

以 Data Mining 技術結合 SOM 和 K-Mean 的消費者分群方法於顧客關係管理和績效獲利性評估之實證研究

張心馨、蔡獻富
成功大學企業管理系所

摘要

資料庫與網路科技興起，加速資料採礦技術於顧客關係管理的應用，企業評估績效的指標由市場佔有率變成顧客佔有率。然企業資源有限，且開發新客戶的成本是舊顧客五倍以上，因而必須辨識出顧客價值與企業間的關係，以保留高價值的顧客。基於大型量販店市場快速興起，並累積大量的顧客與歷史交易資料，但目前仍未被廣泛地應用。本研究擬完成：(1)以大型零售量販店為研究對象，修正傳統 RFM 顧客分群的方式，採用 SOM 與 K-Mean 兩階段分群方法，運用資料採礦技術有效萃取不同顧客群體的區隔。(2)分群變數之策略性區隔的 LRFM 資料模型，並以顧客價值矩陣和關係類型矩陣所構成的多維度顧客分群規則來解釋結果。(3)結合實際個案的資料，剖析資料採礦技術和顧客獲利性的影響因子，並深入了解不同顧客群體活動績效表現。經由個案研究及資料分析結果驗證，當活躍顧客與企業間的交易關係長度維持越長久，顧客獲利性越高；活躍顧客群中忠誠顧客和顧客佔有率越高，對企業的利潤貢獻較高。以沉寂長度做為衡量的流失顧客的指標，流失顧客對企業的利潤貢獻度不一定較低。具較高顧客獲利性的活躍顧客，對於活動的績效表現越佳；但在連續性的活動中，活躍顧客的顧客獲利性與活動績效表現間相關性並不一致。

關鍵字：顧客關係管理、顧客區隔、資料採礦、自我組織、顧客獲利性

Integrating of SOM and K-Mean in Data Mining Clustering: An Empirical Study of CRM and Profitability Evaluation

Hsin Hsin Chang, Shiann Fuh Tsay

Department of Business Administration, National Cheng Kung University

Abstract

Database, Data Mining, and Internet have been hailed as a significant conceptual advance in the evolution of marketing, which nevertheless remains based on the Analysis of Consumer Behavior. Accompanying this customer-centric approach, there has been a shift from market share to profitability as the preferred business performance index. The case study and data analysis reported here was motivated by: (1) the availability of large customer activity datasets derived from shopping center transaction records. (2) The requirement to utilize this data to help optimize the use of limited business resources. (3) The availability of Database and Internet based technologies, which have been applied to CRM and Data Mining, but rarely in the context of large shopping centers. This study employed traditional RFM segmentation to extract shopping center customer clustering patterns, and analyzed case study data for correlations between various factors and profitability. The sample used in this study is taken from a single shopping center in the corporate retail sector. The research design used two stages clustering to derive Active Customer Segmentation based on an LRFM data model itself derived from the Strategic Segmentation technique of Sung and Sang. The results were incorporated into a CRM Model using multi-dimensional customer clustering, combined Customer Value Matrix, and a customer relationship type matrix. The results indicate that longer-term active business relationships between customer and corporation are associated with higher profitability.

Keywords: Customer Relationship Management (CRM), Customer Segmentation, Data Mining, Self of Organization Map (SOM), Profitability

壹、緒論

資料庫行銷強調目標化顧客於 1980 年代，1990 年代強調建立企業與顧客長久的信賴關係行銷。近來一對一行銷不斷受到企業重視，以顧客為中心分析的消費者行為；即顧客就是企業間經營競賽的最後裁判，顧客的忠誠更是維繫企業成長的命脈。企業評估績效的指標從原本市場佔有率變成以顧客佔有率(Duffy, 1998; Peppers and Rogers, 1999; Curry, 2000; Ling and Yen, 2001; Rapsas, 2002)。顧客關係管理(CRM)是透過資訊技術的運用，找出對企業利潤最有貢獻度的顧客群，並且把交易導向轉換成關係導向。針對適當的顧客群，透過適當的通路，在適當的時機下提供適當的服務(Winer, 2001)。

因企業的資源有限，應有效配置資源在忠誠的顧客群上，對於不斷消耗企業資源的顧客群應有效的管理。傳統資料庫行銷的顧客分群會透過 RFM 對顧客進行區分，也會透過顧客終身價值來計算顧客價值，其最終目的在於找出企業的忠誠顧客群(Bult and Wansbeek, 1995; Berger and Smith, 1997; Marcus, 1998; Suh et.al, 1999)。資料採礦(Data Mining)技術在 CRM 運作流程中扮演著相當重要的角色，也已廣泛地被應用(Sung and Sang, 1998; Anand, 1998; Yuan and Chang, 2001; Dennis et al., 2001)。Dukart(2002)引用 Meta Group 的研究報告，強調 CRM 的重心在資料收集、採礦、分析，協助辨識高價值的顧客。

基於以上因素，本研究動機以分析顧客行為，探討運用 Data Mining 技術在 CRM 活動：

1. 行政院主計處國情統計報告(2001)，國內零售業市場因不景氣成長率呈現負值，但零售業中的綜合商品業因連鎖式便利商店及大型量販店受消費者青睞，營業家數持續擴增，近五年營業額平均年增率 10.7%。此外，大型量販店提供消費者一次購足、服務多元化、低價促銷等不同的附加價值，於短時間內快速累積龐大的顧客交易資料。雖然 Data Mining 與網路科技加速 CRM，但目前仍未廣泛應用在大型量販市場。
2. 根據 80/20 法則，企業主要獲利來源是來自少部分具有高度利潤貢獻的顧客群，且開發新顧客的成本是舊顧客五倍以上。辨識與保留高價值的顧客，強化與企業間的關係。

為辨識最具吸引力的顧客，企業必須依據顧客需求與價值進行顧客區隔(Marcus, 1999; Morrison, 2001; Ling and Yen, 2001)。Kolakota and Robinson (2001)將 CRM 分獲取新顧客、改進現有顧客及長期維持助於獲利性的顧客三個面向。保留顧客更持久的第一個策略即是找出哪些顧客值得保留(Peppers and Rogers, 1997)，有效辨識對企業最有價值的顧客群，將有助於企業報酬率的提昇(Peppard, 2000; Vandermerwe, 2000)。因傳統 RFM 顧客分群的方式無法有效辨識企業與顧客間互動關係的行為特徵，本研究進行內容涵括：

1. 修正傳統 RFM 顧客區隔的方式，運用 Abidi and Ong (2000)及 Vesanto and Alhoniemi (2000)等學者的 SOM 和 K-mean 兩階段 Data Mining 分群方法，剖析

「不同影響因子」與「顧客獲利性」的相關性，有效萃取不同顧客群體的樣式。

2. 結合實際個案的資料，以大型購物中心為研究對象，了解不同顧客群體之回應率與報酬率，以制定有效的行銷資源配置策略。
3. 進行 Data Mining 時，以嚴謹的過程達到客觀且精確的結果，為避免隱密性的資料外洩(資料數量龐大，存在離群值與異常值)，只取 Data Mining 所需的轉換後資料。在計算顧客獲利性時，並未考慮作業基礎成本管理方式，以公司現行成本資訊估算獲利。

貳、顧客關係管理、資料採礦及顧客分群

一、顧客關係管理

在顧客關係管理(CRM)的行銷方式中，需透過“顧客信任=顧客忠誠度”兩個變數來辨識(Crosby and Johnson, 2001; Bove and Johnson, 2001)。將各學者對CRM的觀點描述定義：

Mulhern (1999) 認為 CRM 是「提供一個整合方案解決企業內部的問題，包括顧客行銷、銷售、顧客服務，以及整合人員、流程、科技，最終目標在獲取新顧客、保留舊顧客及增加顧客的利潤貢獻度。」

Peppers and Rogers(1999)認為 CRM 是「一對一行銷(One to One Marketing)運用資料庫、互動科技及大量客製化等電腦技術來發展及管理個別顧客與企業間的學習關係，透過追蹤顧客的回應率、互動資訊、歷史交易資訊等跨部門資訊來區隔不同顧客的價值與需求，以大量提供個別顧客所需的產品、服務。」

Peppard(2000)認為 CRM 是「企業運用行銷基本要素(4P)，然後持續不斷地使用有關現存和潛在顧客的精鍊資訊來預測與回應顧客需求，並且改變企業流程和建構一可讓企業獲取新顧客、保留現存顧客及最大化顧客終身價值的 IT 解決方案。」

Ling and Yen (2001)認為 CRM 「組織以顧客角度觀點來最佳化與顧客的關係，並且使顧客對企業的利潤貢獻度最大化。CRM 也是整合性的策略方法，有效運用顧客資訊從現存顧客、潛在顧客中找出高價值的顧客。」

Swift (2001) 對 CRM 的定義是「為了改善顧客獲取、顧客保留、顧客忠誠度以及顧客利潤貢獻度，透過有意義的溝通方式來了解與影響顧客行為的企業方法。」

Tiwana(2001)CRM 是「管理與現有顧客關係及選擇性地保留新顧客的流程，以強化現有顧客的忠誠度，及增加現有顧客的利潤貢獻。」

Kalakota and Robinson (2001)CRM 可視為「在運用整合性銷售、行銷與服務策略下，在組織中所發展的一致性行動。即在企業結合流程與科技的整合下，找出顧客的真正需求，同時要求企業內部在產品與服務上力求改進，以致力於顧客滿意與顧客忠誠度的提升。」

Pang and Norris (2002)指 CRM 「使用電腦電話整合、顧客自助服務、企業智慧、入口網站、大量客製化及快速訂單履行等 IT，整合資訊流通透過通訊技術得到有效改善，

目的在適當時間透過顧客所需的通路提供精確、客製化的服務資訊。」

由以上學者所述，CRM 可歸納為『整合企業前端銷售系統、Call Center 系統及後端作業系統的企業策略，從大量顧客的歷史交易資料中，找出對企業最具利潤貢獻度的顧客群，以協助建立或改善企業在行銷、銷售、服務等核心運作的企業流程，最終目的在達成開發新顧客、保留舊顧客及提昇顧客利潤貢獻度的目標。』

CRM 導入可視為一連串以『學習關係』為核心的循環過程，建立與顧客互動的基礎上，包括顧客識別、區隔、互動、客製化等四個步驟(Peppers and Rogers, 1999)。經由與客戶直接的接觸後，使客戶發覺產品或服務是有價值的。CRM 的架構大致可分成兩個平台：一是維繫顧客關係和溝通的平台，包括靜態銷售紀錄和動態的顧客回應；另一是顧客知識獲取平台，包括資料倉儲的建置步驟和資料的分析之技術面應用。Crosby and Johnson(2001)說明 CRM 相關的軟硬體可區分成合作型、作業型，以及分析型三部份。

整合與經營 CRM 使服務品質滿足各階層顧客於不同階段的需求，持續地增強公司的競爭力核心，以提昇顧客滿意度、忠誠度及高價值顧客：

1. 顧客滿意度與忠誠度：儘管企業重視顧客滿意度的衡量與強調品質，但卻無法有效達到預期的投資報酬，因滿意度與品質並無法達到持久的顧客忠誠度(Duffy, 1998; Bhatti et al, 2001; Morrison, 2001)。Ling and Yen(2001)認為辨識清楚顧客信任與忠誠度之間的關係，不能只倚賴顧客滿意度調查，應更精確地掌握顧客的資訊，清楚知道顧客想要(want)、需要(needs)及價值(values)。
2. RFM 變數：R (Recency)表沉寂長度、F (Frequency)為購買頻率、M (Monetary Amount)購買金額，RFM 可從龐大的名單中找出行銷活動所需的顧客，為目前評估顧客價值的模型中，最有效被應用在行為分析技術最廣泛 (Bult and Wansbeek, 1996)，是分析顧客資料容易且快速之方法，但 Marcus (1998)認為 RFM 進行顧客價值分析十分複雜與耗時，無法區隔出長期與短期顧客關係的群體(Reinartz and Kumar, 2000)。
3. 顧客價值矩陣：是從 RFM 所發展出來適合小型企業的顧客價值分析的方法。其他變數如：購買類型、關係長度..等都可用來與購買次數與平均購買金額結合使用。Marcus (1998)之顧客價值矩陣形成最佳型、消費型、頻率型及不確定型顧客四個區隔，如圖 1。

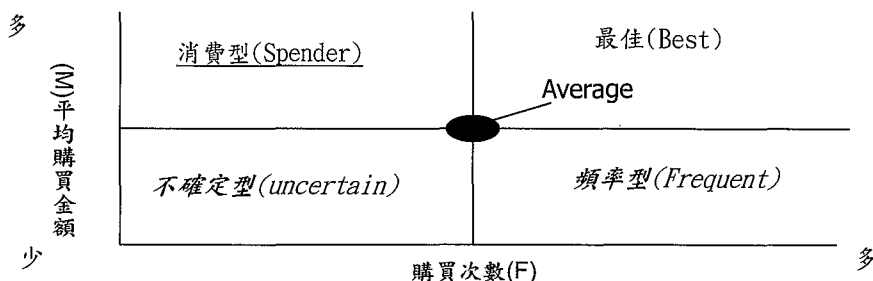


圖 1：顧客價值矩陣 (Marcus, 1998)

4. 顧客獲利性衡量：CRM 最終目的在使顧客之利潤貢獻度最大化(Ling and Yen, 2001)。Mulhern(1999)對顧客獲利性是「個別顧客對企業的淨現金貢獻」，要獲取精確的顧客購買行為資訊相當困難，尤其是成本資訊，如製藥業的直效行銷，獲利性影響因素包括產品售價、單位成本、單位數量、購買頻率、變動成本，其他因素(如顧客關係長度、購買集中程度及顧客滿意度)，行為屬性(如產品價格敏感度、品牌忠誠度、購買時機、品牌屬性、廣告影響)。Niraj(2001)對供應鏈環境提供一個衡量顧客獲利性模型，考量成本包括行銷、服務顧客的作業及間接供應成本，發現少部分顧客提供企業的相當大的利潤貢獻。Ness(2001)欲計算顧客終身價值則需要獲取、供應、服務及保留四種成本資訊。

二、傳統統計分析與類神經網路之分群

Kohonen(1990)的自我組織圖(Self Organization of Map; SOM)，主要應用於圖形的辨識，將高維度的空間資料映射到低維度的資料，SOM 因透過鄰近距離的概念進行分群，使分群結果出現重疊分割(Overlapping partitions)現象；非階層式分群的分群結果則可產生非重疊的分割(Churry, 2001)。Abidi and Ong (2000)及 Vesanto and Alhoniemi (2000)提出兩階段式分群技術來進行資料採礦(DM)之分群作業策略，第一階段透過 SOM 將高維度的資料映射到低維度的空間上，以快速了解資料結構的概略群體數，收斂可以達到全域性最佳化。第二階段透過 K-Mean 進行集群分析，目的在於找出資料的特徵樣式，使群體內的資料間樣式差異越小越好，群體之間則差異越大越好。兩階段分群演算法如下：

5. SOM：Kohonen(1990)以自我組織作圖形的辨識，藉由符合圖樣元素的向量值，並將圖樣做一分類。如圖 2 所示。
6. K-Mean：基於經濟性、簡單性、與有效性，K-Mean 是值得採用的方法，是一種非階層式的分群方式，不受異常值、距離衡量誤差、距離計算方法選擇的影響。若可以知道群體初始起點，分群效果較佳。分群前先知道分群的數目，可有效地處理大量數值性的資料，適合處理凸形群體之特性，終止只符合區域性最佳化。如圖 3。

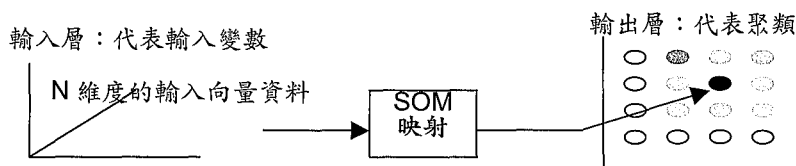


圖 2：SOM 網路架構示意 (本研究整理)

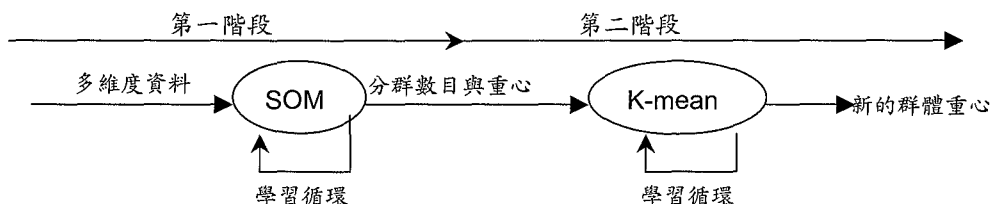


圖 3：兩階段分群演算流程圖 (本研究整理)

Data Mining 應用程式可自動搜尋資料，找到購買行為預測指標，行銷人員將 Mining 結果傳送到活動管理軟體，管理目標市場區段的活動，使公司更具有競爭優勢（葉涼川，2000）。Sung and Sang(1998)提出 Data Mining 的新行銷策略，以 SOM 分群方法進行旅館免稅商店之顧客消費行為 RFM 分析。將顧客與交易資料中符合 RFM 格式的資料匯入資料超市(Data Mart)，進行策略性顧客區隔，顧客區隔種類如下：

1. 流失顧客：顧客群的特徵為 $R\uparrow F\downarrow M\downarrow$ 或 $R\uparrow F\uparrow M\uparrow$ ，表示顧客很久沒有交易。
2. 新進顧客：顧客群的特徵為 $R\downarrow F\uparrow M\uparrow$ ，表示顧客最近剛產生交易。
3. 忠誠顧客： $R\downarrow F\uparrow M\uparrow$ 、 $R\uparrow F\uparrow M\uparrow$ ，表示顧客最近或曾向企業購買的次數多且購買金額大。
4. 潛在顧客：特徵為 $R\downarrow F\downarrow M\uparrow$ ，表示顧客最近對企業所購買的金額很大但是次數不多。

蔡永恆(2000)運用 Sung and Sang 的策略顧客分群方式，透過 RFM 之 Data Mining 在銀行消費行為的分析，加存款餘額(T)變數進行顧客分群，對顧客忠誠度的辨識相當薄弱。Bove and Johnson(2001)的顧客忠誠度可由顧客本身的態度及反覆購買/光臨所構成，高忠誠顧客具較高反覆購買行為，但並不一定會有較高忠誠度。真正的顧客忠誠度乃「並非因偶發性所產生反覆購買的行為，而是不用持續地吸引所產生的長久的反覆購買行為」(Bhatty, 2001)。Crosby and Johnson(2001)透過分析型 CRM 進行顧客分群，顧客知識分析結果可以帶來許多利益。因此企業應對忠誠顧客提出更明確的定義。

經由 CRM 相關探討後，進一步研討 Sung and Sang (1998)之 RFM 分群模式，並參考 Marcus(1999)的顧客價值矩陣與 Brown(2000)、Morrison (2001)、Bhatty (2001)等對忠誠顧客的主張，採用 Mulhern(1999)的顧客獲利性的概念，重新修正忠誠顧客群的特徵，並以 Curry(2000)的 CRM 模型為基礎，更深入探討不同影響因子與顧客獲利性的相關性。

參、研究架構與方法

Groth(1999)說明資料庫行銷人員所重視的顧客區隔在 Data Mining 的技術中即是分群，分群是一個具有相同趨勢及樣式資料項聚集在同一個群體，或是將資料集分割成不同群體的過程。Reinartz and Kumar(2000)認為在非契約形式的環境下，運用統計鑑別分析針對直效行銷型錄公司的長期顧客，適合進行顧客獲利性的實證分析。而目前在非契約式的環境下，進行長期顧客關係的顧客獲利性之實證研究相當缺少。本研究為了從龐大顧客資料庫中萃取出可行動的資訊，乃採用 Abidi and Ong (2000)及 Vesanto and Alhoniemi (2000)所提出兩階段分群技術，進行 CRM 活動中的顧客區隔。研究首先彙總相關文獻提出初步命題假設，進一步以個案分析來進行 CRM 運作顧客獲利性的行為 (Mulhern, 1999; Curry, 2000)，再修正本研究之命題假設的適合度，最後以 Data Mining 分群方法來進行顧客區隔。

一、整合資料採礦分群技術於顧客關係管理運作架構

針對個案提出一個整合 Data Mining 分群技術 CRM 流程架構，分成兩個部分：

1. 前端 CRM 作業環境：指 CRM 活動之規劃、組織、執行、控制等管理活動，如郵件活動、促銷活動、交叉行銷、向上行銷等。為了促使各項活動能夠更有效率、效果，透過後端系統所產生之顧客名單，集中行銷資源在目標顧客群，來達到獲取、保留、增加顧客利潤貢獻，最後再將活動執行結果存入行銷資料庫以供後端分析系統之用。
2. 後端 CRM 分析系統：主要從顧客交易資料中，萃取出『L、R、F、M』等資訊，然後透過後端分析系統之兩階段分群分析作業(SOM + K-mean)，區隔出不同的顧客群。

二、LRFM 資料模型

表 1 將 LRFM 變數資料匯入採礦資料庫內，以提供分群作業所需。圖 4 之 LRFM 資料模型中模型乃修正自 RFM 模型，起因於 Reinartz and Kumar (2000)透過 RFM 無法區隔出長期與短期顧客關係的群體。因此，本研究增加一個變數－『顧客關係長度(Length, L)』，加強對忠誠顧客的解釋能力。Bhatty(2001)研究，真正顧客忠誠度乃是顧客需要與企業間須建立的長久關係，L 是衡量顧客忠誠度的重要指標之一。顧客沉寂長度(R)來衡量顧客的流失情形，當 R 大於特定的期間時為靜態顧客(Groth, 1999)。Marcus(1998)表示 RFM 模型的 FM 變數間存在共線性問題；在顧客價值矩陣透過 FM 兩個變數來初步區隔顧客群體，當 F 與平均購金額高於總平均數時，即為最佳的顧客群。企業希望能夠由資料庫中有知道多少靜態與活躍顧客，從活躍顧客中得知利潤貢獻的狀況。

表 1：LRFM 資料模型 (修正自 Sung and Sang, 1998)

變數	資料描述
L (關係長度)	顧客關係長度，指顧客第一次購買日到最後一次購買日之間的天數。
R (最近)	顧客接觸時間，指顧客最後一次購買時間到分析日之間的日數。
F (頻率)	顧客購買次數，指顧客在某一時間內發生交易的造訪天數。
M (顧客獲利性)	顧客獲利性，指顧客在某一時間內的淨利潤貢獻度。

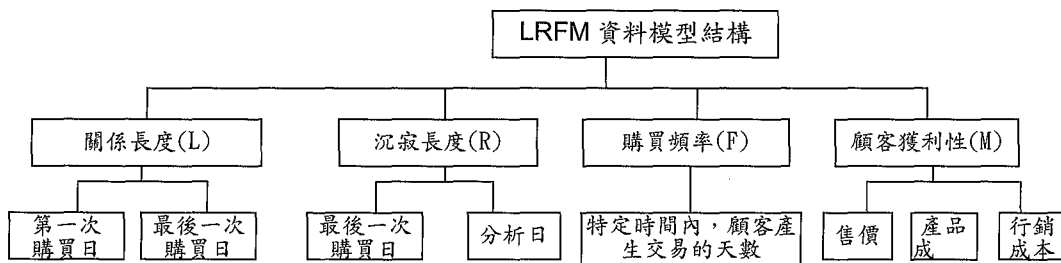


圖 4：LRFM 資料模型圖(修正自 Sung and Sang, 1998)

為了分析顧客價值，將 RFM 模型中的顧客購買金額以 M 取代，M 是用來衡量顧客對企業利潤貢獻的淨值。Mulhern(1999)的 M 模型衡量，指顧客購買金額扣除各項直接與間接成本後的淨利潤貢獻總和，顧客獲利性模型如下：

$$C_{pi} = \left[\sum_{t=1}^T \left(\sum_{j=1}^{J_i} (P_{ijt} - C_{ijt}) - \sum_{k=1}^{K_i} MC_{ikt} \right) \right]$$

C_{pi} (顧客獲利性) = 顧客 i 對企業的利潤貢獻度；

P_{ijt} (產品價格) = 顧客 i 在時間 t 購買產品 j 的價格

C_{ijt} (產品成本) = 顧客 i 在時間 t 購買產品 j 的單位成本

MC_{ikt} (變動行銷成本) = 顧客 i 在時間 t 的活動 k 變動行銷成本

i = 通貨膨脹率

經 CRM 相關文獻探討，本研究進一步了解 Sung and Sang(1998)RFM 分群模式，並參考 Marcus(1999)顧客價值矩陣、Brown(2000)、Morrison(2001)、Bhatty(2001)等對忠誠顧客的主張，採用 Mulhern(1999)的顧客獲利性概念，然後修正忠誠顧客群的特徵，並以 Curry(2000)的 CRM 模型為基礎，更深入探討不同影響因子與顧客獲利性之間的相關性。

三、兩階段資料採礦分群方法

為了使 LRFM 模型的資料能夠順利且正常地進入採礦資料庫，在實際進行 Data Mining 分群作業前，必須先進行採礦前的資料前置處理 (圖 5)。

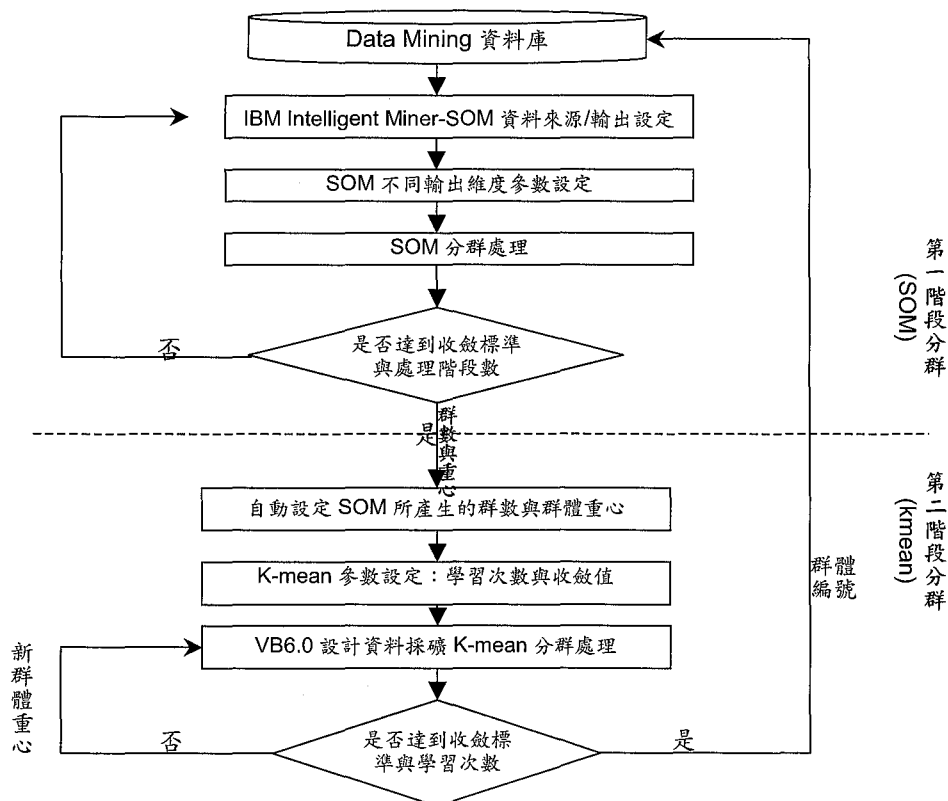


圖 5：兩階段分群運作流程 (本研究)

首先將特定期間有交易的顧客(即活躍顧客),透過 SQL 將 LRFM 資料模型從歷史交易資料庫中將每位活躍顧客的 LRFM 資料匯入採礦資料庫內,為避免分群演算過程中受到離群值的影響,以標準差來進行離群分析;當少部分資料落在大於或小於總平均 n 個標準差範圍外時,資料視為離群值,本研究的處理方式乃以最大最小值來處理,當資料高於或低於總平均數 n 個標準差時則以最大最小值取代。

1. 為使兩階段的分群作業(SOM+K-mean)中所需要的距離衡量不受單位不一致性的影響,以求得更精確距離計算,必須將 LRFM 的資料進行標準化(即資料介於 0~1 間),標準化的方式為:標準化資料=(原始資料-範圍最小值)/(範圍最大值-範圍最小值)。對 SOM 與 K-Meam 兩階段分群分析的進行描述:

- (1) 第一階段分群方法:分析系統使用 IBM Intelligent Miner for Data 採礦軟體的類神經叢集化功能(即 Kohonen SOM)來辨識群體數目與群體重心,然後將辨識的群體個數與群體重心提供給 K-mean 分群統。
- (2) 第二階段的分群作業:以 VB6.0 設計 K-Mean 分群系統結合顧客價值矩陣與關係類型矩陣所形成的十六種顧客群體樣式,用來解釋兩階段分群所開採的結果。最後區隔出顧客名單,匯出至前端作業系統,形成封閉式的 CRM。

四、群體樣式分析

為能夠經由 Data Mining 的結果可找出顧客群體的樣式,將 LRFM 資料模型分成兩個平面所形成的十六個象限來解釋兩階段分群的結果,如圖 6 所示。首先參考 Marcus(1998)的顧客價值矩陣的分群方式,透過購買頻率(F)與顧客獲利性(M)所形成的四個象限為第一個平面。由於顧客價值矩陣並無法有效解釋顧客與企業間關係的長度(L, 保留顧客),也無法解釋顧客流失的情形。因此以 LRFM 資料模型中的 LR 兩個變數所形成的四個象限為第二個平面(稱顧客關係類型矩陣)。以顧客價值矩陣為基礎的第一個平面的每個象限上,皆可以第二個平面顧客關係類型矩陣來解釋。最後即是經由顧客價值矩陣與顧客關係矩陣所形成的十六個象限來解釋兩階段分群的結果,以下簡稱多維度顧客分群。

(一) 顧客關係類型矩陣

Sung and Sang (1998)運用 SOM 分群方式進行 RFM 顧客區隔,目的在選擇 VIP 顧客以進行促銷活動。Marcus(1998)透過顧客價值矩陣以進行中小型公司的顧客區隔。蔡永恆(2000)加上變數 T(存款餘額)進行顧客分群,運用 Data Mining 技術以分析銀行業顧客之消費行為。雖 RFM 可用來分析顧客行為,但 RFM 無法有效辨識忠誠顧客群與企業間所維繫的 L 情形。本研究以 LRFM 資料模型中的 LR 變數形成顧客關係類型矩陣,透過顧客關係類型矩陣可更進一步解釋每個象限中群體特徵的顧客流失與顧客保留的情形,長期的顧客關係會比短期的帶來更多利潤貢獻。Reinartz (2000)在非契約的環性下,真正的顧客忠誠度不只是反覆購買行為,更須長久而緊密互動關係上。企業與 L 是衡量顧客忠誠度很重要的變數(Bhatty, 2001)。Groth (1999)指出 R 常會用來衡量顧客的流失情形。綜合以上,本研究提出 L 與 R 兩變數所形成顧客關係類型矩陣,解釋顧客群的流失與忠誠度特徵。

1. $L\uparrow R\downarrow$ (關係持久，最近有接觸)：容易形成顧客忠誠度關係，但是若沒有交易，也可能消耗企業資源，此關係屬於緊密關係。
2. $L\uparrow R\uparrow$ (關係持久，很久沒接觸)：潛在的顧客群，亦可能形成流失顧客群，屬潛在關係。
3. $L\downarrow R\downarrow$ (關係短暫，最近有接觸)：企業與顧客間的關係剛建立，屬於獲取關係。
4. $L\downarrow R\uparrow$ (關係短暫，很久沒接觸)：此關係屬於流失關係。

企業與顧客的關係並非永遠不變的靜態關係，隨著企業與顧客的互動所產生的動態互動關係。在 CRM 的運作過程中，新顧客的獲取會隨著不同的行銷活動將顧客提升為緊密的忠誠顧客，但顧客亦可能因競爭對手的策略性行銷而變成潛在顧客，甚至形成流失顧客。為避免高價值的顧客流失，企業應清楚辨識顧客與企業間關係的變化。

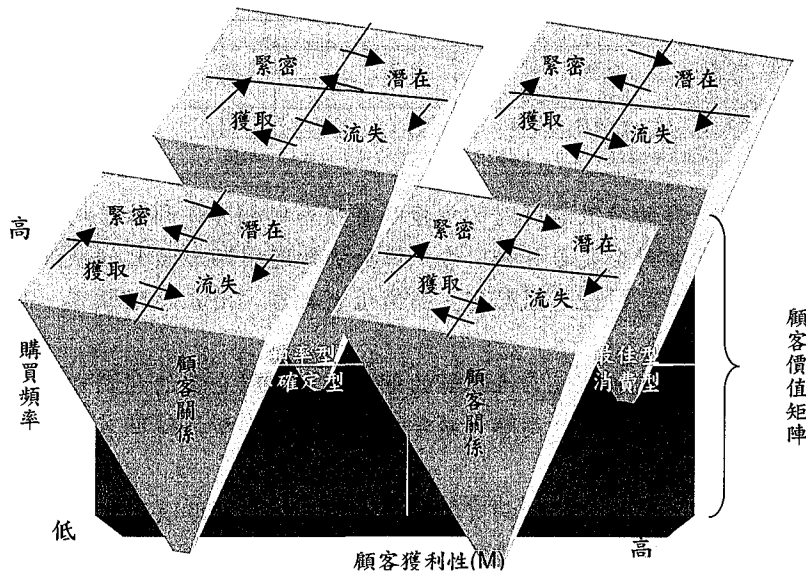


圖 6：多維度顧客分群 (本研究)

(二)多維度顧客分群規則

為使 Data Mining 作業所開採的顧客群體能夠容易且正確地被識別，依 LRFM 進行顧客分群，由兩階段分群分析所形成的群體，以多維度顧客分群規則來解釋分群結果。本研究整合 Marcus (1998)的顧客價值矩陣與形成十六種顧客區隔群體樣式，如表 2 所示：

表 2：多維度顧客分群之顧客區隔樣式 (本研究)

顧客區隔		變數	L 關係長度	R 沉寂長度	F 購買頻率	M 顧客獲利性
最佳顧客 (BEST)	緊密	高價值忠誠顧客	↑	↓	↑	↑
	獲取	高價值新顧客	↓	↓	↑	↑
	潛在	潛在忠誠顧客	↑	↑	↑	↑
	流失	高價值流失顧客	↓	↑	↑	↑
消費型顧客 (Spender)	緊密	白金型顧客	↑	↓	↓	↑
	獲取	消費型促銷顧客	↓	↓	↓	↑
	潛在	潛在消費型顧客	↑	↑	↓	↑
	流失	消費型流失顧客	↓	↑	↓	↑
頻率型顧客 (Frequent)	緊密	高購買頻率顧客	↑	↓	↑	↓
	獲取	頻率型促銷顧客	↓	↓	↑	↓
	潛在	潛在頻率型顧客	↑	↑	↑	↓
	流失	頻率型流失顧客	↓	↑	↑	↓
不確定顧客 (Uncertain)	緊密	低消耗資源顧客	↑	↓	↓	↓
	獲取	不確定新顧客	↓	↓	↓	↓
	潛在	高消耗資源顧客	↑	↑	↓	↓
	流失	不確定流失顧客	↓	↑	↓	↓

↑符號表示群體平均值大於總體平均值，↓符號表示群體平均值小於總體平均值

1. 最佳顧客：群體特徵為群體的重複購買頻率與顧客獲利性平均數皆大於總體平均數。雖顧客對企業是具吸引力，但無法知道與顧客間 L 的狀況。顧客群區分成四種類型：高價值忠誠顧客、高價值新顧客、潛在忠誠顧客、高價值流失顧客。
2. 頻率型顧客：顧客屬經常性購買的顧客群，但對企業的利潤貢獻度不高，透過關係類型矩陣顧客群分高購買頻率型顧客、頻率型促銷顧客、潛在頻率型及頻率型流失顧客群體。
3. 消費型顧客：屬創造高利潤貢獻的顧客群，但重複購買次數偏低，透過關係類型矩陣分成白金顧客、消費型促銷顧客、潛在消費型顧客、消費型流失顧客四種顧客群。
4. 不確定顧客：顧客群的平均購買頻率與 M 皆小於總平均值，屬不確定的顧客，可能為新顧客或消耗企業資源的顧客。顧客關係類型矩陣區分成：低消耗成本顧客、不確定新顧客、高消耗成本顧客、不確定流失顧客四種群體。

本研究根據 Sung and Sang(1998)的顧客分類，將十六種群體歸納為五種顧客群：

1. 核心顧客群：高價值忠誠顧客(↑↑↑)、高購買頻率型顧客(↑↑↑)、白金顧客(↑↑↑)。
2. 潛在顧客群：潛在忠誠顧客(↑↑↑)、潛在頻率型顧客(↑↑↑)、潛在消費型顧客(↑↑↑)。
3. 流失顧客群：高價值流失顧客、頻率型流失顧客、消費型流失顧客、不確定流失顧客。
4. 新顧客群：高價值新顧客、頻率型促銷顧客、消費型促銷顧客、不確定新顧客。
5. 消耗資源顧客群：低消耗成本顧客(↑↓↓)、高消耗成本顧客(↑↑↓↓)。

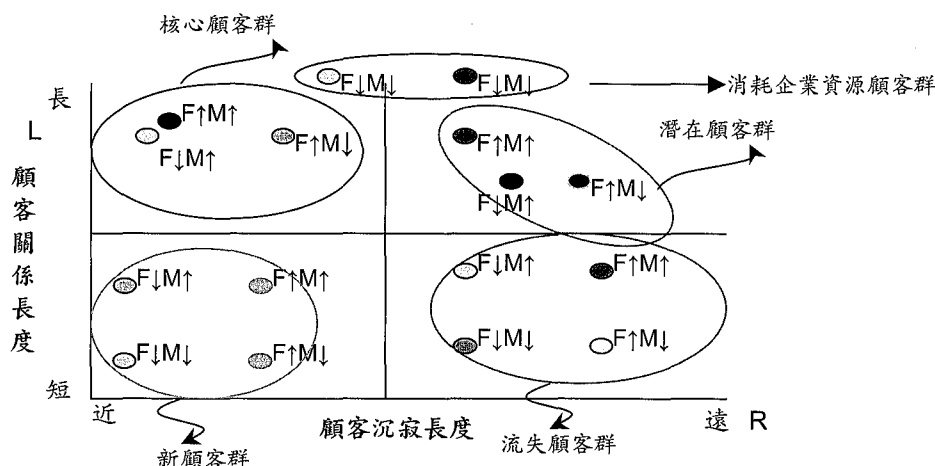


圖 7：以顧客關係類型矩陣為基礎之顧客分群(本研究)

五、初步命題假設與觀念性研究模型之雛型

本研究以「零售業大型購物中心」為個案，以 LRFM 資料模型，透過兩階段 Data Mining 分群技術，探討不同顧客區隔。圖 8 於 CRM 觀念性研究雛型中，影響顧客獲利性來源：

- (1)接觸時間構面：探討不同接觸時間長度與顧客獲利性的影響關係；
 - (2)顧客交易構面：影響顧客獲利性的交易行為、顧客購買頻率、佔有率及人數比例。
- 發展初步研究假設：

H1：非契約式的環境中，顧客交易關係長度與顧客獲利性間並非完全正向相關。

說明：Reinartz(2000)研究指出顧客與企業間的關係若是在契約式環境中(如電信業、保險業)，則長期顧客關係會帶來較高的利潤貢獻。但是在非契約式的環境中(如零售業)長期顧客關係則不一定會帶來較高的利潤貢獻。

H2：企業主要利潤貢獻來自少部分高價值的顧客群。

說明：根據 Zeithaml et al(2001)研究證實 80/20 法則，企業的主要收入來自於少部分具高度利潤貢獻的顧客。企業應將有限資源配置在少數高價值顧客群上。

H3：忠誠顧客對企業的利潤貢獻較高。

說明：Brown(2000)、Morrison(2001)、Bhatt(2001)等對顧客忠誠度是一個行為結果亦是一個關係或感覺，顧客與企業間交易關係的長度是衡量顧客忠誠度很重要的指標，長期顧客關係與高購買頻率顧客對企業的獲利性較高。

H4：流失顧客對企業的利潤貢獻度較低。

說明：Groth(1999)表示 R 常會用來衡量顧客的流失情形，當顧客流失表示與企業已經很久沒有交易關係存在，對企業的利潤貢獻度則會越來越低。

H5：顧客佔有率越高對企業的獲利性越高。

說明：企業追求最大化顧客佔有率目的在提昇顧客購買率(Duffy, 1998; Ling and Yen, 2001)；顧客購買企業產品的種類越多則可以增加對企業的利潤貢獻。

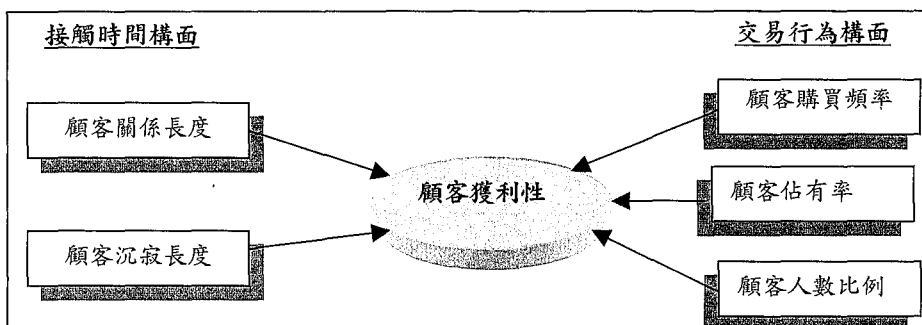


圖 8：顧客關係管理觀念性研究雛型（本研究）

肆、個案研究

國內零售業 1998 年受亞洲金融風暴影響，國內景氣走緩，經濟成長率由第一季 5.7% 下滑至第四季 3.4%，零售業營業額增幅則由 11.3% 降至 5.3%；88 年景氣回升，零售業營業額增幅提高為 9.4%。89 年零售業營業額達 3 兆 1,296 億元，其規模相對民間消費則過半。近五年(1996 - 2000)平均年增率為 7.2%，同期間之民間消費平均增 7.9%。零售業各業別銷售狀況，以汽機車自行車及其零件配備業、綜合商品業、機械器具業為主，三者合占零售業營業額近六成，其中綜合商品業因連鎖式便利商店及量販店受消費者青睞，營業家數持續擴增(行政院主計處，2001)。由表 3 資料，「零售業中的綜合商品業因連鎖式便利商店及量販店受消費者青睞，營業家數持續擴增，近五年營業額平均年增 10.7%」：

表 3：2002 年台灣地區量販、倉儲業者預期展店目標一覽表(廖啟揚, 2002)

公司名稱	現有店數	展店區域	預期展店數	公司名稱	現有店數	展店區域	預期展店數
家樂福	26	全省	2~3	大統、大樂	4	高、屏地區	0
大潤發	20	全省	3~5	喜互惠	4	宜蘭地區	1~2
特力屋	14	全省	11	好市多	3	全省	1~2
愛買、吉安	12	全省	2~3	特易購	3	全省	2~3
萬客隆	8	全省	0	HomeBox	3	新竹以北	0
高峰	8	彰化以北	1~2	中興批發	2	北中部	1
萬家福	6	全省	1~2	台糖量販	1	全省	1
全買	4	嘉南地區	1~2	大峰	1	北部	0
千暉	4	中部地區	1~2				

- (1) 在台灣大型量販店仍屬於新興的行業，市場中呈現相當不錯的發展空間且競爭激烈。
- (2) 目前國內的大型量販店大部分皆採會員制，累積的顧客人數皆相當龐大。
- (3) 個案公司所累積的顧客人數與歷史交易，資料足夠本研究的 Data Mining 在 CRM 上的應用。資料為企業內部的隱密性資料，取得相當不易，因此僅選一個案公司。

一、個案公司之 CRM 運作方式

A 公司的受訪者是負責 CRM 業務的 MIS 主管，個案公司是目前國內一家透過郵件活動進行 CRM 的零售業某大型購物中心的公司，目前所擁有之會員人數約兩百萬人以上，產品種類高達一千多種，累積了相當龐大的顧客交易資料。個案研究主要目的如下：

(一) 顧客分類方式

A 公司的依顧客的「消費金額」和「造訪次數」來區分兩種，將會員顧客在同一個年度按照消費來區分活躍型與靜態型顧客，活躍型顧客為最近有交易的會員顧客，靜態型顧客為最近無交易的會員顧客。零售業的顧客很少會主動表示何時會停止交易行為，亦即變成靜態顧客。企業希望從活躍顧客中得知利潤貢獻的狀況，由資料庫中得知多少靜態顧客與活躍顧客的存在。本研究目標顧客主要以活躍顧客群為對象，以 Data Mining 分群作為主要顧客區隔，進而探討在活躍顧客群中不同顧客區隔的樣式。

(二) 個案公司之 CRM 運作流程

目前 A 公司最主要的行銷活動為型錄寄送，運作週期固定，每年花費在郵件寄送的成本將近一千萬，但是活動的回應率約在 20%~30% 間。A 公司的郵件寄送策略主要以「活躍顧客群中的高消費金額與高購買頻率顧客群，為郵件活動的目標顧客」。因顧客對於活動的回應率均偏高，為減少每次型錄活動的行銷成本，行銷部門會向資訊部門提出每次活動所需的資訊需求，包括(1)每一種型錄名單中該準備多少數量的型錄；(2)哪些產品是顧客比較喜歡的產品(利用銷售額、銷售量來衡量)；(3)每次型錄活動的回應率與活動報酬率。

A 公司定義 CRM 為「針對不同的主題與顧客互動，累積與顧客互動的資料庫，透過互動資料庫來學習顧客行為」。公司之 CRM 運作的流程，如圖 9 所示：(1)確定行銷活動主題：透過腦力激盪術來找出活動主題。(2)針對主題找出主題活動：針對主題來設計該寄送什麼樣的型錄。(3)在主題活動下，找出目標顧客群：透過不同的顧客分類來區隔顧客。(4)行銷活動執行：針對目標顧客群寄送型錄。(5)紀錄活動結果與評估績效：分析顧客的回應率及郵件活動報酬率計算。(6)學習過去的活動結果，不斷地反覆操作 1~5 步驟。

A 公司之 CRM 最主要目的乃『從活躍顧客中找出忠誠顧客』，忠誠顧客定義為「購買頻率較高的顧客群與購買金額較高的顧客群中相互重疊的顧客群」，計算不同顧客群在主題活動中所形成的回應率為衡量方式；回應率的計算為型錄所寄送之顧客群中，再度回來進行交易的比例。目前公司對顧客分群採用的資訊技術是透過 SQL 方式，針對行銷部門所提出之資訊需求進行資料的分析，且 CRM 的運作流程並未採用 Data Warehousing、Data Mining 或任何 CRM 軟體或開發支援 CRM 系統。個案分析發現，CRM 主要在區隔企業內最有價值的顧客群，而資訊與行銷部門需經常性針對不同行銷活動進行互動，行銷部門最希望能夠從資訊部得知活動中目標顧客名單；而資訊部門則是被動地找出行銷部門所需的資訊。經由個案並整合 Data Mining 於 CRM 運作流程離型比較分析結果，如表 4 所示。

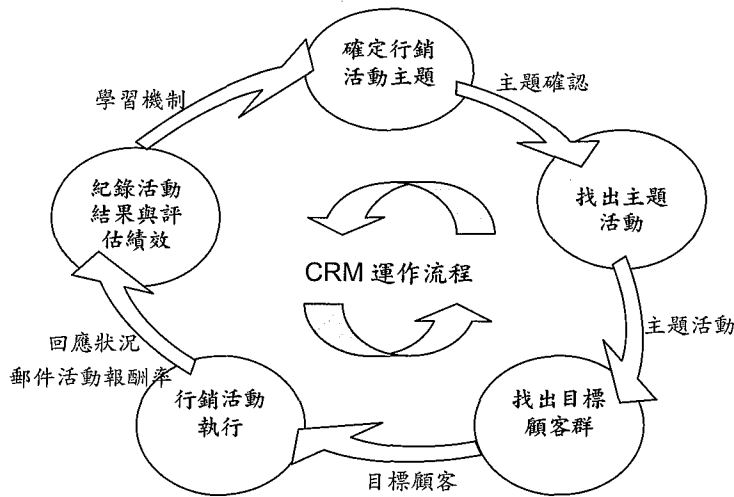


圖 9: A 公司之 CRM 運作流程 (A 公司訪談紀錄)

表 4：個案公司與本研究 CRM 流程之比較差異 (本研究)

		個案公司	本研究
相同之處	區隔目的	顧客區隔，以有效辨識出高價值顧客	
	績效衡量	回應率、郵件活動報酬率	
差異之處	顧客區隔技術	傳統 RFM 方法	LRFM 資料模型
	顧客價值定義	購買金額	顧客獲利性
	資料分析方法	統計技術	資料採礦
	忠誠顧客定義	以 FM 定義	以 IRFM 定義
	流失顧客定義	以 R 定義	以 LRFM 定義

(三) CRM 活動績效衡量方式

為了衡量郵件活動的績效表現，A 公司會將每次活動結果儲存起來，並且計算每次活動的回應率與投資報酬率，回應率主要在衡量每次活動中顧客再次回來購買的機率，投資報酬率則是在衡量每次活動利潤的表現，以下為回應率與投資報酬率的計算方式：

$$\text{活動回應率} = \frac{\text{活動後郵件寄送之顧客群中再度回來交易的人數}}{\text{活動期間所寄發的給顧客群的型錄數量}}$$

$$\text{郵件活動報酬率 (ROI)} = \frac{\text{活動後顧客再度回來交易所產生的銷貨毛利}}{\text{活動期間所寄發的給該群的郵件成本 (顧客人數 \times \text{單位郵件成本})}}$$

二、個案公司經營特色與整合資料採礦之 CRM 預期成效

每年以平均 2~3 家的展店數積極開拓經營版圖，設立標準以 50 萬人為開設一家分店標準，台北將有開設 4~5 家的潛力。主要顧客以年輕夫妻或小家庭為主，目前會員數已超越 200 萬人次以上，過去 5 年皆以 80% 速度成長。目前行銷資訊由 MIS 部門所供

應，尚無結合 DM 技術，僅以 SQL 方式進行。公司最主要的行銷活動為型錄寄送，每年花費在型錄寄送上的成本相當高，活動的回應率約在 20%~30% 間。個案公司在擴張的過程中，顧客人數快速增加，也因市場競爭激烈而導致顧客流失，公司為能夠有效地保留住現有顧客，持續地進行型錄寄送活動，為能夠提高活動的回應率與郵件活動報酬率，個案公司試圖從現有顧客群中尋找最有價值顧客群以做為郵件活動的目標顧客群。

Kolakota and Robinson (2001) 認為 CRM 可分成獲取、增強、維持三個面向，CRM 的各個面向都是相互關聯的，公司通常必須選擇其中之一做為主要重點，這個選擇非常重要，因為所選擇的面向決定了技術的基礎建設策略。目前個案公司之 CRM 面向屬於獲取階段，然龐大的歷史交易資料中，很難透過傳統的 SQL 技術萃取出有用的決策資訊，個案公司應藉著鼓勵卓越的交叉銷售與向上銷售，以增強現有顧客關係。為能夠順利地展現交叉銷售與向上銷售，使可順利進入增強階段，採用 DM 技術將可協助公司進入 CRM 生命週期的增強階段，透過 DM 技術可辨識出哪些顧客群是值得增強的顧客。

Peppers and Rogers(1997)指出保留顧客更持久的第一個策略即是找出哪些顧客值得保留，有鑑於此，本研究修正傳統 RFM 區隔方式，以兩階段 DM 分群方法應用於 CRM 之郵件活動，進一步探討 LRFM 資料模型，在顧客分群上有效辨識出最有價值的顧客群，使企業之有限資源可以集中在高價值的顧客群上。

綜合個案公司之經營特色、研究目的、重要性間關係後，整合 DM 分群方法應用於個案之直接行銷的郵件活動，在活躍顧客群的顧客區隔，預期研究成效如下：

1. 結合 DM 進行郵件活動的活躍顧客，透過多維度顧客分群，有效區隔不同價值的顧客群。探討個案公司活躍顧客群之獲利性與人數比例，進一步瞭解不同顧客區隔利潤貢獻。
2. 將所產生之顧客區隔結合個案公司的郵件活動回應資訊，進一步探討顧客區隔的郵件活動報酬率與回應率。透過郵件活動績效衡量，區隔不同價值的顧客在活動中的績效表現。

三、修正後觀念性研究模型

個案訪談發現在大型顧客中心的顧客忠誠度會透過消費金額與購買頻率來決定，而少數高價值的顧客即可創較高的利潤貢獻，這群顧客通常會因競爭對手的行銷活動而流失。大型量販店的特色是產品種類繁多，大部分顧客很少會在短期間內購買相同產品，尤其是非消耗性的產品。多數顧客皆會因購買產品數越多而使得其 M 越高，忠誠顧客對活動的回應率較高。因此在訪談個案公司後，將初步的研究假設修正，並依照影響顧客利性的因子區分成「接觸時間」與「交易行為」兩個構面，並增加「活動績效」構面，以進一步探討顧客獲利性與活動績效因子的相關性，再形成研究模型，如圖 10 所示。

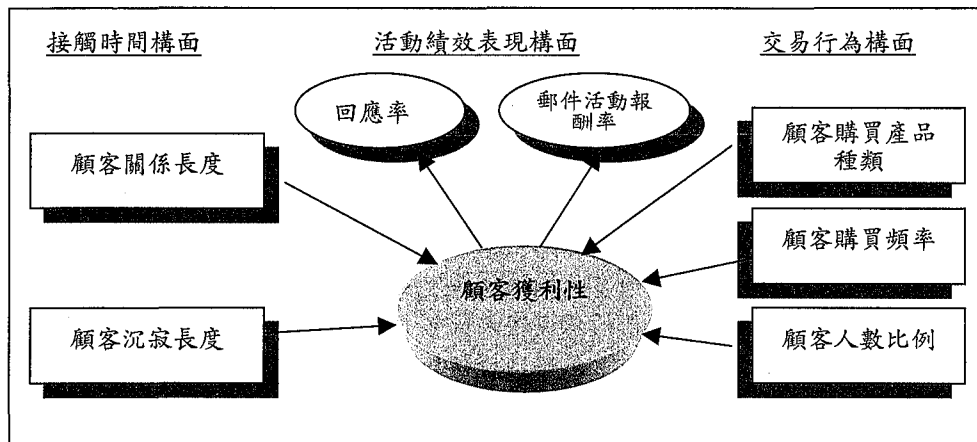


圖 10：顧客關係管理觀念性研究模型(本研究)

伍、實證分析

一、資料前置處理

A 公司 CRM 主要目的乃從活躍顧客中找出忠誠顧客，本研究從 A 公司 2001/6/31～2001/12/31 期間的交易資料中，找出有交易的顧客群約 499,940 人即所謂活躍顧客，並從 1999/1/1～2001/12/31 的交易資料庫中，萃取出活躍顧客 L、R、F、M 的資料。在進行 Data Mining 作業前，先將資料的清洗、整合與轉換，使作業能夠更精確和正常運作。

1. 資料整合：將活躍顧客的 LRFM 格式的資料以 SQL 方式匯入採礦資料庫內，透過 VB 6.0 設計資料整合的系統介面，以呼叫後段 SQL Server 的 DTS。
2. 資料清洗：Data Mining 中異常值的處理可減少對採礦結果的影響。經由交易資料庫所匯入的採礦資料中(DM 清洗處理)，原始活躍顧客 L 的資料範圍落在 1～1127 間，總平均數為 429。R 的資料範圍落在 35～249 間，總平均數為 110。F 的資料範圍落在 1～336 間，總平均數為 6。M 的資料範圍落在 2～246157 間，總平均數為 6269。

表 5：原始活躍顧客群 LRFM 資料

資料採礦模型	平均數	標準差	範圍上下限	範圍中間值
關係長度(L)	429	368	1～1127	546
沉寂長度(R)	110	62	35～249	142
購買頻率(F)	6	9	1～336	168.5
顧客獲利性(M)	6269	11618	2～246157	123079.5

以下分別以 L、R、F、M 四個分群變數的資料進行離群值偵測：

1. L 與 R 的離群值偵測：如圖 11 與 12 所示，發現 L、R 的資料並無明顯的離群值，因在 L 平均數的 4 個標準差、R 平均數的 5 個標準差以外，無明顯離群值存在。

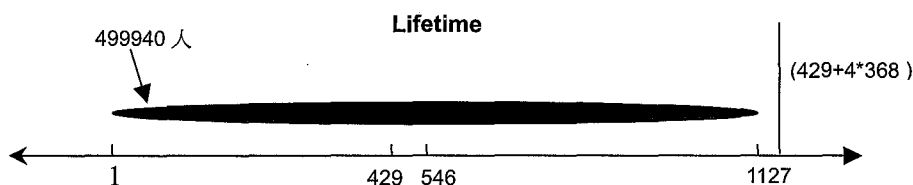


圖 11：Lifetime 離群值偵測 (本研究)

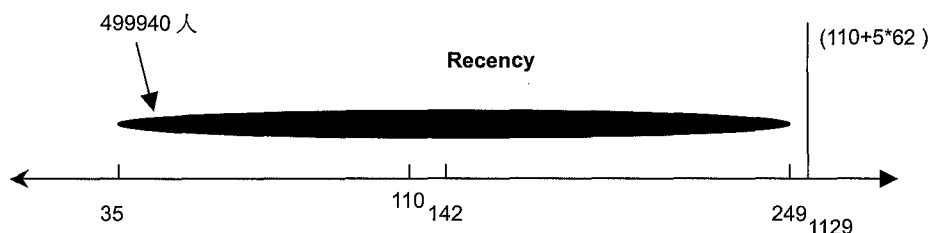


圖 12：Recency 離群值偵測

2. F 與 M 的離群值偵測：表 6，由於資料範圍太大致 FM 的總平均數皆在範圍上下限的中間值左側(圖 13、14)，因實際上活躍顧客群中存在極高 F 與高 M 的顧客群並不多，雖顧客群確實是企業最具價值，但為使採礦作業不受少數離群值的影響，將 F 平均數的 7 個標準差以外的 845 筆離群資料，以及 M 平均數的 8 個標準差以外的 824 筆離群資料均予以平準化處理。在活躍顧客中偵測結果總共 25 筆存在異常值，包括 M 低於 0 及顧客編號 141340 的獲利性單獨存在的異常極端值。

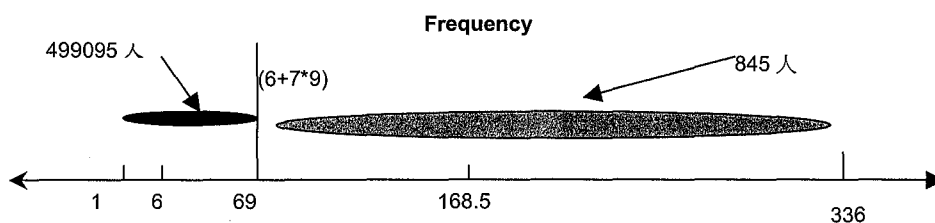


圖 13：Frequency 離群值偵測

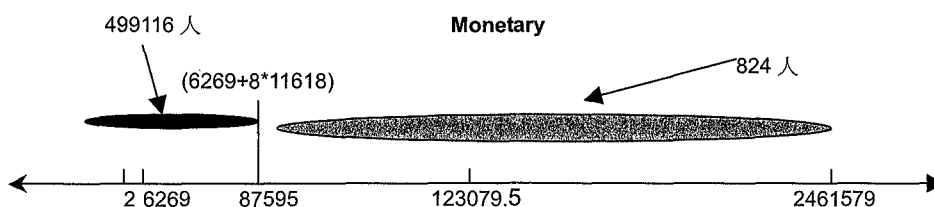


圖 14：Monetary 離群值偵測

本研究經由資料的清洗後，活躍顧客 LRFM 資料中的 LR 資料並未改變，但是在 FM 資料中則存在離群值，經由資料清洗處理後的結果，如表 6 所示。

表 6：前置處理後的活躍顧客群 LRFM 資料

資料採礦模型	平均數	標準差	範圍上下限	範圍中間值
關係長度(L)	429	368	1~1127	546
沉寂長度(R)	110	62	35~249	142
購買頻率(F)	6	8	1~69	35
顧客獲利性(M)	6164	9232	2~87595	43798.5

3. 資料轉換：因 LRFM 資料單位並非統一，為有效衡量資料間的相似性(即歐吉里得距離)，須先進行資料的標準化處理，使資料轉換後介於 0~1 間，本研究為使 LRFM 的資料能夠順利轉換成標準化的 LRFM 資料，透過 VB6.0 設計資料轉化的介面以呼叫 SQL Server 的 DTS，標準化資料=(原始資料-範圍最小值)/(範圍最大值-範圍最小值)。

二、Data Mining 分析

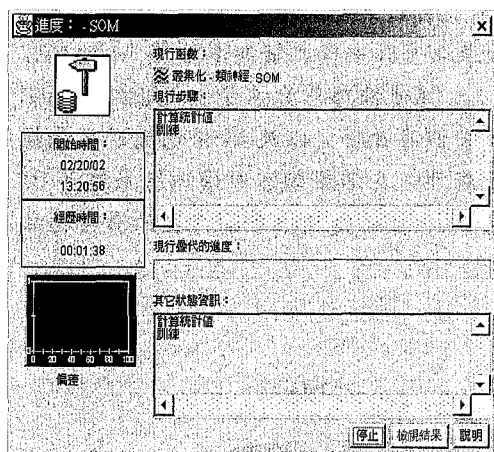


圖 15：IBM Intelligent Miner 叢集化(SOM)

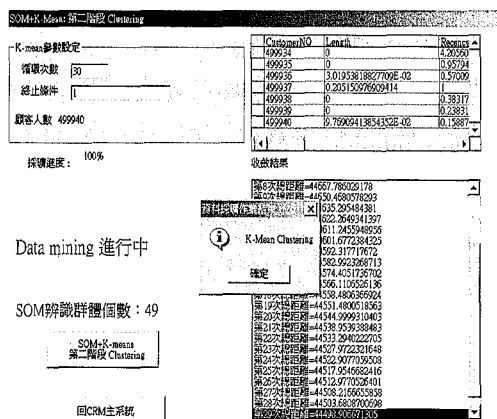


圖 16：兩階段分群 K-mean 系統

採用兩階段的分群方式，透過 IBM Intelligent Miner 之叢集化(SOM)來進行，主要任務於資料群數與重心的辨識(如圖 15)，接著分群作業透過 VB 6.0 設計之 K-mean 分群系統(圖 16)，會自動根據第一階段所產生之群數與重心來進行顧客分群處理。SOM 的分群作業無法將資料作有效的分割，群體間會產生模糊的現象，透過 K-Mean 可使群體間模糊現象降低。為能夠瞭解與解釋 Data Mining 的結果，以十六種顧客區隔樣式辨識群體樣式，符合多維度分群規則的相同樣式的群體會分類在同一個象限內，最後形成顧客區隔。

(一) 第一階段分群處理(SOM)

以 IBM intelligent Miner 進行第一階段之 SOM 參數設定，為確保最終叢集化品質能夠得到較佳的品質(即越低越好)，嘗試採用不同輸出維度 16、25、36、49 來進行 SOM 的分群分析，而最大處理階段數皆為 100，處理階段數目的在增加學習次數以提昇分群

品質，分群結果(表 7)。本研究發現輸出維度越大時，最終叢集化品質則越低，叢集化品質是用來表示資料與所屬重心密集程度的指標。

表 7：SOM 分群不同輸出維度之最終叢集化品質比較

輸出維度	16	25	36	49
最終叢集化品質	0.01176	0.007294	0.004965	0.003615
最大處理階段數	100	100	100	100

雖輸出維度越大可使分群品質越高，但分群結果的解釋能力則越困難。陳俊任(2001)應用 Data Mining 於化妝品業 CRM 研究中，以變異數分析驗證兩集群間的劃分界限是否合適。Rutherford(2001)以 SOM 方法進行小型企業的區隔的研究中，同樣以變異數分析進行驗證十三種區隔變數所產生的集群間是否有顯著差異。本研究為驗證「在不同輸出維度下，以 LRFM 四個分群變數所形成的群體，經多維度分群規則(即十六種區隔樣式)所形成的顧客區隔劃分界限是否的合適」，透過 SPSS10.0 進行一因子變異數分析來驗證顧客區隔劃分界限是否合適，以下為變異數分析的檢定假設以及驗證結果：

Ha: 將顧客之 LRFM 資料模型以 SOM 輸出維度 16 進行分群所產生之群體，經由多維度顧客分群辨識形成顧客區隔間無顯著差異。

針對 SOM 16 個群體，以變異數數分析進行驗證 LRFM 所形成的群體是否能夠有效區隔(表 8)。研究發現，LR 變數的 P-Value 值分別為 0.005、0.026，皆小於顯著水準 0.05，統計上呈現差異顯著，因此拒絕研究假設。但 FM 變數的 P-value 則分別為 0.136、0.231，不拒絕研究假設。可知輸出維度 16 下進行 SOM 分群時，F、M 變數並無法有效區隔群體。

表 8：SOM(16)分群結果之群組差異比較表

		Sum of Squares	df	Mean Square	F值	P-value	$\alpha=5\%$ 下 具顯著性
顧客關係長度 (L)	組間變異	1428169.438	7	204024.205	7.592	0.005	*
	組內變異	214985.000	8	26873.125			
	總變異	1643154.438	15				
顧客沉寂長度 (R)	組間變異	42653.167	7	6093.310	4.469	0.026	*
	組內變異	10907.833	8	1363.479			
	總變異	53561.000	15				
顧客購買頻率 (F)	組間變異	531.771	7	75.967	2.275	0.136	
	組內變異	267.167	8	33.396			
	總變異	798.938	15				
顧客獲利性 (M)	組間變異	606817815.061	7	86688259.294	1.725	0.231	
	組內變異	402001853.038	8	50250231.630			
	總變異	1008819668.099	15				

Hb: 將顧客之 LRFM 資料模型以 SOM 輸出維度 25 進行分群所產生之群體，經由多維度顧客分群辨識形成之顧客區隔間無顯著差異。

表 9 針對 SOM 所產生的 25 個群體。發現 LR 變數的 P-Value 值分別為 0.001、0.01 皆小於顯著水準 0.05，呈現差異顯著，拒絕研究假設。但 FM 變數的 P-Value 分別為 0.055、

0.147，不拒絕研究假設。可知在輸出維度 25 下進行 SOM 分群，FM 並無法有效區隔群體。

表 9：SOM(25)分群結果之群組差異比較表

		Sum of Squares	df	Mean Square	F值	P-value	$\alpha=5\%$ 下 具顯著性
顧客關係長度 (L)	組間變異	2409035.943	12	200752.995	11.530	0.0001	*
	組內變異	208933.417	12	17411.118			
	總變異	2617969.360	24				
顧客沉寂長度 (R)	組間變異	74369.673	12	6197.473	6.665	0.001	*
	組內變異	11158.167	12	929.847			
	總變異	85527.840	24				
顧客購買頻率 (F)	組間變異	937.093	12	78.091	2.613	0.055	
	組內變異	358.667	12	29.889			
	總變異	1295.760	24				
顧客獲利性 (M)	組間變異	1162926624.118	12	96910552.010	1.867	0.147	
	組內變異	622888613.171	12	51907384.431			
	總變異	1785815237.289	24				

Hc: 將顧客之 LRFM 資料模型以 SOM 輸出維度 36 進行分群所產生之群體，經由多維度顧客分群辨識形成之顧客區隔間的無顯著差異。

針對 SOM 所產生的 36 個群體(表 10)。發現 LRF 變數的 P-value 值分別為 0.0001、0.0001、0.009 皆小於顯著水準 0.05，呈現差異顯著，拒絕研究假設。但 F 變數的 P-Value 分別為 0.220 皆大於顯著水準 0.05，不拒絕研究假設。可知，在輸出維度 36 下進行 SOM 分群時，顧客獲利性變數並無法有效區隔群體。

表 10：SOM(36)分群結果之群組差異比較表

		Sum of Squares	df	Mean Square	F值	P-value	$\alpha=5\%$ 下 具顯著性
顧客關係長度 (L)	組間變異	3516401.717	14	251171.551	12.008	0.0001	*
	組內變異	439267.033	21	20917.478			
	總變異	3955668.750	35				
顧客沉寂長度 (R)	組間變異	100911.300	14	7207.950	6.285	0.0001	*
	組內變異	24085.700	21	1146.938			
	總變異	124997.000	35				
顧客購買頻率 (F)	組間變異	1259.322	14	89.952	3.102	0.009	*
	組內變異	608.900	21	28.995			
	總變異	1868.222	35				
顧客獲利性 (M)	組間變異	1670659266.506	14	119332804.750	2.643	0.220	
	組內變異	948118901.810	21	45148519.134			
	總變異	2618778168.316	35				

Hd: 將顧客之 LRFM 資料模型以 SOM 輸出維度 49 進行分群所產生之群體，經由多維度顧客分群辨識形成之顧客區隔間無顯著差異。

表 11 針對 SOM 所產生的 49 個群體。研究發現 L、R、F、M 變數的 P-Value 值皆小於顯著水準 0.05，統計上呈現差異顯著，拒絕研究假設。在輸出維度 49 下進行 SOM 分群時，四個分群變數適合用來進行顧客區隔。經由一因子變異數分析可發現當輸出維度越大時，輸入分群變數則越容易使群體區隔顯著差異。當 SOM 以輸出維度為 49(7x7)

時，LRFM 四個變數在統計上皆呈現顯著差異，因此適合用來進行第二階段所需之初始群數設定。

表 11：SOM(49)分群結果之群組差異比較

		Sum of Squares	df	Mean Square	F值	P-value	$\alpha=5\%$ 下具顯著性
顧客關係長度 (L)	組間變異	4701917.664	13	361685.974	15.23 6	0.00001	*
	組內變異	830867.601	35	23739.074			
	總變異	5532785.265	48				
顧客沉寂長度 (R)	組間變異	137945.899	13	10611.223	11.08 4	0.00001	*
	組內變異	33508.101	35	957.374			
	總變異	171454.000	48				
顧客購買頻率 (F)	組間變異	1622.769	13	124.828	4.971	0.00001	*
	組內變異	878.905	35	25.112			
	總變異	2501.673	48				
顧客獲利性 (M)	組間變異	2201699606.122	13	169361508.163	4.215	0.00001	*
	組內變異	1406437937.244	35	40183941.064			
	總變異	3608137543.366	48				

(二) 第二階段分群作業(K-Mean)

根據第一階段所產生的群體數共 49 個，匯入 K-Mean 系統中。使用 VB6.0 設計之 K-Mean 分群系統需求，採礦資料透過 MsSQL Server 2000 進行存取。第二階段分群作業的參數設定，學習次數=30，K-Mean 作業中每次的學習循環會不斷產生新的重心，並且重新計算每個資料與其所屬群體重心的距離(歐幾里德距離)，收斂的準則希望得到每個資料與其所屬群體重心距離的總和最小。每經過一次的學習循環，平均總距離會逐漸下降，直到符合收斂標準即停止(表 12)。在第 26 次後的學習循環後即趨近收斂(圖 17)。

表 12：K-Mean (49)平均距離收斂結果

次數	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
總距離	45401	44984	44858	44787	44741	44710	44686	44667	44650	44635
平均距離	0.09081	0.08997	0.08972	0.08958	0.08949	0.08943	0.08938	0.08934	0.08931	0.08928
次數	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
總距離	44622	44611	44601	44592	44582	44574	44566	44558	44551	44544
平均距離	0.08925	0.08923	0.08921	0.08919	0.08917	0.08915	0.08914	0.08912	0.08911	0.08909
次數	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
總距離	44538	44533	44527	44522	44517	44512	44508	44503	44498	44494
平均距離	0.08908	0.08907	0.08906	0.08905	0.08904	0.08903	0.08902	0.08901	0.08900	0.08899

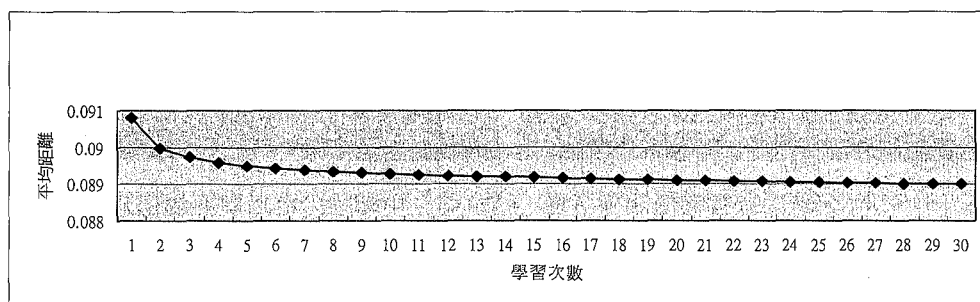


圖 17：第二階段 K-Mean(49)分群收斂

(三) SOM 分群與兩階段分群之比較

針對個案公司所提供之歷史交易資料進行兩階段 Data Mining 分群分析，以 LRFM 資料模型分群輸入變數，結果透過多維度分群規則來進行辨識。第一階段 SOM 分群分析，經由變異數分析驗證不同輸出維度下，LRFM 四個變數在顧客區隔上發現：(1)輸出維度為 49 時，LRFM 四個分群變數適合用來進行顧客區隔。(2)輸出維度越大，群體間差異性越大。(3)輸出維度越大，叢集化品質則越佳。完成 SOM 與 K-Mean 分群分析後，研究發現：

1. 由 SOM 分群分析完成後產生資料與所屬群體之重心距離總和為 45401，由兩階段分群分析後的總距離下降為 44494，顯然兩階段分群改善 SOM 分群結果表 13。
2. 圖 18 與 19，兩階段分群明顯改善群體間模糊現象。SOM 的群體由視覺化顧客價值矩陣的群體分佈可發現群體皆集中在總母體平均值附近。經兩階段分群後，群體則主要分佈在最佳型與不確定型象限上，顯然使顧客區隔更明顯。視覺化顧客關係類型矩陣於獲取關係象限上群體分佈；經兩階段分群後，同樣地減少了群體重疊的現象(圖 20、21)。
3. 經由兩階段分群後群體內差異性變小 (表 13)，LR 變數所區隔之群體平均標準差很明顯地縮小，圖 22-25 可發現 LR 對顧客區隔的能力較強，FM 對顧客區隔的能力較弱。

表 13：SOM 與兩階段分群之 49 個群體 LRFM 平均標準差

	L		R		F		M	
平均標準差	SOM	兩階段	SOM	兩階段	SOM	兩階段	SOM	兩階段
	99.83882	66.97042	19.08643	13.79093	2.567284	3.991185	3405.486	5329.544

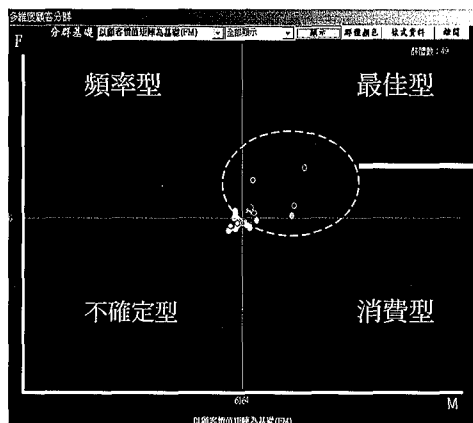


圖 18：SOM 分群以顧客價值矩陣基礎

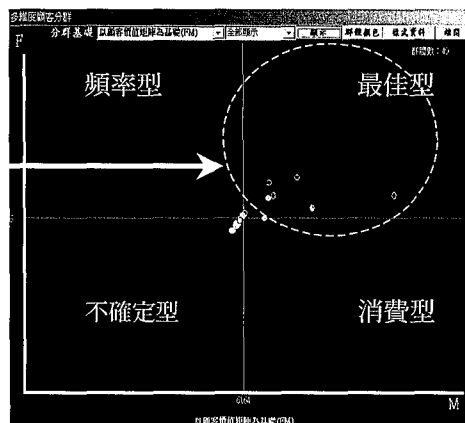


圖 19：兩階段分群以顧客價值矩陣為基礎



圖 20：SOM 分群以顧客關係類型矩陣基礎



圖 21：兩階段分群以顧客關係類型矩陣基礎

經由以上分析結果，研究發現當輸出維度越大時，雖可提昇分群的品質，增加群體間的差異性；但是當分群所產生的群體數太多時，卻會造成結果分析上的困擾。以 IBM Intelligent Miner 的 SOM，並結合 K-mean 系統來進行二階段的分群，結果證實 Abidi and Ong (2000) 及 Vesanto and Alhoniemi (2000) 等可減少群體間的重疊問題。SOM 分群輸出維度則採用 49(7x7) 以作為實際兩階段 Data Mining 分群的輸入參數。

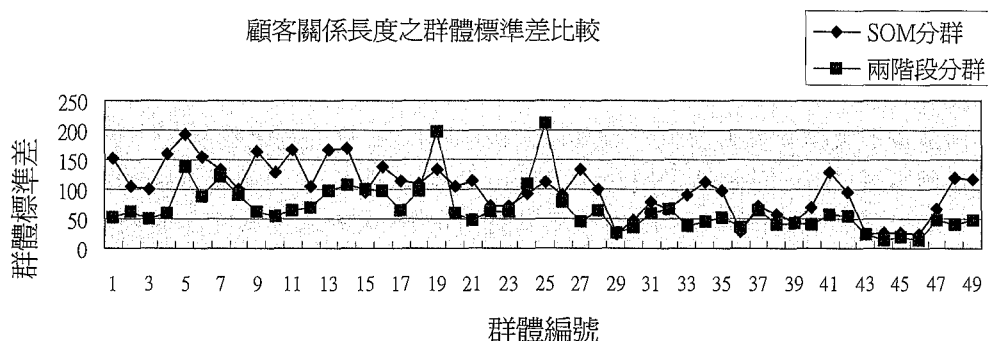


圖 22：顧客關係長度之群體標準差比較

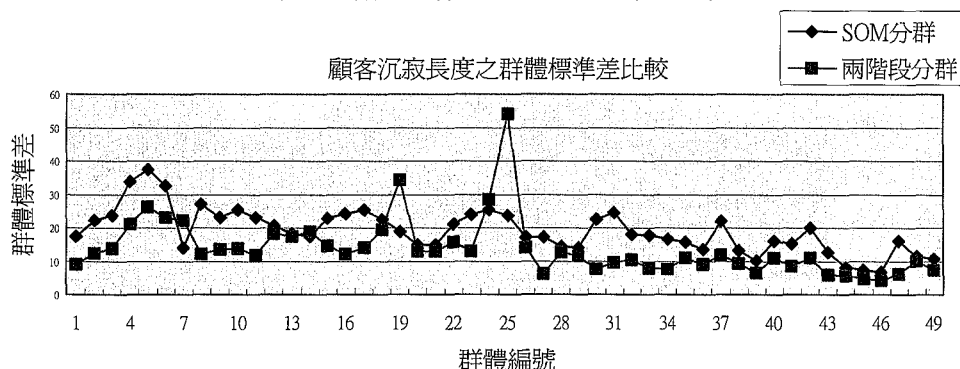


圖 23：顧客沉寂長度之群體標準差比較

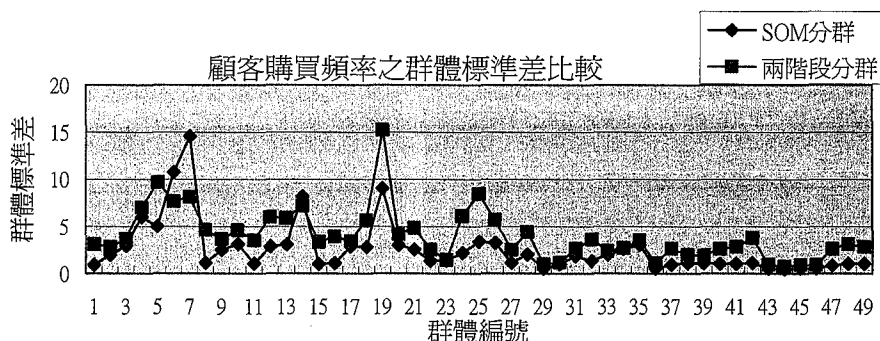


圖 24：顧客購買頻率之群體標準差比較

三、分群結果之群體分析

萃取個案公司所提供 2001/6/31~2001/12/31 期間有顧客交易之活躍顧客總計 499940 人。以兩階段分群方法進行 DM 分群分析，產生 49 個群體，為進一步了解及辨識 49 群體樣式。根據多維度分群規則，將群體按照所符合的顧客區隔樣式予以命名，發現個案公司之活躍顧客群的群體樣式中，符合多維度分群規則只有 9 種顧客區隔：

(一)多維度顧客區隔分析

1. 高價值忠誠顧客：圖 26 和 27 所示，共有 9 個群體符合樣式規則，共佔活躍顧客人數比例 9.33%，顧客獲利性比例為 32.59%，以視覺化顧客關係類型矩陣可以發現，如表 14 所示，在 L 維度上有三個群聚，而 R 的維度上則有一個群聚。以視覺化顧客價值矩陣發現 F 與顧客獲利性兩個維度的群體則無明顯群聚。

經由以上分析，研究發現如下：

- (1) 高價值忠誠顧客依 L 分成三種區隔。區隔一的 L 重心範圍在 997~1049，人數比例為 4.28%，獲利性比例為 16.31%。區隔二的 L 重心範圍 844~850，人數 1.88%，獲利性 6.82%。區隔三的 L 重心範圍 637~699，人數 3.17%，獲利性 9.46%。
- (2) 高價值顧客群與企業所維繫的 L 皆超過一年半以上，而 R 則不長，群體平均值落在 51~65 間。區隔一、二、三是高價值顧客，雖然與企業間的交易 L 不同；但是三個區隔的 R 群體平均值範圍則落在 51~65 間，皆明顯地小於母體 R 總平均值 110。因此，高價值忠誠顧客對企業是「以較少人數比例為企業創造較高比例的獲利性。」

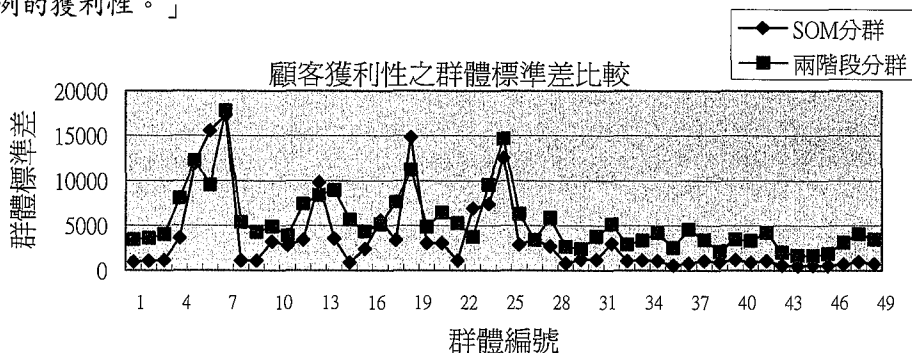


圖 25：顧客獲利性之群體標準差比較

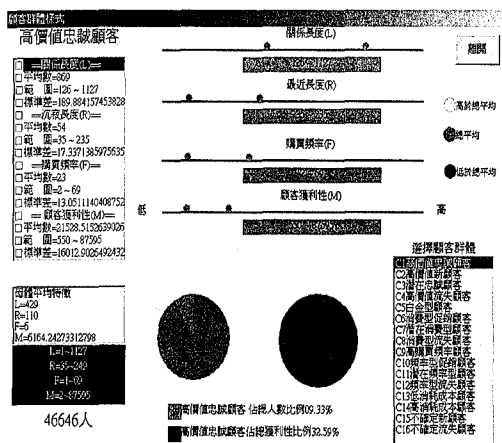


圖 26：高價值忠誠顧客樣式

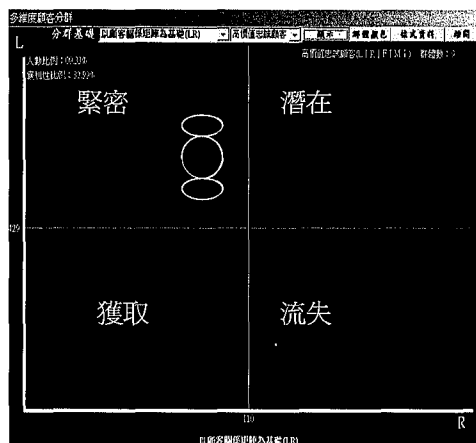


圖 27：以顧客關係類型矩陣檢視高價值忠誠顧客分佈

表 14：高價值忠誠顧客之群體特徵

群體編號	人數比例 (%)	獲利性比例 (%)	(L)	(R)	(F)	(M)	群體編號	人數比例 (%)	獲利性比例 (%)	(L)	(R)	(F)	(M)
4	0.93	3.20	1049	58	39	21312	13	0.73	3.84	649	57	15	32486
6	0.7	4.77	997	61	24	41729	14	0.66	2.26	699	55	33	21009
7	0.39	2.92	1024	53	61	46243	20	1.78	3.36	637	52	14	11614
21	2.26	5.42	1053	51	20	14675							
28	1.61	3.50	844	52	15	13415							
19	0.27	3.32	850	65	41	77167							

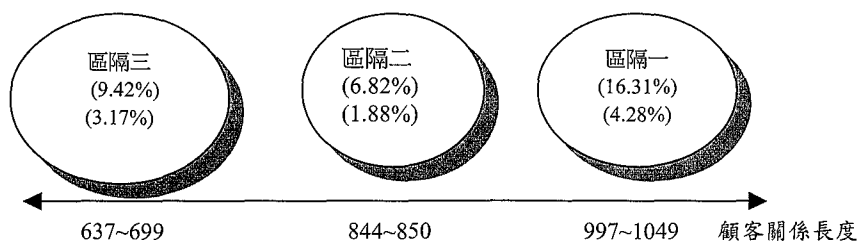


圖 28：高價值忠誠顧客以關係長度區隔

2. 潛在忠誠顧客：圖 29 顧客區隔樣式共有 6 個群體符合樣式規則佔活躍顧客人數比例 7.74%，顧客獲利性為 16.73%。圖 29 以視覺化顧客關係類型矩陣，發現潛在顧客群在 R 維度上並無明顯群聚，但在 R 的維度上有 2 個群聚。經以上分析，發現如下：

(1) 潛在忠誠顧客可依照 L 區分成：區隔一的 L 重心範圍在 467~587，人數比例為 1.3%，獲利性比例為 5.26%。區隔二的 L 重心在 809~970，人數 6.44%，獲利性 11.48%。

(2) 潛在顧客群與企業所維繫的 L 皆超過一年半以上，但是 R 的群體平均值皆高於母體總平均值 110，群體平均值在 111~228 間。區隔一、二屬於潛在顧客，區隔一 R 的群體平均值在 111~228，區隔二在 119~122，雖區隔一、二的 L 皆很

4. 高消耗成本顧客樣式與低消耗成本顧客，人數比例分別 14.8%、12.6%，顧客獲利性比例分別 11.7%、9.3%，皆屬於顧客價值矩陣中的不確定顧客，如圖 33 與 34 所示。F、M 群體平均值皆集中在母體總平均值附近，區隔變數並不顯著。L、R 區隔變數則相當明顯地形成區隔，L 皆高於總平均。高消耗成本 L 群體平均值為 592、R 群體平均值為 166，而低消耗成本 L 度群體平均值為 613、R 群體平均值為 63。由此可知，消耗企業成本的顧客群可以透過 R 變數來區分為高消耗與低消耗成本顧客群，以瞭解消耗企業成本的顧客群中，是否仍然存在具較潛力的顧客，而低消耗成本顧客群則與企業再度交易的機會則高於高消耗成本顧客群，因為低消耗成本群的 R 較高消耗成本顧客低。

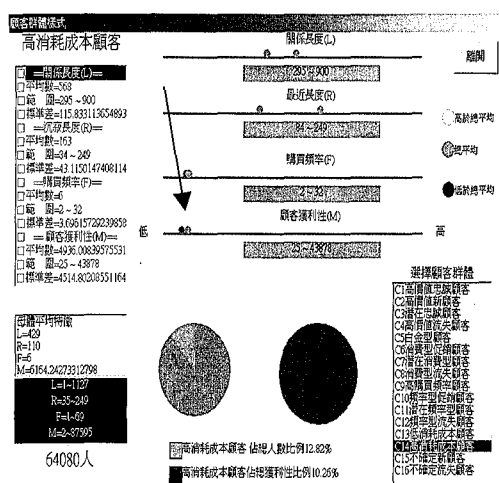


圖 33：高消耗成本顧客樣式

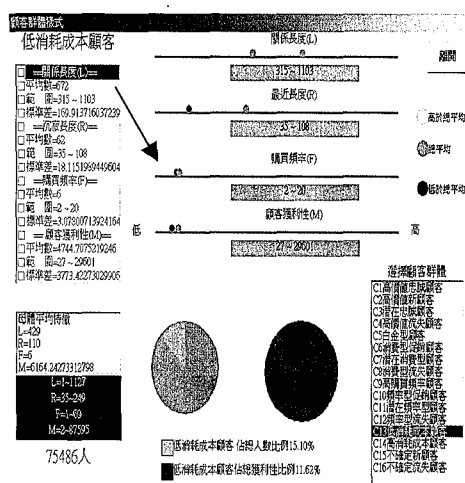


圖 34：低消耗成本顧客樣式

5. 不確定新顧客與不確定流失顧客：人數比例分別 24.5%、21.2%，顧客獲利性比例分別 9.2%、7.6%，顧客獲利性與 F 皆小於母體總平均值。如圖 35、36 所示，不確定流失顧客的 R 平均值為 167，不確定新顧客為 67。可知不確定型顧客除可透過 FM 來區隔，也可透過 LR 來了解新顧客與流失顧客的區別。



圖 35：不確定流失顧客樣式



圖 36：不確定新顧客樣式

6. 高購買頻率顧客與消費型促銷顧客：人數比例分別為 8%、0.7%，顧客獲利性比例分別 7.5%、1.6%。圖 37、38 所示，高購買頻率顧客的購買頻率群體平均值為 7，並未明顯地高於母體總平均值 6，但 L 群體平均值為 942，明顯高於母體總平均值 426。消費型促銷顧客，L 與 R 明顯地低於母體總平均值，此顧客為新獲取之消費型顧客群。可知高購買頻率顧客樣式並無法從顧客價值矩陣識別，但透過顧客關係類型矩陣可知屬於緊密關係，而消費型促銷顧客透過顧客關係類型矩陣可知屬於獲取關係。

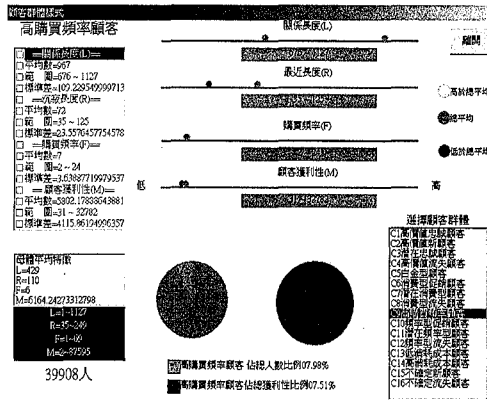


圖 37：高購買頻率顧客樣式

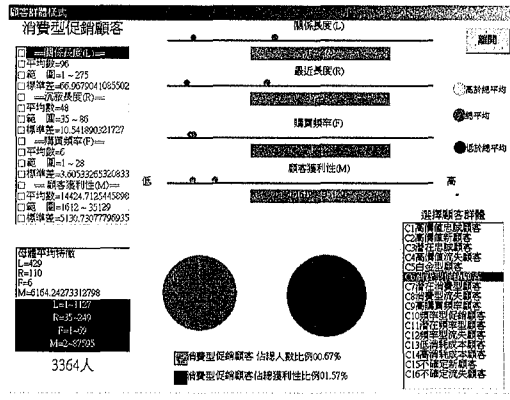


圖 38：消費型促銷顧客樣式

(二) 不同顧客區隔之比較分析

經由 Data Mining 的群體分析後，發現個案公司的活躍顧客主要分佈在顧客價值矩陣中的最佳型(人數佔 18.1%)與不確定型(人數佔 72.5%)的象限上。由多維度顧客分群規則的樣式比對後，群體樣式所符合的多維度分群規則的只有高價值忠誠顧客、高價值新顧客、潛在忠誠顧客、高購買頻率顧客、消費型促銷顧客、高消耗成本顧客、低消耗成本顧客、不確定新顧客、不確定流失顧客等九個顧客區隔。符合區隔樣式規則之群體數目最多的為不確定新顧客共 10 群佔 21%、其次為高價值忠誠顧客共 9 群佔 19%。

此外，符合區隔樣式之群體數目最少的為消費型促銷顧客共 1 群佔 2%，其次為高價值新顧客共 2 群佔 4%。由此可知，群體分佈很少有符合顧客價值矩陣中消費型與頻率的顧客。本研究依照顧客區隔所佔的人數比例與顧客獲利性比例，將顧客人數由小至大排列，顧客獲利性則由大至小排列，九個顧客區隔的顧客人數比例最少為消費型促銷顧客佔 0.7%，顧客人數比例最多為不確定新顧客佔 24.5%。顧客獲利性最少為消費型促銷顧客 1.6%，顧客獲利性最多為高價值忠誠顧客 32.6%。以下本研究將兩階段 DM 分群所形成的顧客區隔與 Marcus (1998) 及 Sung and Sang (1998) 的顧客區隔方式進行比較：

1. 顧客價值矩陣：圖 39，群體主要集中在最佳、不確定兩個象限上。多維度顧客分群所產生的顧客區隔，與 Marcus (1998) 的顧客價值矩陣之比較分析，如表 16、17 所示：

- (1) 最佳顧客群即是企業忠誠顧客群，人數比例佔 18.1%，顧客獲利 53.1%。以多維度顧客分群方式，除了顧客價值矩陣，整合顧客關係類型矩陣來區隔忠

誠顧客。透過 L 與 R 可更進一步瞭解最佳顧客群與企業在接觸時間上的不同。分群結果，最佳顧客群可區分成高價值忠誠顧客、高價值新顧客、潛在忠誠顧客，人數比例分別佔 9.3%、1.1%、7.7%，顧客獲利性 32.6%、3.8%、16.7%。本研究以高價值忠誠顧客為企業忠誠顧客群，最佳顧客群雖然購買頻率與顧客獲利性都偏高；但企業依不同顧客區隔的特質予以配置行銷資源，以增加高價值忠誠顧客的人數與獲利性。

- (2) 兩階段分群結果之群體分佈主要集中在顧客價值矩陣的最佳與不確定象限上，以不確定顧客群的所佔比例 72.5% 最多，但是對企業的顧客獲利性卻不高(37.8%)。多維度顧客分群發現不確定顧客群可更進一步區分不確定新顧客、不確定流失顧客、高消耗成本顧客、低消耗成本顧客。雖四個區隔的獲利性皆不高，但根據 R 高消耗成本顧客與不確定流失顧客的 R 群體平均值分別為 167、166，而不確定新顧客與低消耗成本顧客的 R 群體平均值分別為 67、63。企業應有效地運用行銷資源專注在不確定顧客群中的不確定新顧客與低消耗成本顧客上，以強化顧客獲利性。

購買頻率 (F)	頻率顧客群 群體數：3 顧客獲利性比例：7.5% 人數比例：8%	最佳顧客群 群體數：17 顧客獲利性比例：53.1% 人數比例：18.1%
	不確定顧客群 群體數：28 顧客獲利性比例：37.8% 人數比例：72.5%	消費顧客群 群體數：1 顧客獲利性比例：1.6% 人數比例：0.7%

顧客獲利性(M)

圖 39：顧客區隔之獲利性統計以顧客價值矩陣為基礎

表 16：多維度顧客區隔之顧客人數比例與顧客獲利性比較、顧客分群區隔樣式

顧客區隔	人數比例	顧客區隔	獲利性比例	L	R	F	M	採礦群體
消費型促銷顧客	0.70%	高價值忠誠顧客	32.6%	866	56	29	31083	9
高價值新顧客	1.10%	潛在忠誠顧客	16.7%	765	152	14	23549	6
潛在忠誠顧客	7.70%	高消耗成本顧客	11.7%	592	166	5	4879	6
高購買頻率顧客	8%	低消耗成本顧客	9.3%	613	63	5	4556	6
高價值忠誠顧客	9.30%	不確定新顧客	9.2%	143	67	2	2716	10
低消耗成本顧客	12.60%	不確定流失顧客	7.6%	91	167	2	2525	6
高消耗成本顧客	14.80%	高購買頻率顧客	7.5%	942	76	7	5766	3
不確定流失顧客	21.20%	高價值新顧客	3.8%	291	65	12	24799	2
不確定新顧客	24.50%	消費型促銷顧客	1.6%	96	48	6	14425	1

表 17：顧客價值矩陣與多維度顧客分群之比較

比較差異	顧客價值矩陣	多維度顧客分群
區隔變數	F、M	L、R、F、M
忠誠顧客辨識	最佳顧客群	高價值忠誠顧客
流失顧客辨識	不確定顧客	高價值流失、頻率型流失、消費型流失、不確定流失顧客

2. Sung 與 Sang 的顧客分類

經由多維度顧客分群所產生的顧客區隔，發現 Sung and Sang(1998)的顧客區隔中可以進一步區隔，如圖 40、41 所示：

- (1) 核心顧客群：人數比例佔 17.3%，顧客獲利性佔 40.1%。區分成高價值忠誠顧客(人數比例：9.3%，獲利性比例：32.6%)、高購買頻率顧客(人數：8%，獲利性：7.5%)。
- (2) 潛在顧客群：人數比例 7.7%，顧客獲利性 16.7%；全部都是潛在忠誠顧客。
- (3) 新顧客群：人數 26.3%，顧客獲利性 14.6%；可以區分成高價值新顧客(人數：1.1%，獲利性：3.8%)、不確定新顧客(24.5%，9.2%)、消費型促銷顧客(0.7%，1.6%)。
- (4) 流失顧客群：人數比例佔 21.2%，顧客獲利性佔 7.6%；全部都是不確定流失顧客。
- (5) 消耗成本顧客群：人數比例佔 27.4%，顧客獲利性佔 21%，可區分高消耗成本顧客(14.8%，11.7%)，低消耗成本顧客(12.6%，9.3%)。

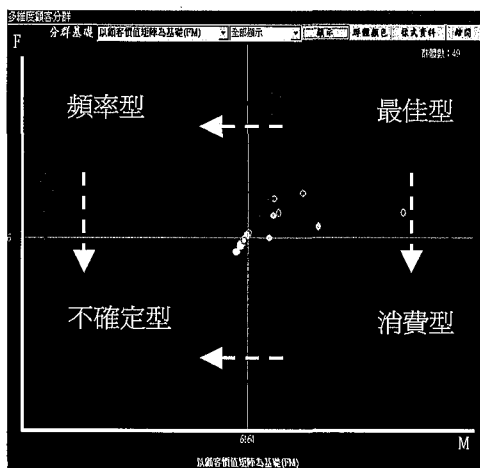
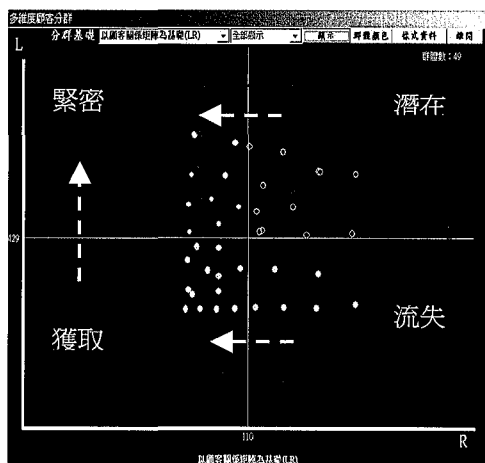


圖 40：以顧客關係類型矩陣為基礎之群體分佈 圖 41：以顧客價值矩陣為基礎之群體分佈

本研究採用兩階段 Data Mining 分群方法，最後產生 49 個群體樣式，亦符合了九種顧客區隔的樣式。整合 Marcus(1998)的顧客價值矩陣和 Sung and Sang(1998)的顧客區隔，並與顧客關係類型矩陣所形成之多維度顧客進行分析比較：

1. 個案公司之群體樣式只有符合九種多維度顧客區隔樣式，其中以高價值忠誠顧客對企業的利潤貢獻度佔 32.6%最高，以不定新顧客的人數比例佔 24.5%最多。
2. 個案公司之獲利性分佈並沒有非常集中在少數高價值顧客群身上，但少數顧客群則能夠為企業帶來較高的獲利性。如圖 42 所示，核心顧客群(17.3%，40.1%)、高價值忠誠顧客(9.3%，32.6%)、潛在忠誠顧客(7.7%，16.7%)、高價值新顧客(1.1%，3.8%)。
3. 活躍顧客群之群體主要分佈在顧客價值矩陣中的最佳、不確定象限上。頻率型、

消費型象限上的群體分佈佔少數。根據多維度顧客區隔分析發現活躍顧客群中，顧客與企業所維繫的關係類型涵括獲取、潛在、緊密、流失四種關係(圖 42)。企業導入 CRM 流程應有效地辨識、管理顧客與企業間的各種關係，整合 IT 在一連串管理的流程，使新顧客免於流失，潛在顧客能提升為忠誠顧客，最終目的在增加顧客價值與企業價值。

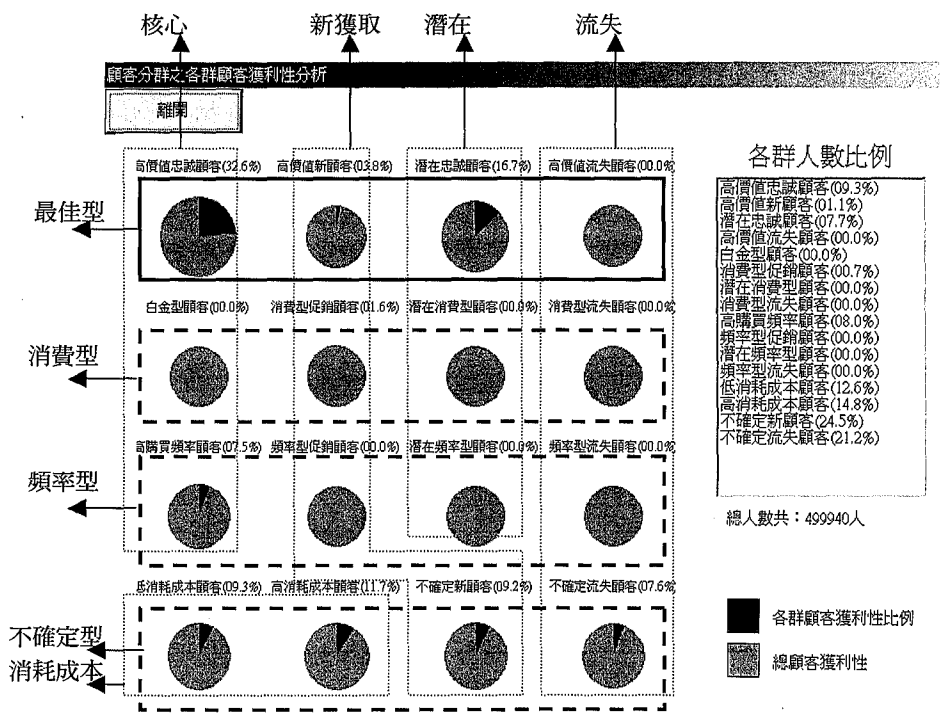


圖 42：多維度顧客分群之顧客區隔之獲利性比例與人數比例

四、顧客區隔之績效評估

為了計算分群結果之顧客區隔在 CRM 郵件活動中的績效表現，針對個案公司於 2002/01/23~02/12 及 2002/02/13~03/26 期間的兩個 CRM 郵件行銷活動的回應狀況，計算各個顧客區隔的活動績效指標。為客觀地衡量所辨識的顧客區隔的績效狀況，以個案公司所衡量 CRM 活動績效的方式評估所形成之顧客區隔的績效表現，個案公司主要以郵件活動報酬率、回應率做為衡量郵件活動的績效指標。以下本研究將針對兩個 CRM 活動，分別計算九個顧客區隔的活動績效指標：

1. CRM 活動(一)：執行時間於 2002/01/23~02/12 間，針對 499940 位活躍顧客寄發行銷郵件，活動結案後活躍顧客之實際回應人數 112,092 人，回應率 22.4%，郵件活動報酬率為 13.3。針對 CRM 活動(一)計算九個顧客區隔之績效指標(如表 18)，發現九個顧客區隔中回應率大於 22.4% 的有消費型促效顧客 54.7%、高價值忠誠顧客 50.25%、高價值新顧客 46.14%、低消耗成本顧客 33.79%、不確

定新顧客 27.96%、高購買頻率顧客 25.9%。顧客區隔中郵件活動報酬率大於 13.3 的有消費型促銷顧客 85.6、高價值新顧客 44.5、高價值忠誠顧客 34.1、低消耗成本顧客 18.2、不確定新顧客 15.6。研究發現消費型促銷顧客、高價值忠誠顧客、高價值新顧客的回應率與郵件活動報酬率皆很高。得知活動(一)以高價值忠誠顧客、消費型促銷顧客、高價值新顧客的績效表現最佳，圖 43。

2. CRM 活動(二)：時間於 2002/02/13~03/26 間，針對 499940 位活躍顧客寄發行銷郵件，活躍顧客之實際回應人數 124,679 人，回應率 24.9%、郵件活動報酬率為 18.4。表 19 為計算九個顧客區隔之績效指標，發現九個顧客區隔中回應率大於 24.9%的有高價值忠誠顧客 54.82%、消費型促效顧客 51.45%、高價值新顧客 48.87%、高購買頻率顧客、潛在忠誠顧客、低消耗成本顧客。顧客區隔中郵件活動報酬率大於 18.4 的有消費型促銷顧客 85.53、高價值新顧客 61.12、高價值忠誠顧客、低消耗成本顧客。發現消費型促銷顧客、高價值忠誠顧客及高價值新顧客的回應率與郵件活動報酬率皆很高。圖 44，得知活動(二)中以高價值忠誠顧客、消費型促銷顧客、高價值新顧客的績效表現最佳。

表 18：CRM 活動(一)顧客區隔之群體績效

顧客區隔	各顧客群體 郵件寄發數	各顧客群體 回應數	各群體之 回應率	各群體銷貨毛利 總和	各群體郵件活 動報酬率
消費型促銷顧客	3364	1840	54.70%	2014637	85.55
高價值忠誠顧客	46646	23440	50.25%	11123054	34.07
高價值新顧客	5724	2641	46.14%	1784153	44.53
低消耗成本顧客	62996	21286	33.79%	8005217	18.15
不確定新顧客	122333	34206	27.96%	13387222	15.63
高購買頻率顧客	39908	10331	25.89%	3712226	13.29
潛在忠誠顧客	38714	5623	14.52%	2114128	7.8
高消耗成本顧客	74063	6502	8.78%	2158450	4.16
不確定流失顧客	106192	6223	5.86%	2151625	2.89

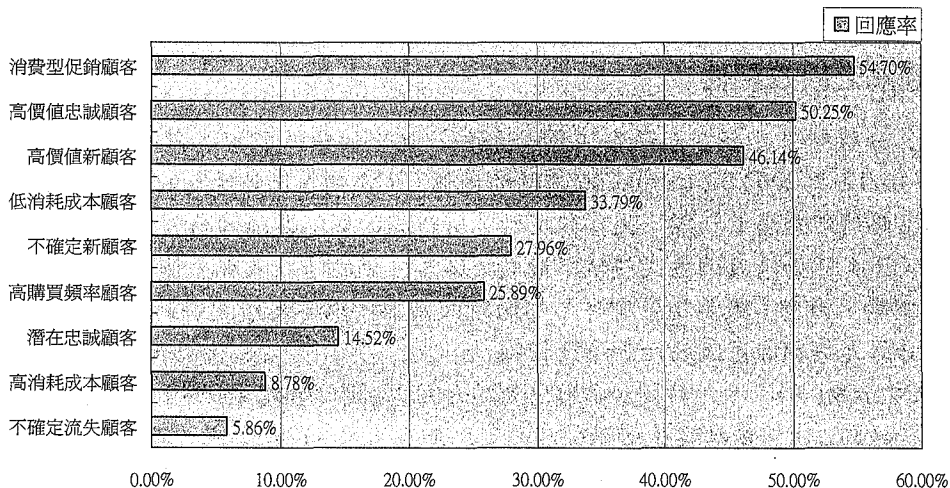


圖 43：CRM 活動(一)之顧客區隔回應率

表 19：CRM 活動(二)顧客區隔之群體績效

	各顧客群體 郵件寄發數	各顧客群體 回應數	各群體之 回應率	各群體銷貨 毛利總和	各群體郵件活 動報酬率(%)
高價值忠誠顧客	46646	25573	54.82%	16528841	50.62
高價值新顧客	5724	2945	51.45%	2448866	61.12
消費型促銷顧客	3364	1644	48.87%	2014092	85.53
高購買頻率顧客	39908	11263	28.22%	4934662	17.66
潛在忠誠顧客	38714	10911	28.18%	4927683	18.18
低消耗成本顧客	62996	17708	28.11%	8880362	20.14
不確定新顧客	122333	28294	23.13%	14299702	16.7
高消耗成本顧客	74063	13556	18.30%	5109888	9.86
不確定流失顧客	106192	12785	12.04%	5146472	6.92

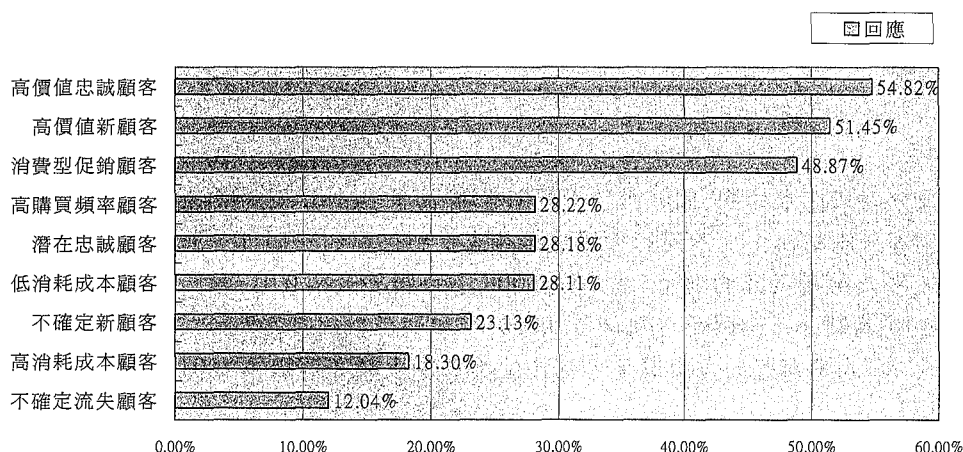


圖 44：CRM 活動(二)顧客區隔之回應率

兩次 CRM 郵件活動回應率分別為 22.4%、24.9%，郵件活動報酬率為 13.3、18.4。依兩階段分群後所形成之九種顧客區隔，進一步探討 CRM 活動的績效評估後如表 20 所示：

1. 高價值忠誠顧客與新顧客及消費型促銷顧客的回應率與郵件活動報酬率，在兩次 CRM 活動中皆高於個案的回應率與郵件活動報酬率。屬最佳 CRM 活動績效表現顧客群。
2. 高消耗成本顧客、不確定流失顧客的回應率與郵件活動報酬率在兩個 CRM 活動中，皆同時低於個案公司的回應率與郵件活動報酬率。屬最差的 CRM 活動績效表現的顧客群。
3. 高購買頻率顧客、不確定新顧客、潛在忠誠顧客、低消耗成本顧客的回應率與郵件活動報酬率，在兩次活動中接近個案公司的績效表現。屬普通的 CRM 活動績效表現顧客群。

經由以上分析獲知九種區隔的績效表現如下：

表 20：顧客區隔之績效表現比較

績效表現	顧客區隔	活動(一)		活動(二)	
		回應率	郵件活動報酬率(%)	回應率	郵件活動報酬率(%)
最佳	高價值忠誠顧客	50.25%	34.01	54.82%	50.62
	高價值新顧客	46.14%	44.53	51.45%	61.12
	消費型促銷顧客	54.70%	85.55	48.87%	85.53
普通	低消耗成本顧客	33.79%	18.15	28.11%	20.14
	潛在忠誠顧客	14.52%	7.8	28.18%	18.18
	高購買頻率顧客	25.89%	13.29	28.22%	17.66
	不確定新顧客	27.96%	15.63	23.13%	16.7
最差	高消耗成本顧客	8.78%	4.16	18.30%	9.86
	不確定流失顧客	5.86%	2.89	12.04%	6.92

五、假設驗證

(一) 相關分析

將兩階段分群所產生的 49 個群體的 LRFM 影響因子，以 SPSS 進行相關分析，發現接觸時間與顧客行為構面中，不同影響因子與顧客獲利性間的相關性，如表 21 所示：

1. L 與 M 為顯著的正向關係，統計值 0.008 小於顯著水準 0.01，相關係數為 0.375。
2. F 與 M 為顯著正向關係，統計值 0.0001，相關係數為 0.742。
3. R 與 M 為不顯著的負向關係，統計值 0.237 大於顯著水準 0.01，相關係數為 -0.172。
4. 顧客購買產品種類與獲利性顯著的正向關係，統計值 0.0001，相關係數 0.876。

表 21：LRFM 之 Pearson 相關性分析（49 個群體）

		L	R	F	M	C
顧客關係長度 (L)	相關係數	1	-0.103	0.606(**)	0.375(**)	0.626(**)
	統計值	0	0.483	0.0001	0.008	0.0001
顧客沉寂長度 (R)	相關係數	-0.103	1	-0.249	-0.172	-0.268
	統計值	0.483	0	0.085	0.237	0.062
購買頻率 (F)	相關係數	0.606(**)	-0.249	1	0.742(**)	0.949(**)
	統計顯著性	0.0001	0.085	0	0.0001	0.0001
顧客獲利性 (M)	相關係數	0.375(**)	-0.172	0.742(**)	1	0.876(**)
	統計值	0.008	0.237	0.0001	0	0.0001
購買產品種類 (C)	相關係數	0.626(**)	-0.268	0.949(**)	0.876(**)	1
	統計值	0.0001	0.062	0.0001	0.0001	0

** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

相關性分析發現顧客獲利性與二次活動績效表現間的相關性(表 22)：

1. 顧客獲利性與兩次活動回應率間皆為顯著的正向關係，統計值分別為 0.006、0.0001，皆小於顯著水準 0.01，相關係數為分別為 0.391、0.686。
2. 顧客獲利性與兩次活動的郵件活動報酬率皆呈現顯著正向相關，統計值分別為 0.0001、0.0001 皆小於顯著水準 0.01，相關係數分別為 0.729、0.88。

表 22：活動(一)與 (二)顧客獲利性與活動績效表現之 Pearson 相關性分析 (49 個群體)

		回應率		郵件活動報酬率		顧客獲利性(M)	
		活動(一)	活動(二)	活動(一)	活動(二)	活動(一)	活動(二)
回應率	相關係數	1	1	0.782(**)	0.796(**)	0.391(**)	0.686(**)
	統計值			0.0001	0.0001	0.006	0.0001
郵件活動報酬率	相關係數	0.782(**)	0.796(**)	1	1	0.729(**)	0.88(**)
	統計值	0.0001	0.000			0.0001	0.0001
顧客獲利性(M)	相關係數	0.391(**)	0.686(**)	0.729(**)	0.88(**)	1	1
	統計值	0.006	0.0001	0.0001	0.0001		

** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

(二) 驗證假設

根據文獻論述與個案研究形成之研究假設，本研究針對非契約式(零售業大型量販店)的活躍顧客，進一步驗證六項研究假設，假設可由接觸時間、交易行為及活動績效構面所構成。以下分別根據 Data Mining 結果以實證分析驗證研究假設：

檢定假說

H1：活躍顧客與企業間交易關係長度維持越長久則顧客獲利性不一

驗證結果：L 與 M 的為顯著正向關係，相關係數為 0.375，統計值 0.008，拒絕研究假設。經群體分析後發現，活躍顧客群主要群體樣式分佈在顧客價值矩陣的最佳、不確定象限上。相關分析發現案公司之活躍顧客與企業的交易關係越持久則顧客獲利性則越高，與 Reinartz and Kumar(2000)的研究結果「顧客關係長度越長不一定會對企業會創造更高的利潤貢獻」並不相符。歸納原因如下：

1. 活躍顧客群最近與企業曾發生交易的顧客，剔除靜態顧客所造成的影響。
2. 活躍顧客主要分佈在顧客價值矩陣的最佳型與不確定型象限上。在最佳型顧客的 L 與 M 皆很高，高價值忠誠、潛在顧客群的群體、不確定型顧客的 L 平均值皆很低。分析結果發現「當活躍顧客與企業間的交易 L 維持越長久則 M 越高」。

檢定假說

H2：活躍顧客群中少數顧客可以創造較高的利潤貢獻。

驗證結果：根據 Zeithaml et al.(2001)研究報告證實 80/20 法則，經由九種顧客區隔的群體分佈主要在顧客價值矩陣中的最佳、不確定象限上，其中最佳顧客群中的人數比例佔 18.1%，顧客獲利性佔 53.1%。最佳顧客群可再區分成高價值忠誠顧客、潛在忠誠顧客、高價值新顧客，高價值忠誠顧客與潛在忠誠顧客皆是以較少的人數比例替企業創造較高的利潤貢獻。顧客群人數比例佔 72.5%比最佳型顧客多，但顧客獲利性佔 37.8%比最佳型顧客低。結果發現「活躍顧客群中少數顧客可以創造較高的利潤貢獻」，與研究假設相符。

檢定假說

H3：活躍顧客中的忠誠顧客對企業的利潤貢獻較高。

驗證結果：Bhatty(2001)、Bove and Johnson(2001)、Morrison(2001)對忠誠顧客定義

為「顧客與企業間維持長久的交易關係，而且能夠持續不斷地產生重複購買行為」，個案公司則定義為「購買頻率與平均購買金額皆很高的顧客」。本研究將高價值忠誠顧客定義為「LFM之群體平均值高於母體總平均值，R之群體平均值低於母體總平均值的忠誠顧客」。經由兩階段九種顧客區隔中，高價值忠誠顧客 LRFM 群體樣式平均值分別為 866、56、29、31083，是顧客關係類型矩陣中的緊密型關係。分析後高價值忠誠顧客群的 M 為最高，可依 L 區分三種區隔，皆對企業以較少人數比例為企業創造較高比例的獲利性。相關性分析發現 L 與 M、F 與 M 間呈現顯著正向相關，亦即活躍顧客與企業間所維繫的交易 L 越長，則顧客所產生的重複購買行為可以創造更高的顧客利性。發現「活躍顧客中的忠誠顧客對企業的利潤貢獻較高」，不拒絕研究假設。

檢定假說

H4：活躍顧客中之流失顧客對企業的利潤貢獻度較低。

驗證結果：Groth(1999)指出 R 越長即顧客流失。個案公司定義為「顧客與企業很久沒有交易」。R 與 M 的相關性為不顯著負向關係，相關係數-0.172，統計值 0.237 大於顯著水準 0.01。根據文獻及個案以 R 做為衡量流失顧客的指標，R 與 M 間為不顯著負向關係，因此拒絕研究假設。本研究歸納原因如下：

1. 活躍顧客中存在潛在忠誠顧客，即 LRFM 群體平均值皆高於總平均數。由於潛在忠誠顧客曾是企業的高價值忠誠顧客，雖很久沒有交易，但對企業所累積的利潤貢獻仍然很高。
2. 活躍顧客中存在高購買頻率顧客與低消耗成本顧客，雖這兩個顧客群的 R 群體平均值皆低於母體總平均值，但是 M 的群體平均值卻並未高於母體總平均值。

本研究以 R 之群體平均值高於母體總平均值且 L 之群體平均值低於總平均值視為流失顧客，亦屬顧客關係類型之流失關係，結果發現「在活躍顧客中，僅以 R 做為衡量的流失顧客的指標，其對企業的利潤貢獻度不一定較低」。因此僅以 R 做為流失顧客衡量並不恰當。

檢定假說

H5：活躍顧客的顧客佔有率越高則顧客對企業的利潤貢獻越高。

驗證結果：Duffy(1998)、Curry(2000)、Ling and Yen(2001)指企業追求最大化顧客佔有率，目的在提昇顧客購買企業產品的種類。經分析後發現顧客購買種類與 L 間呈現正向顯著關係，相關係數為 0.876，統計值 0.0001 小於顯著水準 0.01，因此不拒絕研究假設。由此可知，當顧客購買產品種類越多，即「顧客佔有率越高則顧客對企業的利潤貢獻越高。」

檢定假說

H6：活躍顧客之顧客獲利性越高則活動的績效表現越佳。

驗證結果：研究發現 M 與兩次活動的回應率及郵件活動報酬率皆呈現顯著正向相關，因此不拒絕研究假設。在第一次的活動中，M 與回應率相關係數 0.391 並不高。第

二次活動中，M 與回應率間呈現出比第一次活動較強的正向關係(0.686)。兩次不同主要是因兩次活動的時間為過於緊密所致(2002/02/13~03/26 及 2002/02/13~03/26)，因顧客回應的狀況是週期性而非連續性。分析結果發現「具有較高 M 的顧客對於活動的績效表現則會越佳，但是在連續性的活動中，M 與活動績效表現間相關性並不一定都很強。」

經由以上驗證過程，本研究將驗證結果與研究發現整理如下：

表 23：驗證結果整理

驗證結果	研究發現
與假設不相符	「當活躍顧客與企業間的交易關係長度維持越長久則顧客獲利性越高。」
與假設相符	「活躍顧客群中少數顧客可以創造較高的利潤貢獻。」
與假設相符	「活躍顧客中的忠誠顧客對企業的利潤貢獻較高。」
與假設不相符	「在活躍顧客中，僅以 R 做為衡量的流失顧客的指標，則流失顧客對企業的利潤貢獻度不一定較低。」
與假設相符	「顧客佔有率越高則顧客對企業的利潤貢獻越高。」
與假設相符	「具有較高顧客獲利性的顧客對於活動的績效表現則會越佳，但是在連續性的活動中，顧客獲利性與活動績效表現間相關性並不一定都很強。」

陸、結論與建議

本研究以『國內零售業某量販店』為研究對象，以 Data Mining 應用於 CRM 的郵件活動中，探討顧客獲利性影響因子與活動績效指標間的相關性，經個案研究與實證分析以驗證研究之假設。由 CRM、顧客價值分析和 Data Mining 的探討，引導出 CRM 研究模型，並以 Data Mining 分群方法整合於個案公司之 CRM 流程，目的在使用後端的分析系統產生前端 CRM 流程所需的目標顧客名單。研究修正了傳統 RFM 模型(Bult and Wansbeek, 1996; Sung and Sang, 1998; 蔡永恆, 2000)，並結合顧客關係長度 L(Curry, 2000; Reinartz and Kumar, 2000)，以 Mulhern(1999)的顧客獲利性取代傳統 RFM 模型中的平均購買金額(M)，形成 LRFM 資料模型。整合 Marcus(1999)的顧客價值矩陣與本研究之顧客關係類型矩陣所形成的十六種顧客多維度分群規則，用來辨識不同價值顧客，可協助零售業進行 Data Mining 分群作業，以避免資源的浪費。

採用 Abidi and Ong (2000)及 Vesanto and Alhoniemi (2000)等學者所提出的兩階段分群方法(SOM+K-Mean)分析後。K-Mean 系統可改善 SOM 分群效果，結果使平均總距離縮小。第一階段由 SOM 由視覺化顧客價值矩陣的群體分佈，發現群體皆集中在總母體平均值附近。第二階段階段分群，主要分佈在最佳型與不確定型象限上，顯然兩階段分群使顧客區隔更明顯。以 L、R 變數所區隔之群體平均標準差很明顯地縮小，發現 L、R 變數對於顧客區隔的能力較強，F、M 對於顧客區隔的能力則較弱，主要因為活躍顧客群的在 FM 的樣式上範圍過大且皆集中在母體總平均值附近。

1. 當活躍顧客與企業間的交易關係長度維持越長久則顧客獲利性越高：Reinartz and Kumar (2000)的研究「顧客關係長度越長不一定會對企業會創造更高的利潤貢獻」，與本研究並不相符，因為本研究分析的對象為活躍顧客群並未包含靜態顧客。活躍顧客主要分佈在顧客價值矩陣的最佳型與不確定型象限上，當活躍

顧客與企業間的交易關係長度越長久時，顧客獲利性會相對地提高。

2. 活躍顧客群中少數顧客可創造較高的利潤貢獻：活躍顧客群中仍符合 80/20 法則精神，少數顧客會替企業創造較高的利潤貢獻。
3. 活躍顧客中的忠誠顧客對企業的利潤貢獻較高：Bhatty(2001)、Bove and Johnson (2001)、Morrison (2001)等對忠誠顧客定義為「顧客與企業間維持長久的交易關係，而且能夠持續不斷地產生重複購買行為」，本研究以 Data Mining 技術使用 LRFM 資料模型定義忠誠顧客，發現高價值忠誠顧客的獲利性乃所有區隔中獲利性最具價值的顧客。
4. 在活躍顧客中，僅以 R 做為衡量的流失顧客的指標，則流失顧客對企業的利潤貢獻度不一定較低。Groth(1999)認為 R 越長即是顧客流失。個案公司對流失顧客即是顧客與企業很久沒有交易。研究發現在活躍顧客中僅以 R 做為衡量的流失顧客的指標，流失顧客對企業的利潤貢獻度不一定較低。主要原因：(1)活躍顧客中存在潛在忠誠顧客。(2)活躍顧客中存在高購買頻率顧客與低消耗成本顧客。由此可知，僅以 R 來定義流失顧客則無法有效辨識出潛在忠誠顧客、高購買頻率顧客、低消耗成本顧客。
5. 顧客佔有率越高則顧客對企業的利潤貢獻越高：企業追求最大化顧客佔有率目的在提升顧客購買企業產品的種類(Duffy, 1998; Curry, 2000; Ling and Yen, 2001)。研究發現，當活躍顧客之顧客佔有率越高則其顧客獲利性也相對較高，因此企業應有效提升顧客佔有率來增加顧客獲利性。
6. 具有較高顧客獲利性的顧客對於活動的績效表現則會越佳，但是在連續性的活動中，顧客獲利性與活動績效表現間相關性並不一定都很強。個案公司活躍顧客中具有較高獲利性的顧客，對於活動的回應率與郵件活動報酬率皆具有較佳的績效表現，其中以高價值忠誠顧客、消費型促銷顧客、高價值新顧客的績效表現最佳，但研究發現活躍顧客對連續性的 CRM 活動中，顧客獲利性與回應率、郵件活動報酬率間的相關性不一定都很高。

由於本研究結果顯示連續性的 CRM 中活躍顧客的獲利性、回應率及活動報酬率間的相關性並不顯著，因此企業應策略性調整有限資源在 CRM 的連續性活動。Curry(2000)認為企業應透過以顧客為中心的資訊系統建置，以有效規劃、管理與控制與顧客接觸的通路，進而提升顧客滿意度，因為滿意的顧客可以使顧客產生重複購買行為，最終目的在提昇顧客在 CRM 活動的回應績效。目的使行銷人員在進行 CRM 活動中，可有效地辨識企業最具高價值的顧客群。企業應將資源優先配置在高價值忠誠顧客、高價值新顧客上，以有效建立高價值忠誠顧客和高價值新顧客，與企業間長久且緊密的關係。低消耗成本顧客與不確定新顧客對企業仍具有潛在價值，應運用資源以進一步瞭解顧客群的需求，並透過交叉與向上行銷進一步將低消耗成本顧客與不確定新顧客，提升為高價值忠誠顧客。高消耗成本顧客與不確定流失顧客的顧客獲利性與活動績效表現均差，因此企業應減少資源在這群顧客上。高購買頻率顧客與消費型促銷顧客對企業，是有機會成為高價值忠誠顧客，企業應透過行銷策略的組合以刺激這群顧客的顧客佔有率。

參考文獻

1. 葉涼川譯, 2000, *CRM Data Mining 應用系統建置*, McGraw Hill。
2. 呂執中, 林懿貞, 2001『顧客關係管理之策略性應用』, 品質管理月刊, 4月: 20~23 頁。
3. 程曦資訊, 2001『CTI 應用在 Web 之客服中心』, 通訊雜誌, 4月: 70~72 頁。
4. 行政院主計處, 2001『近年零售業營業額變動概況』, 行政院主計處國情通報統計年, 9月。
5. 廖啟揚, 2002『台灣地區零售通路營運走向分析報告(上)』, 零售市場, 第 381 期: 53-61
6. Abidi, S.S. and Ong, J. "A Data Mining Strategy for Inductive Data Clustering: Asynergy Between Self-Organising Neural Networks and K-Means Clustering Techniques," *IEEE Transactions On Neural Networks*, 2000, pp:568-573
7. Anand, S.S. "A Data Mining Methodology for Cross-Sales," *Knowledge-Based System* (10:1) 1998, pp:449-461
8. Berger, P.D. and Smith, G.E. "The effect of Direct Mail Framing Strategies and Segmentation Variables on University Fundraising Performance," *Journal of Direct Marketing*, (11:1) 1997, pp:31-43
9. Berry, M.J. and Linoff, G. *Data mining Techniques: For Marketing, sales and Customer Support*, John Wiley & Sons, 1997
10. Bhatt, M.; Skinkle, R.; Spalding, T. "Redefining Customer loyalty, the Customer's way," *Ivey Business Journal*, January/February 2001, pp. 13-17
11. Bove, L.L. and Johnson, L.W. "Customer relationship with service personnel : do we measure closeness, quality or Strength ?" *Journal of Business Research*, 54, 2001, pp.189-197
12. Brown, S.A. *Customer Relationship Management: A Strategic Imperative in the World of e-Business*, John Wiley & Sons, 2000
13. Bult, J.R. and Wansbeek, T. "Optimal Selection For Direct Mail," *Marketing Science*, (14:4) 1995, pp.378-395
14. Curry, J. and Curry, A. *The Customer Marketing Method*, The Free Press: A Division of Simon & Schulte, 2000
15. Crosby, L.A. and Johnson, S.L. (November/December 2001), "Technology: Friend or Foe to Customer Relationships ?" *Marketing Management*, pp.10-11
16. Dennis, C.; Marsland, D.; Cockett, T. "Data Mining for shopping center customer knowledge management framework," *Journal of Knowledge Management*, (5:1) 2001, pp.368-374
17. Duffy, D.L. "Customer Loyalty Strategies," *Journal of Consumer Marketing*, (15:5)

- 1998, pp.435-448
18. Dukart, J.R. "A Crucial Year for Customer Relationship Management," *e-Doc.*, (16:2) 2002, pp.18-23
 19. Groth, R., *Data Mining: Building Competitive Advantage*, Prentice Hall PTR, 1999
 20. Kalakota, R. and Robinson, M. *e-Business 2.0 : Roadmap for Success*, Addison Wesley, 2001
 21. Kohonen, T. "The Self-Organizing Map," *Proceedings of the IEEE*, (78:9) 1990, 1464-1480
 22. Ling, R. and Yen, D.C. (Spring 2001), "Customer Relationship Management Analysis Framework Strategies," *Journal of Computer Information System*, pp.82-96
 23. Marcus, C. "A practical yet meaningful approach to customer segmentation," *Journal of consumer marketing*, (15:5) 1999, pp.494-504
 24. Meta Group, *Integration: Critical Issues for Implementation of CRM Solutions*, Oracle Corporate Website www.oracle.com, 2001
 25. Morrison, R. "The Business Process of Customer Retention And Loyalty", *Customer Inter@CTION Solutions*, 2001, p.4
 26. Mulhern, F.J. "Customer Profitability Analysis : Measure, Concentration, and Research Directions," *Journal of Interactive Marketing*, (13:1) 1999, 25-40
 27. Pang, L.M. and Norris R. "Applying Customer Relationship Management to Government," *Journal of Government Financial Management*, (51:1) 2002, pp.40-45
 28. Peppard, J. "Customer Relationship Management in Financial Service," *European Management Journal*, (18:3) 2000, pp.312-327
 29. Peppers, D. and Rogers, M. *Enterprise One to One : Tools for Competing in the Interactive Age*, Doubleday, 1997
 30. Rapsas, T. "10 CRM Trends to Watch in 2002," *Target Marketing*, (25:3) 2002, pp.82-86
 31. Reinartz, W.J. and Kumar, V. "On the Profitability of Long-Life Customer in a No contractual Setting: An Empirical Investigation and Implications for Marketing," *Journal of Marketing*, 64 2000, 17-35
 32. Rutherford, M. W.; McMullen, P.; Oswald, S. "Examining the Issue of Size and the Small Business: A Self Organization Map," *Journal of Business & Economic studies*, (7:2) 2001, pp.64-79
 33. Suh, E.H.; Ho, K.C.; Suh, C.K. "Customer list segmentation using the combined response model," *Expert System with Application*, 17 1999, pp. 89-97
 34. Sung, H.H. and Sang, C.P. "Application of Data Mining Tools to Hotel Data mart on the Intranet for Database Marketing," *Expert System with Application*, (15:1) 1998, pp.1-15
 35. Swift, R.S. *Accelerating Customer Relationships Using CRM and Relationship Technology*, Prentice Hall, 2001
 36. Tiwana, A. *The Essential Guide to Knowledge Management E-Business and CRM Applications*, Prentice Hall, 2001

37. Vandermerwe, S. "How Increasing Value to Customers Improves Business Results," *Sloan Management Review*, 2000, pp.27-37
38. Vesanto, J. and Alhoniemi, E. "Clustering of the Self-Organization Map," *IEEE Transactions On Neural Networks*, (11: 3) 2000, pp.568-600
39. Winer, R.S. "A Framework for CRM," *California Management Review*, (43:4) 2001, pp.89-145
40. Yuan, S.T. and Chang, W.L. "Mixed-initiative Synthesized Learning Approach for Web-based CRM," *Expert Systems with Applications*, (20:1) 2001, pp.187-200
41. Zeithaml, V.A.; Rust, R.T.; Lemon, K.N. "The Customer Pyramid : Creating And Serving Profitable Customer," *California Management Review*, (43:4) 2001, pp.118-142