_AMOUNT_STD = @XT_AMOUNT_STD,XT_AMOUNT_RANGE
=@XT_AMOUNT_RANGE,XT_AMOUNT_H = @XT_AMOUNT_H,XT_AMOUNT_D =
@XT_AMOUNT_D WHERE CUST_ID = @CUST_ID and TX_ORDER = @TX_ORDER
    END
    END

    fetch next from ad_amount_cur into @XT_AMOUNT,@TX_ORDER
    END
    close ad_amount_cur
    deallocate ad_amount_cur

    fetch next from tbl_cust_cur into @Cust_ID
    END
    close tbl_cust_cur
    deallocate tbl_cust_cur
END
GO

```



B-3 計算 Hurst 指數變化折線之回歸係數 β 值

```

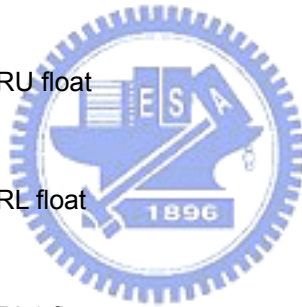
CREATE PROCEDURE update_cust_tx_AMOUNT_le_Regression_sp AS
BEGIN

```

```

--定義所需要的變數
--客戶編號
DECLARE @Cust_ID varchar(10)
--客戶最大交易次數序號
DECLARE @MAX_TX_ORDER int
--計算 Hurst 指數
DECLARE @TX_ORDER_S int
--客戶信用註記(N:正常客戶,D:退票客戶,DA:銀行拒絕往來戶)
DECLARE @AR_CUST_TAG varchar(16)
--客戶首張退票到期日
DECLARE @Min_D_DUE_DATE datetime
--correlation
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_R float
--denominator part of correlation
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_RU float
--numerator part of correlation
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_RL float
--part of XT_AMOUNT_LE_RL
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_RL1 float
--part of XT_AMOUNT_LE_RL
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_RL2 float
--Standard Deviation of X
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_SD_X float
--Standard Deviation of Y
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_SD_Y float
--Slope( $\beta$ )
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_B float
--Constant
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_C float
--Mean X
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_M_X float

```



```

--Mean Y
DECLARE @XT_AMOUNT_LE_M_Y float

--退票發生前幾點為觀察起始點
DECLARE @CP_S int
--退票發生前幾點為觀察結束點
DECLARE @CP_E int

SET @CP_S = 9
SET @CP_E = 0

DECLARE tbl_cust_cur CURSOR local DYNAMIC for
SELECT CUST_ID,AR_CUST_TAG FROM Cust_TX_Statistics_tbl
Open tbl_cust_cur
fetch next from tbl_cust_cur into @Cust_ID,@AR_CUST_TAG
while (@@fetch_status = 0)
BEGIN
    SET @XT_AMOUNT_LE_R = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_RU = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_RL = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_RL1 = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_RL2 = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_SD_X = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_SD_Y = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_B = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_C = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_M_X = NULL
    SET @XT_AMOUNT_LE_M_Y = NULL

    SET @MAX_TX_ORDER = NULL
    SET @TX_ORDER_S = NULL

```



```

SET @Min_D_DUE_DATE = NULL

IF @AR_CUST_TAG = 'D' OR @AR_CUST_TAG = 'DA'
BEGIN
    SELECT @Min_D_DUE_DATE = Min_D_DUE_DATE FROM
ERP_Notes_Dishonored_Full_Statistics_tbl WHERE CUSTOMER_NUMBER = @CUST_ID
END

IF @Min_D_DUE_DATE IS NOT NULL
BEGIN
    --@MAX_TX_ORDER 選到的是發生退票當時的 TX_ORDER,但是 LE 所反應的
    LE 是記錄在@MAX_TX_ORDER-10(因為以 10 次交易為觀察區間),所以要要去掉 10 以找出能
    真實反應的數值
    SELECT @MAX_TX_ORDER = MAX(TX_ORDER) FROM
CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID = @CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS NOT
NULL AND XT_TX_DATE < @Min_D_DUE_DATE
    SET @MAX_TX_ORDER = @MAX_TX_ORDER - 10
END
ELSE
BEGIN
    --若是一般正常客戶,則選擇最後交易當成觀察點
    SELECT @MAX_TX_ORDER = MAX(TX_ORDER) FROM
CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID = @CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS NOT
NULL
END

--取十點做觀察
SET @TX_ORDER_S = @MAX_TX_ORDER - @CP_S

```

```

select @XT_AMOUNT_LE_RU = (select
(count(*)*sum(TX_ORDER*XT_AMOUNT_LE)-sum(TX_ORDER)*sum(XT_AMOUNT_LE))
from CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID = @CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS
NOT NULL AND TX_ORDER >= @TX_ORDER_S and TX_ORDER <= (@MAX_TX_ORDER-
@CP_E))

```

```

select @XT_AMOUNT_LE_RL1 = (select ( count(*) * sum(square(TX_ORDER)) -
square(sum(TX_ORDER)) ) from CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID =
@CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS NOT NULL AND TX_ORDER >= @TX_ORDER_S and
TX_ORDER <= (@MAX_TX_ORDER- @CP_E))

```

```

select @XT_AMOUNT_LE_RL2 = (select ( count(*) * sum(square(XT_AMOUNT_LE))
- square(sum(XT_AMOUNT_LE)) ) from CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID =
@CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS NOT NULL AND TX_ORDER >= @TX_ORDER_S and
TX_ORDER <= (@MAX_TX_ORDER- @CP_E))

```

```

IF @XT_AMOUNT_LE_RL1 > 0 and @XT_AMOUNT_LE_RL2 > 0

```

```

BEGIN

```

```

    SET @XT_AMOUNT_LE_R = @XT_AMOUNT_LE_RU /

```

```

(sqrt(@XT_AMOUNT_LE_RL1) * sqrt(@XT_AMOUNT_LE_RL2))

```

```

    select @XT_AMOUNT_LE_SD_X = (select stdev(TX_ORDER) from
CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID = @CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS NOT
NULL AND TX_ORDER >= @TX_ORDER_S and TX_ORDER <= (@MAX_TX_ORDER-
@CP_E))

```

```

    select @XT_AMOUNT_LE_SD_Y = (select stdev(XT_AMOUNT_LE) from
CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID = @CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS NOT
NULL AND TX_ORDER >= @TX_ORDER_S and TX_ORDER <= (@MAX_TX_ORDER-
@CP_E))

```

```
select @XT_AMOUNT_LE_M_X = (select avg(TX_ORDER) from
CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID = @CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS NOT
NULL AND TX_ORDER >= @TX_ORDER_S and TX_ORDER <= (@MAX_TX_ORDER-
@CP_E))
```

```
select @XT_AMOUNT_LE_M_Y = (select avg(XT_AMOUNT_LE) from
CUST_TX_CHAOLGY_tbl WHERE CUST_ID = @CUST_ID AND XT_AMOUNT_LE IS NOT
NULL AND TX_ORDER >= @TX_ORDER_S and TX_ORDER <= (@MAX_TX_ORDER-
@CP_E))
```

```
select @XT_AMOUNT_LE_B =
@XT_AMOUNT_LE_R*(@XT_AMOUNT_LE_SD_Y/@XT_AMOUNT_LE_SD_X)
```

```
select @XT_AMOUNT_LE_C = @XT_AMOUNT_LE_M_Y -
(@XT_AMOUNT_LE_B*@XT_AMOUNT_LE_M_X)
```

```
UPDATE Cust_TX_Statistics_tbl SET XT_AMOUNT_LE_R =
@XT_AMOUNT_LE_R,XT_AMOUNT_LE_SD_X =
@XT_AMOUNT_LE_SD_X,XT_AMOUNT_LE_SD_Y =
@XT_AMOUNT_LE_SD_Y,XT_AMOUNT_LE_M_X =
@XT_AMOUNT_LE_M_X,XT_AMOUNT_LE_M_Y =
@XT_AMOUNT_LE_M_Y,XT_AMOUNT_LE_B =
@XT_AMOUNT_LE_B,XT_AMOUNT_LE_C = @XT_AMOUNT_LE_C WHERE CUST_ID =
@CUST_ID
END
```

```
fetch next from tbl_cust_cur into @Cust_ID,@AR_CUST_TAG
END
close tbl_cust_cur
deallocate tbl_cust_cur
```

END

附錄 C 分析過程與步驟

本研究之詳細分析過程與步驟如下，以供後續研究在處理類似問題上思考方向的參考：

1. 問題描述：在過去一般企業進行客戶信用管理，例如銀行進行貸款業務或是消費者信用卡發卡業務，常使用徵信機制以調查客戶過去的信用狀況，作為是否核准其貸款申請或是信用卡申請的標準參考，或是例如企業開放客戶使用信用交易支付帳款，多半利用各式企業內部報表，例如帳齡分析表、客戶交易暨應收帳款明細表等財務報表進行客戶信用管理，但使用上述措施，往往會直到面臨客戶已發生財務問題，例如客戶經營不善，或是惡性倒閉，以致於客戶信用真正出現問題時，企業才察覺到問題的嚴重性。因此，有別於傳統上使用徵信或是利用各種相關稽核報表用以對於客戶信用進行管理的方式，本研究希望透過客戶日常交易行為的觀察，找出客戶發生信用問題的徵兆，以便及早進行後續的預防與配套處理措施。
2. 界定分析對象及資料內容：本研究的研究對象是針對某藥品行銷物流公司其往來的客戶，進行交易行為之分析，其中包括台灣本島、澎湖、金門以及馬祖等離島共一萬三千多家之醫院、診所以及藥房等通路之客戶，由於時間、人力以及資料分布的考量，因此本研究未個別針對客戶之通路屬性以及所在區域分類進行研究。為有效觀察客戶交易行為與客戶信用之間的變化關係，本研究主要是採用兩年內有交易行為客戶之交易資料與客戶信用/應收帳款資料。
3. 資料取得與整理：近年來由於資訊化的普及，一般企業均有建置進銷存財會系統或是 ERP 系統，其中詳細的記錄企業所發生的交易資料以及相關的應收帳款/客戶信用資料。因此本研究的資料來源為該藥品行銷物流公司 ERP 系統之資料庫，為了便於研究上的需要，本研究使用微軟(Microsoft)所提供的 SQL Server 2000 作為資料庫伺服器，單獨建立分析資料庫並將所需要的資料加以彙整為附錄 A 之 ERP_NM_Check_List_tbl、Sale_tbl、

Cust_tbl 以及 ERP_Notes_Dishonored_Statistics_tbl 等資料表，以供後續研究使用。

4. 時間序列分析與理論選取：本研究主要是觀察客戶日常交易行為，以找出發生信用問題之間的關係，因此研究的資料內容是以客戶交易金額的時間序列資料為主，由於時間序列資料中常隱含著伴隨時間趨勢的存在，希望能利用類似 Excel 所提供繪製圖表的技術，以觀察出時間序列資料的趨勢情形，因此本研究採用由 SQL Server 2000 所提供的 Reporting Service 報表服務，能夠將數值資料轉為更具意義且容易判讀的圖表。在資料取得並經過初步整理後，本研究先自一萬三千多家客戶中隨機抽樣一百家客戶，將其交易金額與交易順序繪置成交易金額/交易順序之折線圖。根據觀察結果顯示，客戶基本上日常的交易金額與交易週期均不固定，資料呈現雜亂無章，並非一般預測或是時間序列處理方法能夠有效的解釋。在近數十年來的研究中，混沌理論能夠成功的解釋棉花價格、大氣運動的蝴蝶效應以及水龍頭滴水等複雜的過程，並且混沌理論也是專門用來探討實際世界中所發生非線性、看似隨機且無序的行為，因此本研究在分析問題時，決定採用混沌理論，對客戶交易的時間序列及相關客戶信用行為加以探討分析。
5. 混沌理論之驗證方法選取：判斷系統是否具有混沌現象特性的方式很多，其主要是針對混沌現象所具備的四項特性 - 非線性動態過程、對初始值的高度敏感、無週期的時間路徑以及存在有奇異吸子分別進行判斷。如表 2-1 所示，判斷方法大致上分為相關指數分析、碎形維度分析以及相空間奇異吸子分析等三大類，由於本研究的樣本數較為龐大，以相空間奇異吸子分析之相關方法，針對個別實驗樣本一一觀察其相空間圖形中是否存有奇異吸子的存在，在實際研究中具有判斷執行上的困難，較不適用於本研究，而相關維度分析法、容積維度與資訊維度等方法類似於 R/S 分析法，均是以計算碎形維度作為分析結果，因此在碎形維度分析上本研究採用過去研究較常使用的 R/S 分析法。此外，過去對於混沌現象的相關研究大部分只採用單一方法計算與判斷，為求

實驗結果的有效性以及對於混沌現象特性的掌握，本研究同時採用李雅普諾夫指數分析法，利用上述兩種判斷方式，將客戶交易歷史資料中的每次交易金額的時間序列，分別以計算出每個客戶的李雅普諾夫指數以及 Hurst 指數。

6. 判別客戶交易行為是否存在混沌現象：由於本研究主要是以混沌理論探討客戶交易行為與客戶發生退票之間的關係，因此在使用混沌理論之前，先對客戶交易行為是否存在混沌現象進行檢定，若客戶交易行為具有混沌現象的前提成立，才能進一步以混沌理論探討客戶發生退票行為時，其交易行為是否發生異常。本研究進行判別客戶交易行為是否存在混沌現象時，將所有客戶利用李雅普諾夫指數分析以及 R/S 分析，分別針對所產生之李雅普諾夫指數以及 Hurst 指數進行統計，分別計算平均值、標準差以及變異係數，最後繪製統計長條圖以觀察指數分配狀況。
7. 找出客戶交易行為樣版(Pattern)：在資料探勘(Data Mining)的四種類型中，序列特徵(Series Characteristic)是根據對象屬性之過去觀察值，找出其行為特徵樣板，來推估該屬性未來之值。因此在確定客戶交易行為具有混沌現象的特性之後，下一步試著藉由客戶交易金額的時間序列中，找出行為樣版。由於客戶基本上交易金額並不固定，要直接由每次交易金額找出其行為樣板較為困難，相較之下，由李雅普諾夫指數以及 Hurst 指數的計算公式可推得，利用交易金額所計算出之李雅普諾夫指數以及 Hurst 指數，隨交易次數的增加會較為穩定。因此對本研究對所有客戶之交易資料在開始發生交易行為時，隨交易行為的發生逐次計算李雅普諾夫指數以及 Hurst 指數，分別繪製成交易次數/指數之折線圖之後，再利用客戶是否發生退票行為的屬性，觀察交易正常的客戶其折線圖的成長趨勢，以找出客戶交易行為樣版。
8. 比較正常客戶與發生退票客戶之行為差異：經由上述步驟 7 中得到正常客戶之交易行為樣版，與交易異常的客戶交易行為加以比較，本研究在研究過程中，曾對異常客戶依照客戶收款歷史資料的信用屬性，其是否發生退票行為或是退票行為超過三次以上，經判定為銀行拒絕往來戶為分群指標，依照此指標分別比較

其李雅普諾夫指數以及 Hurst 指數之變化，但由於發生退票客戶數量僅一百餘家，若將異常客戶又分為發生退票客戶或是銀行拒絕往來戶，恐將影響研究結果的顯著，因此本研究將異常客戶定義為曾經發生退票行為之客戶，將發生退票的客戶其李雅普諾夫指數以及 Hurst 指數之變化折線圖與正常客戶行為樣版進行比較以找出其行為間之差異，得到正常客戶其李雅普諾夫指數會隨著交易次數的增加，呈現上升的趨勢，而退票客戶在退票發生前後，會出現李雅普諾夫指數呈現遞減的現象；在 Hurst 指數變化折線圖方面，正常客戶其 Hurst 指數會隨著交易次數的增加，呈現穩定的現象，但是退票客戶在退票發生前後，會出現 Hurst 指數呈現震盪的現象。

9. 由行為差異定出判斷指標：根據步驟 8 所比較出正常客戶與發生退票客戶之行為差異，以下分別就兩種分析方法做分析說明：
 - (1) 李雅普諾夫指數分析：利用發生退票客戶其李雅普諾夫指數變化折線圖會出現下降趨勢，因此採用線性回歸(Linear Regression)計算其折線的 β 值，以 $\beta < 0$ 做為客戶發生退票行為的判斷指標。
 - (2) R/S 指數分析：利用發生退票客戶其 Hurst 指數變化折線圖會出現震盪的現象，因此以最後幾次交易之 Hurst 指數所計算出之變異係數 CV 值的大小作為判斷依據。在計算樣本的選擇上，由於本研究中該藥品行銷物流公司所開放的客戶信用交易之信用期間為三個月，而所有樣本客戶每三個月的平均交易次數為 9.68 次，因此本研究以退票客戶在首張退票收票後三個月所發生的交易為觀察區間，選擇最後十次交易為計算變異係數 CV 值的計算樣本，正常客戶則選擇最後十次交易作為計算樣本，計算出每個客戶其 Hurst 指數的變異係數 CV 值，再以不同的 CV 值作為判斷基準分別代入，最後找出最適的 CV 值判斷指標以篩選出最大比例之退票客戶以及最小比例的正常客戶。

綜合以上李雅普諾夫指數分析以及 R/S 指數分析所找出的判斷客戶是否會發生退票行為的指標，進行雙重檢驗，在篩選出最

大比例退票客戶以及最小比例正常客戶的原則下，確定檢驗指標的準確性。

10. 向前延伸觀察時間點探討預測客戶發生退票行為的可行性：步驟 9 分別利用李雅普諾夫指數分析以及 R/S 分析所定出之判斷指標，初步得到正常客戶與發生退票客戶行為間的差異，為進一步探討退票客戶在發生退票前所發生的異常現象，以尋求預測客戶發生退票行為的可能，本研究分別以發生退票客戶在退票時與發生退票前 5 次、前 10 次的交易為觀察時間點，重複步驟 9 的計算方式，探討計算結果用於預測客戶發生退票行為的可行性。
11. 分析結果檢討：由步驟 10 所得到的結果，仍有部份退票客戶無法被成功篩選出，因此針對無法被篩選出的客戶其交易資料作進一步分析，歸納出大部分原因由於交易次數過少，以至於客戶行為樣版無法產生，因此為提高成功篩選出客戶發生退票行為的機率，因此設定適當的檢驗門檻，在充分交易次數的條件之下進行檢驗，其結果較為客觀，至於交易次數條件的選取，根據觀察結果顯示，本研究所使用的 R/S 分析，客戶交易資料所計算出 Hurst 指數在交易次數超過 50 次以上才會呈現穩定現象，因此選定交易超過 50 次作為檢驗門檻。
12. 研究結果的實際應用：根據研究結果顯示，在客戶交易次數足夠的情況下，以本研究所定義出的檢驗指標作為預警機制，可提供企業內之信用管理部門以及相關人員作為參考指標，但此種預警機制也必須在客戶交易次數足夠的前提下才能使用，對於交易次數過少的客戶或是新客戶，則此種預警機制將無法使用。因此在實際應用上，為解決本研究結果的美中不足之處，若搭配一般企業傳統上所使用的客戶信用管理辦法，對於新客戶或是交易次數過少的客戶進行信用交易的金額或信用期間之限制，將可有效的掌握客戶信用狀況，並提高客戶信用交易的品質。而未來若是要將本研究結果進一步的應用在客戶信用之決策支援系統，則必須搭配結構化的信用管理機制，以適當的信用管理措施加強對於客戶信用管理的操作方式。